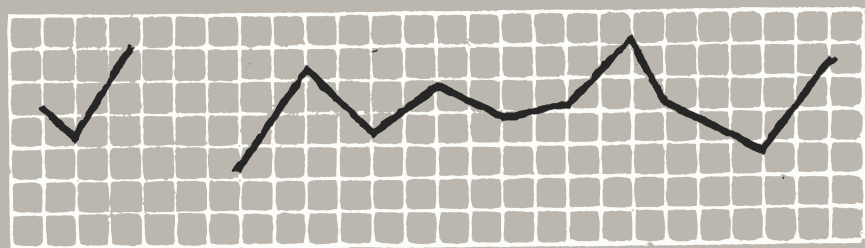


В.А.ДЮК

КОМПЬЮТЕРНАЯ ПСИХОДИАГНОСТИКА



В. А. ДЮК

КОМПЬЮТЕРНАЯ ПСИХОДИАГНОСТИКА

Санкт-Петербург

«Братство»

1994

**ББК 51+32.96
Д95**

Научный редактор:

АЛЕКСАНДРОВ ВИКТОР ВАСИЛЬЕВИЧ — академик РАЕН, доктор технических наук, профессор, заслуженный деятель науки и техники РФ.

ISBN 5-87918-027-1

© «Братство», 1994

ОГЛАВЛЕНИЕ

Предисловие редактора	4
Предисловие	5
1. КОМПЬЮТЕРНЫЕ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИЕ МЕТОДИКИ И СИСТЕМЫ	7
1.1. Классификация психодиагностических методик	7
1.2. Компьютеризация психодиагностических методик	20
1.3. Компьютерные психодиагностические системы	30
1.4. Основные направления развития компьютерной психодиагностики ..	45
2. КОНСТРУИРОВАНИЕ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИХ ТЕСТОВ: ТРАДИЦИОННЫЕ МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ...	55
2.1. Формирование исходного множества признаков	57
2.2. Структура экспериментально-психологических данных и свойства линейных диагностических моделей	60
2.3. Методы, основанные на критерии автоинформативности системы признаков	73
2.4. Методы, использующие внешний критерий	81
2.5. Стандартизация и испытания диагностических моделей	105
3. ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В КОМПЬЮТЕРНОЙ ПСИХОДИАГНОСТИКЕ	119
3.1. Сравнительные характеристики методов распознавания образов ..	119
3.2. Потенциальные и реальные возможности экстенсинальных методов распознавания образов	139
3.3. Алгоритмы преобразования пространства признаков	160
3.4. Методы и алгоритмы анализа структуры многомерных данных ...	175
3.5. Локальные метрики и обобщенные $d^{(s)}$ -метрики — новый подход к анализу данных	201
4. ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ: РАЗРАБОТКА МЕТОДИК ЭКСПРЕСС-ДИАГНОСТИКИ ПСИХИЧЕСКОЙ АДАПТИВНОСТИ	231
4.1. Объекты, методика и условия эксперимента	232
4.2. Анализ базисных шкал ММРІ	247
4.3. Шкала психической адаптивности	266
4.4. Экстенсинальный алгоритм распознавания психической адаптивности	274
5. ПРОБЛЕМЫ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ	291
5.1. Общие сведения об интеллектуальных системах	291
5.2. Методология разработки экспертных систем	309
5.3. Экспертные системы-интерпретаторы результатов психодиагностического тестирования	321
5.4. Структура психологического знания	339
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	351
ЛИТЕРАТУРА	355

Предисловие редактора

Книга В. А. Дюка «Компьютерная психодиагностика» написана в старом добром стиле, располагающем углубленно почитать, поразмышлять и применить полученные знания на пользу себе и обществу. Этот стиль был свойствен отечественным книгам данного жанра в прежние времена, когда для издателя коммерческая прибыль представлялась во многом отвлеченным понятием. Появление такой монографии сегодня — нонсенс, приятный и очень нужный, свидетельствующий, что современные наука и образование, несмотря на переживаемые обществом трудности, не только выживают, но и способны эволюционировать, а коммерческие издательства начинают проявлять интерес к серьезной литературе.

Тема, которой посвящена эта книга, несомненно, актуальна. Поднятые проблемы применения компьютеров в психодиагностике и описанные пути их решения полезно знать самому широкому кругу людей. Это врачи и психологи, стремящиеся получить новые профессиональные знания, программисты, разрабатывающие компьютерные диагностические системы, и просто массовый читатель, желающий повысить свой интеллектуальный уровень. В то же время следует предупредить, что эта книга не для дилетантов. Она не содержит рекомендаций по модным тестам. Важное место в книге уделено сложным вопросам оценки и усиления достоверности диагностических решений с помощью современных компьютерных методов получения и анализа высокоразмерной информации. Человеку, представляющему суть таких методов, совершенно ясно, что приборы типа, например, «детектора лжи» — не фантастика, не «буржуазное изобретение, ущемляющее личность», а объективная реальность.

Возможности использования компьютеров в непростой и многогранной области, какой является психодиагностика, изложены достаточно аргументированно и на хорошем профессиональном уровне. Мои контакты с автором монографии на протяжении 15 лет дают основание положительно отнестись к такому объемному междисциплинарному труду. Конечно, как и всякий объемный научный труд, эта книга не свободна от недостатков. Отдельные вопросы даются быстрыми широкими мазками, другие, напротив, описываются, может быть, излишне подробно. Рядом соседствуют «разнокалиберные» понятия: от сравнительно тривиальных до специфических профессиональных в различных областях знаний (медицина, психология, математика, информатика). Естественно, это затрудняет восприятие текста. Но здесь уместно повторить, общая тематика монографии В. А. Дюка «Компьютерная психодиагностика» крайне актуальна и полезна читателю.

Академик РАЕН В. В. Александров

ПРЕДИСЛОВИЕ

В психологии, психиатрии и других областях, связанных с исследованиями психики человека, значительную роль играют экспериментальные психодиагностические методики. Эти методики позволяют количественно выражать различные особенности людей, определяющие их внутреннее состояние и отношения с окружающим миром. Такое количественное выражение достигается путем организации специальной стимульной среды, в которую помещается человек, регистрации тех или иных показателей реакций испытуемого и задания правил преобразования регистрируемых показателей в оценку диагностируемых свойств.

Важное значение в развитии экспериментальных психодиагностических методик имеют технические средства стимуляции, регистрации и обработки психодиагностической информации. Эти технические средства нашли свое наиболее полное воплощение в современных высокопроизводительных компьютерах с их мощными операциональными и изобразительными возможностями. Применению компьютеров в психодиагностике посвящена настоящая книга.

Использование в психодиагностике возможностей современных компьютеров компактно хранить, быстро извлекать, оперативно и всесторонне анализировать и наглядно отображать экспериментальную информацию влечет за собой эффекты, которые условно можно назвать количественными и качественными.

Первый тип количественных эффектов связан главным образом с автоматизацией рутинных операций традиционного психодиагностического эксперимента, таких как инструктаж испытуемого, предъявление стимулов и регистрация ответов испытуемого, ведение протокола, расчет и выдача результатов и т. п. За счет такой автоматизации повышаются уровень стандартизации, точность и скорость получения выходных диагностических данных, что бывает крайне необходимо в таких областях, как клиническое обследование или психологическое консультирование. Кроме того, оперативность обработки информации при компьютерном эксперименте позволяет проводить в сжатые сроки массовые психодиагностические обследования, которые, в частности, используются для решения задач профессионального психологического отбора или профессиональной ориентации в условиях дефицита временных и других ресурсов.

Качественные эффекты можно разделить на две категории. Первую категорию составляют эффекты, обеспечиваемые возможностями современных компьютеров реализовывать новые ви-

ды психодиагностических экспериментов. Сюда относятся возможности генерировать новые виды стимулов (динамические и полимодальные), по-новому организовывать стимульную последовательность (например, так называемое адаптивное тестирование), регистрировать ранее не доступные параметры реакций испытуемых, оформлять психодиагностические методики в виде компьютерных игр и т. п. Вторая категория качественных эффектов сопряжена с применением в психодиагностике последних достижений в области информационных технологий. Эти достижения касаются способов создания и ведения компьютерных баз данных, алгоритмов распознавания образов в психодиагностике и методов искусственного интеллекта, основанных на манипулировании знаниями в рассматриваемой предметной области.

Все перечисленные вопросы являются прерогативой компьютерной психодиагностики и с той или иной степенью подробности излагаются в этой книге. В то же время основное внимание уделено применению в психодиагностике алгоритмов распознавания образов, эффективность которых подтверждена результатами многолетней и обширной практики. Предлагается новая методология компьютерного анализа данных психодиагностического эксперимента, позволяющая более полно раскрыть информационный потенциал этих данных.

Книга адресована специалистам, разрабатывающим и эксплуатирующим компьютерные диагностические системы в медицинских, психологических и других учреждениях, а также врачам, психологам и специалистам, связанным по роду своей деятельности с решением психодиагностических задач. Кроме того, представленный материал может быть полезен математикам и специалистам в области анализа многомерных данных.

Автор благодарит коллектив сотрудников лаборатории клинической психологии Психоневрологического института им. В. М. Бехтерева, возглавляемой доктором медицинских наук, профессором Л. И. Вассерманом, за творческое участие в обсуждении ряда актуальных вопросов компьютерной психодиагностики, а также руководителя организационно-методического отдела Психоневрологического института им. В. М. Бехтерева доктора медицинских наук, профессора Ю. Я. Тупицына за содействие при подготовке книги. Большой помощью в работе автора служили постоянное внимание и ценные советы доктора медицинских наук, профессора Б. Д. Карвасарского. Значительное влияние на взгляды автора в области современных компьютерных технологий оказал академик РАЕН В. В. Александров. Особую признательность автор выражает ведущему научному сотруднику Б. В. Иовлеву, без обсуждения с которым как частных, так и общих методологических вопросов по всем разделам было бы невозможно достичь требуемого качества книги.

1. КОМПЬЮТЕРНЫЕ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИЕ МЕТОДИКИ И СИСТЕМЫ

1.1. Классификация психодиагностических методик

Психодиагностика характеризуется широким спектром методических подходов. Многообразие этих подходов обуславливает существование различных систем классификации психодиагностического эксперимента в зависимости от выделяемых разными авторами значимых для классификации атрибутов (например, Мельников В. М., Ямпольский Л. Т., 1985; Общая психодиагностика, 1987; Пирьев Г. Д., 1985; Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989). Для компьютерной психодиагностики таким значимым атрибутом может служить формализуемость психодиагностической методики, которой определяется возможность использования в психодиагностическом эксперименте компьютерной информационной технологии.

Для конкретизации понятия «формализуемость» целесообразно выделить сравнительно самостоятельные элементы психодиагностического эксперимента, поддающиеся систематизации. К ним относятся, в первую очередь, воздействие на испытуемого в ходе эксперимента (стимулы), ответы (отклики) испытуемого на это воздействие и операции с информацией, рожденной реакциями испытуемого на стимулы. Соответственно, основанием для классификации психодиагностических методик могут служить различные сочетания форм тестовых заданий со способами реагирования испытуемых, дополненные характеристиками процедур обработки экспериментальных данных.

В таблице 1.1 представлены формы тестовых заданий психодиагностических методик. В этой таблице все виды стимулов разделены на вербальные и невербальные. В свою очередь, среди вербальных вычлениются стандартизированные и индивидуально ориентированные стимулы, а невербальные включают в себя статические и динамические стимулы. Вербальные стимулы — это вопросы, утверждения и задания, выраженные словами. Стандартизированные стимулы являются одинаковыми для всех испытуемых, в то время как индивидуально ориентированные подбираются в отдельности для каждого конкретного испытуемого. Невербальные стимулы — это картинки, фигуры, значки, пятна и т. п. Кроме того, невербальные стимулы могут обращаться к сфере не только зрительного восприятия, а и других чувств (слух, осязание, обоняние, вкус). Параметры статических невербальных стимулов постоянны во времени, а у ди-

Таблица 1.1

Виды тестовых заданий

Виды стимулов				Порядок предъявления стимулов		
Вербальные		Невербальные		Фиксированный	Переменный	
Стандартизированные	Индивидуально ориентированные	Статические	Динамические		Случайный	С обратной связью

намических объектов могут изменяться форма, цвет, высота тона звука и т. д.

Характеристика форм тестовых заданий дополняется описанием порядка предъявления стимулов в процессе психодиагностического эксперимента. Этот порядок может быть фиксированным и переменным. Разновидностью переменного порядка является случайное предъявление стимулов, которое применяется, например, для организации рандомизированного исследования. Другая разновидность связана с использованием в ряде психодиагностических методик обратной связи с испытуемым, когда содержание и форма текущего стимульного материала зависят от реакций испытуемого на предыдущие стимулы.

Способы ответов испытуемого на тестовые стимулы разделяются на закрытые, открытые и динамическое реагирование через органы управления (табл. 1.2). При закрытом способе все ответы в совокупности образуют полную группу, или, иными словами, все возможные виды ответов заранее известны. Эти ответы могут осуществляться в форме выбора из «меню ответов» (в зависимости от объема меню различают методики с альтернативным и множественным выбором), с помощью оценива-

Таблица 1.2

Виды ответов на тестовые задания

Закрытые				Открытые		Динамическое реагирование через органы управления
Выбор	Оценивание признака по заданной шкале	Восстановление частей	Переструктурирование	Дополнение	Свободное конструирование	

ния значения какого-либо признака по заданной шкале, путем восстановления частей предложений, фигур и т. д., а также посредством переструктурирования данных. Открытые способы предполагают ответы испытуемого на предъявляемые стимулы в свободной форме. При этом могут быть регламентированы лишь самые общие требования к форме ответа (вербальная или невербальная, ориентировочные объем и время). Открытые способы включают в себя ответы в виде дополнения заданного стимула и ответы, в которых полностью допускается свободное конструирование. При динамическом реагировании через органы управления используются перцептивные и моторные способности испытуемого.

Ниже приводятся характеристики возможных форм сочетаний тестовых заданий с видами ответов испытуемых, которые иллюстрируются ссылками на известные психодиагностические методики, а также дается оценка соотношения качественного и количественного компонентов в процедурах анализа экспериментальных данных для каждого выделенного класса психодиагностических методик.

Стимулы — вербальные
стандартизированные.

Ответы — закрытые,
типа «Выбор».

Сочетание вербальных стандартизированных стимулов с закрытыми ответами типа «Выбор» определяет самый обширный круг психодиагностических методик — тесты-опросники. Задания в этих тестах представлены в виде вопросов или утверждений, относительно которых испытуемый выносит суждения (наиболее часто используется двух- или трехальтернативный выбор ответов, например, «Верно», «Неверно», «Не могу сказать»). По содержанию среди тестов-опросников условно выделяют опросники-анкеты, биографические опросники и личностные опросники.

Опросники-анкеты предназначены для получения какой-либо информации об обследуемом, не имеющей непосредственного отношения к его личностным особенностям. Примером может служить Мичиганский скрининг-тест выявления алкоголизма, для которого характерна слабая связь полученных результатов с личностными показателями обследуемых (отечественная адаптация теста произведена А. Е. Бобровым и А. Н. Шурыгиным /1985/).

Биографические опросники ориентированы на получение данных об истории жизни человека. Наиболее типичные вопросы в них относятся к уровню и характеру образования, спе-

циальным навыкам и другим относительно объективным показателям. Информация, даваемая биографическими опросниками, как правило, является вспомогательной для получения достоверной интерпретации результатов психодиагностических тестов, но может носить и собственно диагностический и прогностический характер.

Личностные опросники представляют наиболее объемную группу тестов-опросников. Они предназначены для измерения различных особенностей личности. Одна и та же психологическая переменная в этих опросниках отражается группой пунктов (не менее 6—7). Пункты могут быть прямыми, апеллирующими непосредственно к опыту субъекта (например: Бойтесь ли Вы темноты?), либо к мнениям, суждениям испытуемого, в которых косвенно проявляется его личный опыт или переживания (например: Большинство людей честны) /Общая психодиагностика, 1987/. Опросники строятся как одномерные, представляющие одну переменную, или многомерные, одновременно отражающие несколько личностных показателей. Среди личностных опросников выделяют опросники черт личности, типологические опросники, опросники мотивов, интересов, ценностей и установок.

При конструировании опросников черт личности используется подход, базирующийся на выделении групп тесно связанных личностных признаков (Примером может служить популярный опросник 16PF Р. Кэттелла /1970/. Отечественная адаптация с применением компьютерного анализа пунктов проведена А. Г. Шмелевым и В. И. Похилько /1987/). Типологические опросники основываются на объединении похожих испытуемых в группы (типы), и в них в качестве имени понятия выступает название соответствующего типа, а содержание раскрывается описанием типичного (или усредненного) представителя /Мельников В. М., Ямпольский Л. Т., 1985/. Одним из наиболее распространенных как за рубежом, так и у нас в стране является Миннесотский многофазный личностный опросник (MMPI). Первая отечественная адаптация MMPI произведена Ф. Б. Березиным с соавторами /1976/ и Л. Н. Собчик /1971/.

Опросники мотивов позволяют установить, на что направлена активность индивидуума (мотивы как причины, определяющие выбор направленности поведения). Примером в отечественной психодиагностике может служить адаптированный Ю. Л. Ханиным сокращенный вариант опросника Марлоу — Крауна /1976/. Этот опросник стандартизирован на выборке спортсменов и используется для диагностики мотивации одобрения, контроля за фактором «социальной желательности», а также при изучении предпочитаемых средовых и межличностных влияний.

Опросники интересов в зависимости от степени насыщенности личностными показателями могут быть отнесены и к опросни-

кам-анкетам. Наиболее известным за рубежом является разработанный Э. Стронгом «Бланк профессиональных интересов» /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. В этом опроснике определяются четыре параметра интересов: 1) сходство интересов обследуемого с интересами лиц, достигших успеха в определенной профессии; 2) сходство интересов обследуемого с типично мужскими и типично женскими; 3) степень зрелости интересов; 4) степень профессиональной подготовки. «Бланк» содержит 400 заданий, разделенных на 8 рубрик, например, «профессия», «школьные предметы», «развлечения» и т. д.

Опросники ценностей направлены на измерение ценностных ориентаций личности, которые формируются в процессе усвоения социального опыта и обнаруживаются в интересах, установках и других проявлениях личности. Поэтому опросники ценностей близки к опросникам интересов, мотивов и установок /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. Примером является опросник ценностей специальностей Д. Супера, дающий сведения о важности для обследуемого каждой из 45 ценностей специальностей, например, помощь другим — для психолога, возможность продвижения по службе — для администратора и т. д. /А. Анастаси, 1982/.

Опросники установок применяются преимущественно в социально-психологических и социологических исследованиях /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/.

Применение тестов-опросников характеризуется малой степенью вовлеченности психодиагноста в процедуру обследования. Алгоритмы обработки результатов этих тестов, как правило, представляют собой несложную процедуру подсчета количества совпадения ответов испытуемого с так называемым диагностическим ключом и последующее приведение полученного результата к нормированному виду. Очевидно, автоматизация подобного тестирования с помощью современных компьютеров является несложной технической задачей. Основные трудности встречаются на этапе формирования автоматизированной интерпретации данных многомерных тестов-опросников.

«Ручное» использование тестов-опросников предполагает фиксированный порядок предъявления стимулов. Изменение этого порядка на случайный приводит к рандомизированному типу психодиагностического эксперимента. Включение с помощью компьютера обратной связи обеспечивает проведение так называемого адаптивного тестирования.

Стимулы — невербальные
статические.

Ответы — закрытые,
типа «Выбор».

Методики данного типа применяются, например, для исследования пространственного воображения, комбинаторных способностей и способностей соотнесения невербальных стимулов к определенному классу из заданного алфавита классов. Сюда относятся, в частности, некоторые задания теста исследования структуры интеллекта Амтхауэра (адаптированный вариант под названием «тест-Су» нашел применение для изучения уровня интеллектуального развития учащихся младших классов /Лийметс с соавт., 1974/). Так, в заданиях «выбор фигур» (FS) в качестве стимулов приводятся разделенные на части геометрические фигуры, которые нужно соотнести с предлагаемыми изображениями целых фигур.

Обработка результатов в данном случае сводится к оценке количества правильно произведенных выборов. В качестве диагностического параметра нередко используется время решения заданий теста. Очевидно, что современные компьютеры, обладающие развитыми изобразительными средствами, позволяют полностью автоматизировать подобные методики. При этом в качестве стимулов могут выступать не только статические, а и динамические объекты.

Стимулы — вербальные
 стандартизированные;
 невербальные
 статические.

Ответы — закрытые, типа
 «Восстановление частей».

Психодиагностические методики рассматриваемого типа являются, по сути, модификацией тестов с множественным выбором. Отличительной особенностью этих методик является то, что испытуемым предлагается самим сформулировать (сконструировать) ответ, не прибегая к меню возможных ответов. Таким образом, испытуемый не ограничен какими-либо рамками в своих ответах. В то же время при данном подходе предполагается, что существуют правильные ответы на задания теста, которые могут быть выражены в достаточно определенной форме.

Примером методик указанного типа может служить субтест нахождения недостающих деталей Векслера, с помощью которого изучаются особенности зрительного восприятия, наблюдательность, способность отличить существенные детали /Wechsler D., 1958/. В этом субтесте испытуемый должен отыскать какую-либо недостающую деталь или какое-то несоответствие на каждом из 21 рисунке. На ответ отводится не более 20 сек. и правильность ответа оценивается одним баллом. Дру-

гим примером является субтест Амтхауэра «Ряды чисел» (ZR), направленный на исследование индуктивного мышления испытуемого и его способности оперировать с числами. В 20 заданиях субтеста ZR требуется установить закономерность числового ряда и продолжить его. Здесь также на выполнение заданий вводится лимит времени.

Обработка результатов обследования с помощью психодиагностических методик рассматриваемого класса в достаточной степени формализована. Диагностическими признаками здесь выступают количества правильно выполненных заданий. Также в ряде случаев ценная диагностическая информация содержится в параметрах временной динамики выполнения теста.

Стимулы — вербальные
 стандартизированные;
 невербальные
 статические.

Ответы — закрытые, типа
 «Переконструирование».

Тестовые задания, предполагающие ответы типа «переконструирование данных», заключаются в составлении комбинаций из заданного алфавита вербальных или невербальных элементов. Как правило, считается известной «правильная» комбинация элементов, но это не является обязательным условием, так как оценке могут подлежать такие параметры, как, например, оригинальность созданной комбинации. В качестве типичного примера можно привести субтест последовательности картинок в шкале измерения интеллекта Векслера. С помощью этого субтеста исследуется способность испытуемого к организации фрагментов в логическом поле, пониманию ситуации и предвосхищению событий /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. В задании предлагается 8 серий картинок, обобщенных каким-либо сюжетом, в соответствии с которым испытуемый должен разложить картинки в определенной последовательности. Оценка в данном субтесте зависит от правильности и времени решения.

Примером использования вербальных стандартизированных стимулов может служить субтест «составление предложения по трем предлагаемым словам», входящий в аналитический тест интеллекта Р. Мейли /1969/. Испытуемый должен за две минуты составить из набора слов как можно больше предложений. Критерием оценки выполненного задания служит мысль, объединяющая слова. Если мысль, положенная в основу связки слов, неудачна или представленная фраза бессмысленна, испытуемому присваивается 1 балл; банальному

содержанию фразы соответствует 2 балла, а за оригинальную мысль дается 3 балла.

Как видно из приведенных примеров, обработка результатов обследования с помощью методик рассматриваемого типа может содержать как количественный, так и качественный компоненты. Но в целом ограниченный алфавит стимулов, подвергающихся переструктурированию, и, соответственно, ограниченный и известный набор возможных комбинаций дает основание отнести указанные методики к достаточно четко структурированным и допускающим сравнительно высокую степень формализуемости процедуры обработки экспериментальной информации.

Стимулы — вербальные
стандартизированные;
невербальные.

Ответы — закрытые, типа
«Оценивание значения
признака по заданной
шкале».

Психодиагностические методики данного типа связаны с оценкой различных объектов (словесных утверждений, изображительного материала, конкретных лиц и т. п.) по выраженности в них качества, заданного шкалой (например, «теплый — холодный», «сильный — слабый» и т. д.). В качестве примера характерен метод семантического дифференциала, разработанный Ч. Осгудом /1957/. Этот метод предназначен для измерения различий в интерпретации понятий испытуемыми. Исследуемый объект, в качестве которого может выступить слово, понятие, символ в вербальной или невербальной форме, оценивается путем соотнесения с одной из фиксированных точек шкалы, заданной полярными по значению признаками. Пространство шкалы между противоположными значениями воспринимается испытуемым как континуум градаций выраженности признака. Весь континуум шкалы разбивается, как правило, на 7 интервалов, и оцениваемый признак может принимать значения от -3 до $+3$.

Полученные на основании процедуры семантического дифференциала количественные данные изображаются в виде так называемого семантического профиля исследуемого понятия. Точность отражения стимула зависит от числа заданных осей (признаков). Однако на практике обычно выделяют несколько факторов, которые могут выражаться одной шкалой или группой шкал, коррелирующих с исследуемым фактором. Ч. Осгудом была предложена трехфакторная модель семантического дифференциала, объясняющая от 50 до 65% дисперсии оценок.

В первый фактор («фактор оценки») вошли шкалы типа «хороший — плохой», «приятный — неприятный», «красивый — уродливый» и т. д. Второй фактор («фактор силы») составили шкалы типа «сильный — слабый», «большой — малый». Третий фактор («фактор активности») включает шкалы типа «быстрый — медленный», «активный — пассивный» и т. д.

Применяя технику семантического дифференциала для оценки множества объектов одним испытуемым или одного объекта группой испытуемых, на выходе получают числовые таблицы вида объект — признак, которые в дальнейшем могут быть подвергнуты анализу многомерных группировок как объектов, так и признаков. Этот анализ позволяет выявлять особенности психосемантики и отношений к объектам и явлениям. Метод семантического дифференциала дает полезную информацию о «понятийной структуре» испытуемого, об его оценке своих близких, направленности и особенностях личностного общения, идентификации себя с окружающими. Данный метод применим для анализа значений, оценок, контактности при подборе лиц, тесно связанных процессом профессиональной деятельности, исследования супружеских пар и т. д. В нашей стране методы рассматриваемого типа активно используются и развиваются В. Ф. Петренко /1983/ и А. Г. Шмелевым /1983/.

Как видно из приведенного краткого описания одной из шкальных техник оценивания, технология применения методик данного типа сопряжена с большим количеством вычислений, которые необходимы для реализации любого алгоритма из богатого арсенала алгоритмов анализа таблиц объект — признак. Поэтому психодиагносту, желающему использовать ту или иную шкальную технику оценивания, компьютер будет служить эффективным подспорьем. В то же время интерпретация результатов подобного компьютерного анализа экспериментального материала трудноформализуема и основной акцент в такой интерпретации приходится на психодиагноста, который помимо своих профессиональных знаний должен хорошо представлять особенности алгоритмов выявления структуры многомерных данных. Расширение методик указанного типа возможно с помощью компьютерного моделирования динамических объектов.

Стимулы — вербальные и
 невербальные
 индивидуально ориентированные.

Ответы — закрытые, типа
 «Оценивание значения
 признака».

Примером индивидуально ориентированного подхода к субъективному шкалированию является техника репертуарных решеток. Она предложена Г. Келли в 1955 году и направлена на изучение индивидуально-личностных конструктов, опосредующих восприятие и самовосприятие при анализе личностного смысла понятий /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. Под индивидуальной системой конструктов имеется в виду система отношений и установок к миру. По Г. Келли, «конструкт можно представить себе как референтную ось, основной параметр оценки... На поведенческом уровне его можно рассматривать как открытый человеком способ поведения...» /Франселла Ф., Баннистер Д., 1987/. Описание конструкта, по Г. Келли, удобнее всего провести в биполярных понятиях, при этом конструкт становится тем, «чем два или несколько объектов сходны между собой и, следовательно, отличны от третьего объекта или нескольких других объектов». Биполярность конструктов дает возможность получить матрицу взаимоотношений между ними конструкт — конструкт и применить для выявления структуры смысловых параметров, лежащих в основе восприятия данным человеком себя и других людей, объектов и отношений, алгоритмы анализа многомерных данных (факторный и кластерный анализ, неметрическое шкалирование и пр.).

Несмотря на внешнее сходство техника репертуарных решеток радикально отличается от метода семантического дифференциала. Здесь используются не заданные извне признаки, а выявляются собственные, индивидуальные конструкты, создаваемые непосредственно в ходе обследования. Поэтому техника репертуарных решеток является гораздо более гибким и тонким инструментом. Между тем эти качества обуславливают значительную вовлеченность эксперта в процесс психодиагностики, и, хотя для эффективного использования техники репертуарных решеток совершенно необходима компьютерная поддержка методики, в самой процедуре обследования и интерпретации результатов акцент еще более смещается в сторону использования трудно формализуемых знаний и опыта эксперта — психодиагноста. Индивидуально ориентированный подход в отечественной психологии с применением компьютеров активно развивается А. Г. Шмелевым и В. И. Похилько /1982, 1984, 1990/.

Стимулы — вербальные
стандартизированные.

Ответы — открытые, типа
«Дополнения».

Примером психодиагностических методик данного типа может служить методика завершения предложений. Обследуемому

предлагается серия незаконченных предложений, состоящих из одного или нескольких слов, с тем чтобы он их завершил по своему усмотрению. Предложения в данной методике формулируются таким образом, чтобы стимулировать испытуемого на ответы, относящиеся к изучаемым свойствам личности. Другим примером является методика завершения историй. Здесь в отличие от предыдущей методики в качестве стимула выступает небольшой рассказ. Данные методики в нашей стране применяются преимущественно в клинико-диагностических исследованиях /Румянцев Г. Г., 1969/.

Стандартизация рассматриваемых методик достигается путем отнесения произвольных ответов испытуемого к некоторому опорному множеству психологических категорий. Открытые опросники предполагают использование контент-анализа. Для решения задач контент-анализа компьютеры начали применяться в 60-х годах. Составление вычислительных программ для такого анализа является трудоемким делом. Поэтому компьютеризация данных методик проблематична. Здесь важно правильно оценить выигрыш, который может дать машинная обработка по сравнению с ручным анализом произвольных ответов. А это, в свою очередь, зависит от конкретных задач исследования, объема материала, подлежащего анализу, и от степени его формализуемости.

Стимулы — невербальные
статические.

Ответы — открытые, типа
«Дополнения».

Показательным примером методики дополнения невербальных стимулов является рисуночный тест Вартегга /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. Стимульный материал этого теста состоит из 8 стандартных, ограниченных белым пространством графических знаков, расположенных на черном поле. Обследуемому необходимо в имеющемся пространстве выполнить рисунки с учетом изображенных знаков. В процессе работы испытуемого фиксируется последовательность выполнения рисунков, а после завершения задания испытуемому предлагается ответить на вопросы о том, какой рисунок более удался, каково содержание рисунков и пр.

При интерпретации результатов исходят из определенных свойств, приписываемых графическим знакам. Так, например, точке приписывают мягкость, органичность, незаметность, неопределенность; квадрат — это угловатость, темнота, тяжесть; полукруг, состоящий из точек, связывают с эмоциональной чуткостью, отзывчивостью, детальным членением и т. д. Так-

же большое значение при интерпретации результатов придается выраженному в рисунках «отношению» к исходному знаку. Пренебрежение, игнорирование знака в рисунках — симптом сосредоточенности на собственном «Я». Диффузное внимание к знаку — симптом изобретательности, выдумки. Фиксированное внимание к знаку — симптом концентрации на конкретных, вещественных элементах. Наконец, стремление качественно оформить исходный знак — симптом творческого начала. Учитываются также содержание рисунков и их графическое исполнение. В работах отечественных психологов вне связи с теоретическими построениями автора этот тест используется при обследовании психически больных /Блейхер В. М., Крук И. В., 1986/.

Стимулы — вербальные
стандартизированные;
невербальные.

Ответы — открытые, типа
«Свободное конструирование».

Для психодиагностических методик, предполагающих ответы в форме свободного конструирования, стимулы могут быть самыми разнообразными — как вербальными, так и невербальными. То же самое можно сказать и о виде ответов испытуемых — это могут быть рисунки на заданную тему, рассказы, интерпретации изображений и т. д. В данной группе методик основная доля приходится на проективные тесты. Диагностика с помощью проективных тестов осуществляется на основе анализа взаимодействия испытуемого с внешне нейтральным, как бы безличным материалом, становящемся в силу недостаточной структурированности «стимулом», порождающим процессы фантазии и воображения субъекта /Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М., 1989/. К проективным тестам относятся также и рассмотренные выше методики с ответами в виде дополнений стимулов. Но целесообразно выделить методики со свободным конструированием ответов в отдельную группу, так как они имеют еще менее формализуемую структуру.

В качестве примеров приведем два популярных теста — тест Роршаха, в котором испытуемый должен придать смысл симметричным аморфным черно-белым и цветным изображениям (см., например, Беспалько И. Г., Гильяшева И. Н., 1983) и тест тематической аперцепции (ТАТ), основанный на толковании испытуемым сюжетов специально подобранных картинок (например, Норакидзе В. Г., 1975). В проективных методиках количественные диагностические оценки могут быть получены на основании измерения объема ответа испытуемого, подсчета частоты обращения к отдельным «темам» и т. п. На практике

использование проективных методик часто опирается на интуицию и теоретическую подготовку психодиагноста.

Стимулы — невербальные
динамические.

Ответы — динамическое реагирование
через органы управления.

Рассматриваемое сочетание стимулов и ответов соответствует классу психодиагностических методик, которые обычно называют аппаратными тестами. Эти тесты используются в исследованиях параметров времени реакции (реактометры, рефлексометры), типологических особенностей высшей нервной деятельности и пр. Наличие обратной связи между ответами (реакциями) испытуемого и стимулами свойственно большому количеству критериально-ориентированных аппаратных тестов, в которых моделируются условия какой-либо критериальной деятельности. До сравнительно недавнего времени реализация этих методик требовала специального и часто дорогостоящего оборудования. Развитие вычислительной техники, появление, в частности, микропроцессорных контроллеров и персональных компьютеров открыло новые перспективы развития аппаратных методик. Автоматизированные пульта для испытуемых могут быть объединены в этом случае с информационными системами, позволяющими оперативно и всесторонне анализировать различную психодиагностическую информацию при обследовании широких контингентов испытуемых. На экране дисплея компьютера могут моделироваться разнообразные виды деятельности, имитироваться объекты слежения, управления и т. д. Параллельно с помощью специальных датчиков и микропроцессорных контроллеров может производиться съем и ввод в компьютер психофизиологической информации. Отдельно можно выделить также подкласс аппаратных тестов, который в настоящее время стал активно развиваться и в котором моделирование опосредуется компьютерными играми.

В целом по поводу аппаратных тестов отметим, что они представляют обширное самостоятельное направление компьютерной психодиагностики, нуждающееся в отдельном анализе. Рамки настоящего издания не позволяют рассмотреть это направление более подробно.

Стимулы — вербальные
индивидуально
ориентированные.

Ответы — открытые.

Этот класс методик можно определить как диалогические техники, в которых предполагается непосредственный контакт психодиагноста с обследуемым и учитываются специфические особенности конкретной диагностической задачи. Разумеется, диалогические техники наименее формализуемы и в них более всего важно живое взаимодействие эксперта и обследуемого. Поэтому в настоящее время данные техники не имеют никакого отношения к компьютерной психодиагностике, и они упомянуты здесь только для полноты классификационной картины. В то же время можно предположить, что в будущем с развитием естественно-языковых компьютерных экспертных систем диалогические техники могут занять свое место в компьютерной психодиагностике.

1.2. Компьютеризация психодиагностических методик

Внедрение компьютеров в психодиагностику в настоящее время идет главным образом по пути создания автоматизированных версий отдельных методик. Большинство этих версий касается методик со стандартизированными вербальными и статическими невербальными стимулами, на которые испытуемый дает ответы закрытого типа. Переложение на компьютерную основу таких методик, ранее разработанных для ручного употребления и имеющих хорошо формализованную структуру, не представляет особой сложности. В данном случае компьютер фактически выполняет функцию обычного калькулятора с той лишь разницей, что он обеспечивает автоматическое предъявление испытуемым тестовых заданий, выдает результаты в привычном для психодиагноста виде и ведет протокол эксперимента. Однако уже здесь наблюдается положительный для практической психодиагностики эффект. Составляющие этого эффекта следующие.

Во-первых, быстрое получение диагностических результатов бывает крайне необходимо в таких областях, как, например, клиническое обследование или консультирование. Во-вторых, эксперт освобождается от трудоемких рутинных операций и может сконцентрироваться на решении сугубо профессиональных задач (к рутинным операциям относятся инструктирование испытуемого, предъявление ему заданий, проверка правильности ответов, ведение протокола эксперимента и обработка результатов). В-третьих, немаловажной является точность регистрации результатов, а также существенно отсутствие ошибок обработки результатов, которые неизбежны при ручных методах расчета выходных показателей объемных тестов (например, раньше при ручной обработке ММРІ допускалось до 20% ошибок, Тихомиров О. К. и др., 1990). В-четвертых, оперативность об-

работки данных при компьютерном эксперименте позволяет проводить в сжатые сроки массовые психодиагностические обследования путем параллельного тестирования многих испытуемых /Воробьев В. М. и др., 1982/. Как следствие перечисленных составляющих, компьютеризация психодиагностических методик оказывает положительное действие на повышение качества и снижение стоимости психодиагностических экспериментов.

Некоторые авторы (например, Ермакова И. В., 1986) отмечают также положительное влияние компьютеров на условия психодиагностических экспериментов. Подчеркивается, что применение вычислительной техники способствует повышению уровня стандартизации этих условий за счет единообразного инструктирования испытуемых и предъявления заданий, не зависящих от пола, возраста, степени привлекательности, настроения и предвзятости как экспериментатора, так и самого обследуемого. Кроме того, обращается внимание, что конфиденциальность автоматизированного тестирования позволяет испытуемому быть более откровенным и естественным во время эксперимента. Также в ряде случаев считается полезной возможностью скрыть от испытуемого особенности эксперимента, технологию получения результирующих показателей.

Положительные черты компьютерного обследования имеют и свою оборотную сторону, которую необходимо учитывать. Изменение условий психодиагностического эксперимента, пусть и в лучшую сторону с позиций стандартизации, требует обязательной проверки компьютерной версии методики на ее адекватность традиционному «ручному» аналогу. Проблемы взаимодействия испытуемого с автоматизированной системой, рассматриваемые в рамках задачи человеко-машинного взаимодействия, еще далеки от полного понимания /Ермакова И. В., 1986/. При общении с компьютером у испытуемого могут возникать, например, эффекты «психологического барьера» и «сверхдоверия» /Тихомиров О. К. и др., 1989/. Поэтому автоматизированные варианты психодиагностических методик, как минимум, должны подвергаться рестандартизации.

Кроме перечисленных выше «количественных» составляющих эффекта от применения компьютеров, психологу предоставляются качественно новые возможности организации компьютерного психодиагностического эксперимента.

1) Динамическая и полимодальная стимуляция.

«Ручные» психодиагностические методики позволяют предъявлять испытуемому только статические стимулы в виде текстов и рисунков. На экране дисплея современного компьютера можно изображать средствами компьютерной графики динамические объекты. Это кардинально расширяет возмож-

ности психодиагностики, так как динамичность стимульной среды открывает путь к качественному скачку в приближении модельной деятельности по выполнению теста к реальной деятельности, для прогноза эффективности которой тест предназначен /Шмелев А. Г., 1990/. Также принципиальной является предоставляемая современными компьютерами возможность полимодальной стимуляции — сочетание зрительной и звуковой стимуляции. Средства организации компьютерного интерфейса позволяют конструировать и тиражировать большинство критериально-ориентированных аппаратурных методик. Кроме того, моделирование с помощью компьютера динамических стимулов может существенно разнообразить круг психодиагностических методик, использующих как закрытые, так и открытые типы ответов.

2) Переменный порядок предъявления тестовых стимулов.

Современные компьютеры позволяют применять и развивать психодиагностические тесты с переменных порядком предъявления тестовых стимулов. Простейшим вариантом, не нуждающимся в специальном теоретическом рассмотрении, является случайный порядок организации стимульной последовательности, который требуется для проведения рандомизированных экспериментов. Ниже излагаются принципы организации так называемого адаптивного тестирования, в котором порядок предъявления стимулов регулируется с помощью обратной связи.

Адаптивное тестирование заключается в том, что последовательность предъявляемых испытуемому заданий зависит от результатов его ответов на предыдущие задания. Вследствие этого испытуемому в процессе многоступенчатого тестирования может предъявляться гораздо меньше заданий с сохранением диагностической способности целого теста. За счет адаптивного подхода удается значительно снизить трудоемкость и время тестирования, что на практике бывает очень важно (например, при обследовании детей, больных, умственно отсталых).

Особенности создания компьютерных адаптивных тестовых методик подробно обсуждаются в /Анастаси А., 1982; Elithorn A. et al., 1982; Kleinmuntz B., 1982; Lyons J. P. et al., 1981; Общая психодиагностика, 1987/. Технической предпосылкой адаптивных тестовых методик служит способность компьютера за счет быстродействия вести обработку поступающих данных в масштабе реального времени. А теоретической основой является существование несимметричных статистических связей между результатами разных тестов или ответами на задания внутри одного теста. Такая асимметрия возникает, например, когда одна из клеток четырехклеточной таблицы сопряженности i -го и j -го пунктов теста оказывается пустой, что означает

логическую импликацию между соответствующими ответами испытуемого на i -й и j -й пункты. В частности, это может указывать, что если испытуемый ответил «Да» на i -й пункт теста, то он обязательно ответит «Да» и на j -й пункт, который поэтому можно пропустить.

Конструирование адаптивного теста производится следующим образом.

— Для репрезентативной выборки испытуемых вычисляются матрицы сопряженности пунктов исследуемого теста и из них отбираются матрицы с указанной асимметрией. Это довольно трудоемкая процедура. Например, для теста ММРІ в полном варианте (550 вопросов) надо построить и проанализировать 137225 четырехклеточных матриц сопряженности. Очевидно, такую работу в состоянии проделать только высокопроизводительный компьютер.

— Для каждого пункта теста составляется список номеров пунктов, которые можно пропустить при определенном ответе испытуемого на данный пункт.

— Определяется иерархия пунктов теста по объему соответствующих им списков и в согласии с этой иерархией пункты теста переупорядочиваются. Новый порядок предъявления заданий (пунктов) позволяет максимизировать число возможных пропусков и тем самым укоротить среднюю длительность тестирования. При этом, конечно, нужно учитывать, что вследствие перестановки пунктов могут измениться тестовые нормы.

Адаптивность компьютерного психодиагностического теста может выражаться не только в непосредственном изменении порядка предъявления тестовых стимулов. В зависимости от текущего результата тестирования в последовательность стимулов могут включаться специальные сообщения, оказывающие корректирующее психологическое воздействие на испытуемого вплоть до, например, «наказания» испытуемого, фальсифицирующего ответы, возвратом к исходному заданию теста.

3) Время, как фактор психодиагностического эксперимента.

Современные компьютеры позволяют активно использовать в психодиагностическом эксперименте такой важный параметр, каким является время. С одной стороны, время может быть управляемым параметром теста. Исследователь с помощью компьютера способен регулировать и устанавливать требуемый темп психодиагностического тестирования. Также этот темп может подбираться автоматически, без непосредственного участия экспериментатора. Например, для нейтрализации действия неспецифического иррелевантного фактора устойчивости испытуемого к восприятию неудачи темп тестирования подстраивается под испытуемого таким образом, чтобы процент ошибок был минимальным.

С другой стороны, время может служить собственно диагностическим параметром, который ранее слабо использовался или совсем не анализировался в «ручных» версиях психодиагностических методик. Так, показатели временной динамики ответов испытуемого на вопросы психодиагностического теста могут выступать в качестве индикаторов утомления, эмоционального шока и т. п.

4) Сложные алгоритмы обработки информации.

Психологу, оснащенный современным высокопроизводительным компьютером, становятся доступны более сложные операции с результатами тестирования, чем при ручном эксперименте. Сюда относится, например, оперативная реализация широкого спектра различных трудоемких процедур для расчета шкал, индексов, вспомогательных показателей, для проведения диагностического анализа, связанного с поиском прецедентов в банке данных и т. д. Иллюстрацией качественно новых результатов в психодиагностике может служить тот факт, что появление персональных компьютеров дало, в частности, мощный импульс для развития и практического применения методов идеографического подхода, получившего название «субъективная парадигма анализа данных» /Шмелев А. Г., 1990/. Реконструкция субъективного семантического пространства в этом подходе производится с помощью процедур кластерного и факторного анализа, а также алгоритмов многомерного шкалирования и масштабирования, требующих больших объемов вычислений.

5) Банк психодиагностических данных.

Возможность создания компьютерного банка данных в рамках отдельной методики приносит не слишком много выгод. Но эти выгоды достаточно существенны для того, чтобы их отметить, как повышающие качество психодиагностической работы. Главным образом, ведение банка, в котором накапливаются результаты психодиагностических исследований, позволяет значительно ускорить процесс получения достоверных, эмпирически обоснованных тестовых норм для различных контингентов испытуемых. Также наличие банка психодиагностических данных создает предпосылки для широкого использования диагностического подхода, основанного на поиске прецедентов из множества хорошо изученных случаев психодиагностической практики.

6) Игровая мотивация.

Одним из центральных препятствий в развитии психодиагностики является некооперативное отношение испытуемых к процессу тестирования /Шмелев А. Г., 1990/. Это находит выражение, например, в прямом уклонении испытуемого от исследования или в сознательных попытках фальсификации результатов. Для преодоления указанного препятствия важная

роль отводится созданию у испытуемого игровой мотивации путем оформления психодиагностического теста в виде компьютерной игры. «Включение» игровой мотивации повышает привлекательность процесса тестирования и повышает достоверность результатов.

С помощью компьютерных игр можно моделировать те или иные виды деятельности. Также в компьютерной психодиагностической игре существует возможность сочетания вербальных и невербальных стимулов. С одной стороны, компьютерная игра способна совмещать функции тестов-опросников и критериально-ориентированных тестов деятельности. С другой — игровая компонента может служить отвлекающим, разнообразящим или поощряющим фактором для тестируемого.

Известные коммерческие компьютерные игры (например, популярные «Paratroopers», «Tetris», «Prince of Persia») затрагивают сразу много психических качеств и умений человека, чем, собственно, и достигается их привлекательность. В отличие от этих игр компьютерные игровые тесты, как правило, концентрируются на одном действии испытуемого, отражающем определенное психическое свойство. В результате игровой тест становится более однообразным и скучным, чем развлекательная игра. Но, по-видимому, с развитием компьютерной психодиагностики будут найдены пути преодоления данного недостатка.

Примером разработки рассматриваемого направления компьютерной психодиагностики может служить комплекс КИМ-88 (комплекс игровых методик), состоящий из шести игровых тестов с простыми сюжетами, моделирующими действия по типу «реакция на движущийся объект» (известный индикатор уравновешенности нервной системы), «реакция выбора в условиях помех и угроз различной интенсивности» (эмпирический индикатор силы нервной системы), «реакция на быструю смену условий деятельности, требующих перестройки сенсомоторного типа» (индикатор подвижности нервной системы) /Шмелев А. Г., 1990/. В КИМ-88 измеряется 23 параметра, и специальное исследование показало, что коэффициент множественной корреляции этих параметров с каждой из трех шкал тест-опросника Я. Стреляу, предназначенного для измерения основных характеристик типа нервной деятельности, оказался не ниже 0,88. Полученный результат позволяет авторам КИМ-88 рекомендовать свою разработку компьютерной психодиагностической игры для использования в массовых компьютерных центрах профориентации молодежи.

7) Отображение результатов.

Неоспоримым достоинством современных компьютеров являются развитые средства отображения информации. С помощью

этих средств не составляет особой сложности организовать выдачу результатов единичного психодиагностического обследования на экран дисплея или в виде твердой копии в привычной для психолога форме профиля личности, графика или таблицы. Также компьютеры предоставляют возможность оперативно отображать результаты обследования выборки испытуемых посредством диаграмм и гистограмм распределения значений заданного диагностического показателя. Другая возможность заключается в преобразовании с помощью методов шкалирования и отображении результатов многомерных тестов в двух- и трехмерные картинки, позволяющие визуально оценивать группировки испытуемых в пространстве той или иной многомерной психодиагностической методики.

8) Интеллектуальный интерфейс.

Еще одним существенным отличием компьютерного психодиагностического эксперимента от «ручного» аналога является возможность организации интеллектуального интерфейса пользователя компьютерной методики. Сюда входит возможность получения посредством диалога с компьютером различных справок, разъяснений, рекомендаций по подготовке психодиагностического обследования и в процессе его проведения. И, конечно, апофеозом компьютерной поддержки методики является получение развернутого и обоснованного психодиагностического заключения в вербальной форме.

Различают два вида автоматизированного психодиагностического заключения. Первый предназначен для испытуемого, а второй — для профессионала — психодиагноста. Как отмечает А. Г. Шмелев /1990/, эти два вида интерпретации не должны быть идентичными. Не приспособленная для понимания испытуемым профессиональная интерпретация может нанести человеку настоящую психическую травму. Поэтому сообщения для испытуемых должны быть прежде всего сформулированы на языке житейской психологии, приспособленном для непрофессионального понимания. В то же время быстрая интерпретация ожидается испытуемым, как правило, с нетерпением, повышает его заинтересованность в обследовании и мотивационную включенность в тестирование.

Формирование профессиональной интерпретации результатов психодиагностического тестирования рассматривается некоторыми авторами (например, Гаврилова Т. А., 1984) как задача построения экспертной системы, в которой аккумулируются знания нескольких наиболее квалифицированных специалистов. Альтернативу этому подходу, связанному с выявлением закономерностей в структуре знаний экспертов об исследуемой предметной области, составляет так называемый экстенсionalный подход, основанный на эмпирическом накоплении диагно-

стических прецедентов и формировании типовых образцов интерпретации. И тот и другой подход имеет свои достоинства и недостатки. Подробно эти подходы рассматриваются в п.5.3. Здесь же отметим, что первый подход позволяет не только получать результирующую интерпретацию, но и узнавать аргументированные ответы на вопросы, какие закономерности лежат в основе конструирования полного и непротиворечивого вербального диагностического заключения. Таким образом, имеется возможность использования компьютерной психодиагностической методики в режиме обучения искусству психодиагностики.

Подробную информацию о разработках компьютерных психодиагностических методик можно получить из регулярно публикуемого журнала «Behavioral Research Methods and Instrumentations», в котором отражены труды ежегодно проводимой в США конференции по вопросам применения компьютеров в психологии. Также можно получить достаточно полное представление о рынке компьютерных методик из справочного издания американской ассоциации психологов «Computer Use in Psychology. A directory of Software». Анализ этой информации показывает, что акцент в компьютерной психодиагностике в настоящее время смещен в сторону автоматической интерпретации результатов психодиагностического тестирования. Постоянно большое количество разработок касается компьютерных версий многомерных личностных тестов, таких как MMPI, 16PF R. Кэттелла, CPI (Калифорнийский опросник) и пр. Разные варианты одной и той же методики, как правило, отличаются сферами приложения, объемом текста психодиагностического заключения, количеством и содержанием анализируемых дополнительных шкал и различных индексов и т. д. Нередко в компьютерных психодиагностических методиках, помимо ведения банка данных, предусмотрена возможность осуществления простейших видов статистического анализа результатов тестирования. Также в ряде разработок обращает на себя внимание возможность ввода данных непосредственно с бланков обследования с помощью устройств оптического считывания информации (например, Sentry 3000 Scanner).

Из отечественных разработок компьютерных психодиагностических методик выделим следующие примеры.

В работе /Оганезов А. С., Суменко О. В., 1990/ описана компьютерная версия MMPI, которая автоматизирует все этапы тестирования от инструктажа и предъявления утверждений до получения интерпретации результатов с оценкой отношения испытуемого к тестированию, предполагаемым психиатрическим диагнозом и личностными характеристиками. Кроме того, обеспечивается сохранение и классификация протоколов обследований с последующей статистической обра-

боткой. Предусмотрен вывод 100 дополнительных шкал ММРІ. Определенным расширением данной компьютерной версии ММРІ по отношению к «ручному» оригиналу является учет при обработке результатов времени ответов испытуемого на вопросы теста. Так, если испытуемый потратил больше 10 сек., результат входит с коэффициентом, уменьшающим его вклад в соответствующие диагностические шкалы. Этот коэффициент стремится к нулю, если время превышает 30 сек., что равносильно выбору ответа «Не знаю». В то же время в работе не приводятся сведения о влиянии такого учета временных параметров на валидность и надежность, а также нормативные данные теста. Но авторы утверждают, что разработанная компьютерная версия ММРІ хорошо зарекомендовала себя в клинической практике.

Другим примером является также компьютерная версия ММРІ /Тихомиров О. К. и др., 1990/. Она обращает на себя внимание прежде всего усилиями, приложенными авторами для конструирования алгоритма автоматической интерпретации результатов теста. Целостность интерпретации достигается не за счет описания всех диагностических шкал как отдельных элементов, а за счет представления особенностей связей между ними. Для построения согласующего механизма интерпретации шкал, чтобы второстепенные черты не заслоняли ведущие, введены специальные правила более общего порядка, дающие интегральные характеристики профиля личности ММРІ. Эти правила (базовые характеристики профиля) основаны на следующих критериях: а) социальная адаптированность личности; б) тип дезадаптации; в) реакция на стресс. Кроме того, отметим, что в разработанном авторами алгоритме интерпретации используется психологический, а не психиатрический подход и вся компьютерная методика была подвергнута ревалидизации и рестандартизации.

Ряд примеров отечественных разработок компьютерных психодиагностических методик можно было бы значительно расширить. Но подавляющее большинство этих разработок представляет собой жесткие конструкции, функционирующие в рамках схемы соответствующей «ручной» процедуры предъявления стимулов, регистрации ответов и вычисления диагностических показателей. Поэтому ограничимся последним примером, который выделяется из всех компьютерных программ глубиной проработки и максимальным использованием новых возможностей проведения психодиагностического эксперимента, предоставляемых современной компьютерной техникой. Это — модификация теста I6PF Р. Кэттелла, реализованная на компьютере IBM PC и обозначенная авторами как 17ЛФ /Общая психодиагностика, 1987; Шмелев А. Г., 1990/.

Во-первых, в версии 17ЛФ скорректированы (переформулированы, исключены, добавлены) пункты оригинальной методики. То есть осуществлена полная психометрическая адаптация теста. Во-вторых, в компьютерном варианте 17ЛФ существенно повышена надежность шкал опросника за счет использования многомерного «ключа-вектора», позволяющего учитывать вклад ответа на один вопрос в несколько факторных шкал. В этом случае каждый фактор опросника обеспечивается не десятью, тринадцатью, а сразу несколькими десятками пунктов, что, конечно, значительно повышает трудоемкость «ручных» вычислений, но не составляет проблемы для компьютера. В-третьих, в компьютерной системе 17ЛФ используются приемы управления стратегией испытуемого с помощью психологической обратной связи. В реальном масштабе времени в процессе тестирования происходит постоянный расчет и контроль балла, накапливаемого в специально сконструированной шкале «лжи». Если этот балл начинает превышать определенный порог, то на экране дисплея появляется сначала предупреждение о нежелательности такой тенденции, а затем испытуемый «наказывается» возвращением к первому вопросу теста. В-четвертых, повышение заинтересованности испытуемого в результатах тестирования и его мотивационная включенность обеспечиваются наличием в системе 17ЛФ интерпретационной обратной связи. Причем интерпретирующие сообщения, которые выдаются сразу по окончании тестирования, основаны на управляемом дозировании «позитивного» и «негативного» оценочного компонента на базе схемы «ваши недостатки суть продолжение ваших достоинств». В-пятых, система 17ЛФ позволяет собирать статистику «отвержений» испытуемым диагностических сообщений, анализ которой помогает оперативно модифицировать эти сообщения в направлении выравнивания процента отвержений с каждого полюса факторов. Такая процедура полезна для приспособления методики к нуждам консультативной практики, предполагающей совместное обсуждение психологом и клиентом причин, породивших трудности клиента. И, наконец, в-шестых, в компьютерной системе 17ЛФ происходит сравнение полученного результата тестирования с типовыми профилями, характерными для определенных профессий. Программа автоматически находит типовые профили, значимо сходные или контрастные с профилем испытуемого и выдает названия профессиональных групп в порядке убывания коэффициента подобия.

Приведенный пример можно считать показательным для разработчиков отдельных компьютерных психодиагностических методик, ранее употреблявшихся в «ручном» варианте. Здесь оригинальная методика 16PF существенно переработана и до-

полнена новыми возможностями, которые предоставляет компьютер: применены более сложные «ключи» для расчета шкальных значений, введена динамическая обратная связь с испытуемым и используется автоматизированная интерпретация результатов тестирования, рассчитываются дополнительные трудоемкие показатели, такие как меры подобия с типовыми профилями. Все это вместе взятое позволяет констатировать, что тест в компьютерном варианте приобрел новое, более высокое качество.

1.3. Компьютерные психодиагностические системы

Компьютерные психодиагностические системы предназначены для проведения комплексных экспериментов. Эти эксперименты могут преследовать практические, исследовательские и смешанные цели.

В практических целях специальные средства компьютерных систем позволяют оформлять набор психодиагностических методик, результаты которых отражают различные стороны психики испытуемых, в виде батареи тестов. Единое информационное обеспечение батареи тестов в рамках компьютерной системы часто служит основой для синтеза интегральных психодиагностических показателей.

Целями исследований являются изучение новых закономерностей психических феноменов с помощью известных психодиагностических методик и конструирование нового инструментария психодиагностических измерений. Для достижения указанных целей в исследовательских компьютерных системах функционируют средства формирования вербальных и невербальных, статистических и динамических тестовых стимулов, задания порядка их предъявления испытуемым, определения регистрируемых параметров психодиагностического эксперимента и описания алгоритмов вычисления тестовых оценок. Эти средства представлены в исследовательских компьютерных психодиагностических системах в виде метаязыков и так называемых настраиваемых оболочек, позволяющих экспериментатору конструировать и корректировать психодиагностический тест, не прибегая к услугам профессионального программиста. Кроме того, в данных системах предусматриваются средства архивирования экспериментально-психологической информации, манипулирования с ней и статистического анализа психодиагностической информации.

Общие принципы построения компьютерных психодиагностических систем достаточно подробно рассмотрены в литературе (например, Рябов В. Б. и др., 1982; Веселков А. Ф., 1987; Автоматизация методик..., 1989). Поэтому дальнейшее изложе-

ние будет в основном строиться на разборе конкретных показательных примеров. Несмотря на то, что в этих примерах используются устаревшие по нынешним меркам технические средства, они заслуживают внимания не только в качестве объектов исторического экскурса, но и продуманностью и логической завершенностью своей структуры.

Примером практической компьютерной психодиагностической системы может служить диагностический комплекс АСПД (Автоматизированная Система Психологической Диагностики) /Белюк Л. В., 1988/. АСПД предназначена для решения комплекса задач, связанных с профессиональной диагностикой школьной молодежи, и функционирует в трех режимах: «Школьник», «Оптант» и «Свободный». Диагностический режим «Школьник» позволяет осуществлять профдиагностику интересов, склонностей и личностных особенностей учащихся, начиная с 11-летнего возраста. Специализированный режим «Оптант» ориентирован на обследование школьников старших классов с целью определения направленности и профессионально важных качеств личности. Режим «Свободный», как это следует из его названия, не имеет привязки к какой-либо стратегии психодиагностического обследования.

Таблица 1.3

Перечень психодиагностических методик в автоматизированной системе АСПД

№ п/п	Наименование методик
1	Дифференциально-диагностический опросник Е. А. Климова
2	«Интроверсия-экстраверсия» Г. Айзенка
3	Тип личности по Д. Голланду
4	Коммуникативные и организаторские склонности (КОС-1)
5	Самооценка (по С. Будасси)
6	Оrientировочная анкета М. Кучеры и В. Смекала
7	Субтест 7 «Выбор фигур» и субтест 8 «Кубики» теста Г. Амтхауэра
8	«Структура интеллекта»
9	Познавательная потребность
9	Методика А. Лыхмуса «Прогноз успешности обучения в техническом вузе»
10	Карта интересов по специальности ТИАСУР
11	Мотивация к учебной деятельности Т. Ильиной
12	«Тревожность» Спилбергера-Ханина
13	«Эмоциональная направленность личности» Б. Додонова
14	«Объем внимания» Шульте-Зарембы
15	Дифференциально-диагностический опросник Е. А. Климова (вариант II)
16	Субтест 9 «Память» теста Г. Амтхауэра «Структура интеллекта»
17	4-факторный опросник психодиагностического теста В. Мельникова и Л. Ямпольского

АСПД содержит 17 экспресс-методик оценки профессиональных интересов и склонностей, особенностей внимания и памяти, некоторых специальных способностей и индивидуально-

характерологических особенностей личности (табл. 1.3). Входящие в АСПД психодиагностические методики достаточно хорошо известны в нашей стране и адаптированы в данной системе к условиям технического вуза. В режимах «Школьник» и «Оп-тант» в соответствии с выявленной профессиональной направленностью система автоматически формирует батарею тестов, позволяющих определить характерологические особенности и уровень развития способностей подростков. В «Свободном» режиме все методики АСПД организованы по принципу «меню», и требуемый набор психодиагностических методик, а также последовательность их предъявления определяются оператором системы или самим пользователем.

АСПД реализована на вычислительных комплексах М-6000 и СМ-4 в операционных системах РТЕ-2 и РАФОС-2 соответственно. Конфигурация технических средств обеспечивает многотерминальный режим работы. Дисплеи дают возможность организации психодиагностического обследования в форме диалога с компьютером.

Процедура психодиагностического обследования в АСПД начинается со знакомства испытуемого с инструкцией, которая появляется на экране дисплея. В ней указывается цель проведения обследования, подчеркивается необходимость отвечать на вопросы быстро и искренне, объясняются несложные правила работы с компьютером. Оператор системы в каждом конкретном случае подбирает и задает кодом необходимый набор методик, соблюдая принцип чередования вербальных и невербальных заданий. Вывод на экран дисплея инструкции и вопросов происходит последовательно в автоматическом режиме, а соответствующие интерпретации диагностического результата появляются сразу после выполнения каждого теста. В тексте вербальной интерпретации дается в общем виде характеристика особенностей конкретной личности, предлагается примерный перечень профессий и т. д. Сведения такого рода помогают человеку лучше разобраться в своих интересах, склонностях, особенностях, что активизирует процесс самопознания. Кроме того, на экран дисплея выдается количественная характеристика результатов тестирования, которая предназначена для профконсультанта и является основой индивидуального собеседования.

Особенностью АСПД является то, что с технической точки зрения работа с ней не представляет особой сложности даже для младших школьников: они быстро адаптируются к клавиатуре дисплея и к обстановке в дисплейном классе.

АСПД является частью автоматизированной профориентационной системы «Ориентир». Кроме АСПД в «Ориентир» входят также следующие системы: АИПС — автоматизированная информационно-поисковая система; АПКС — автоматизирован-

ная профконсультационная система; АСПА — автоматизированная система профотбора абитуриентов; АСМАС — автоматизированная система адаптации студентов и АСОД — автоматизированная система обработки экспериментальных данных.

АИПС предназначена для профессионального просвещения школьников и абитуриентов и состоит из двух подсистем «Вектор» и «Абрис». «Вектор» является информационно-поисковой профессиографической подсистемой, предназначенной для первичной диагностики интересов молодых людей, информирования их о потребностях народного хозяйства в кадрах и об учебных заведениях, а также для получения информации в виде описательных профессиограмм. «Абрис» позволяет в режиме диалога с компьютером получать сведения о конкретном институте, его научной и общественной деятельности, истории и традициях, жизни студентов.

АПКС представляет собой автоматизированное рабочее место профконсультанта (АРМ «Консультант») и автоматизированное рабочее место школьника, выбирающего профессию (АРМ «Школьник»).

АСПА предназначена для решения вопросов оптимального формирования вузовского контингента: с ее помощью оценивается интеллектуальный потенциал и профессиональная пригодность поступающих, прогнозируется успешность обучения и осуществляется профподбор на специальности института.

АСМАС позволяет на основе социально-демографических характеристик и прогноза успешности обучения решать вопросы оптимального комплектования учебных групп и на основе социально-психологических характеристик поступающих формировать студенческий актив.

Данные всех систем, включая психодиагностический комплекс АСПД, хранятся в общем архиве автоматизированной профориентационной системы «Ориентир». Для анализа этих данных применяются различные математико-статистические методы, реализованные в подсистеме АСОД. Использование математико-статистических методов позволяет выявлять взаимосвязи и тенденции изменения используемых характеристик, что способствует совершенствованию качественного анализа моделируемых процессов. Система АСОД также формирует выходные документы и выдает результаты обработки накопленных в архиве данных в удобном для пользователя виде графиков, таблиц, гистограмм, индивидуальных листингов и т. д.

Программные средства системы «Ориентир» включают четыре компонента. Первый — операционная система компьютера, обеспечивающая режим разделения времени между одновременно работающими пользователями. Второй — пакет прикладных программ, осуществляющий диалог с пользователем, запись

протокола опроса в архив системы, статистическую обработку результатов, накопленных в архиве. Третий компонент — информационная база системы, куда входят структурированные наборы данных (файлы), содержащие тексты психодиагностических методик, справочную информацию, профессиограммы. Четвертый компонент системы — архив, предназначенный для регистрации и длительного хранения ответов пользователя.

Архив в системе «Ориентир» имеет файловую организацию. Файлы с данными размещаются на устройствах внешней памяти (дисках, лентах), что обеспечивает хранение информации в течение длительного времени. Для каждого респондента в соответствующей области архива формируется запись, необходимой составляющей которой является шифр пользователя, представляющий собой уникальный номер респондента. Наличие шифра позволяет осуществлять последовательное формирование протоколов опроса по каждой выполненной методике в архиве системы, восстанавливать процедуру опроса в случае машинного сбоя, вести диалог в конфиденциальной форме без предварительного запроса фамилии, имени и отчества опрашиваемого. Шифр состоит из нескольких информационных полей (например, номер школы, год рождения, дата опроса, пол, порядковый номер в архиве и т. п.). В целях экономии оперативной памяти информация в шифре плотно упаковывается и помещается в каталог, который позволяет осуществлять ее быстрый поиск в архиве по любому из перечисленных атрибутов. Одновременно с формированием шифра каждому из респондентов отводится место в архиве, куда помещаются протоколы обследования. Для минимизации размеров архива ответы на вопросы методик упаковываются поразрядно в памяти компьютера.

Программируемая часть системы «Ориентир» по типу решаемых задач разбита на 4 автономные подсистемы: информационно-справочную подсистему сбора и контроля данных; подсистему профдиагностики; подсистему формирования выходных документов и подсистему, осуществляющую статистический анализ экспериментальных данных.

Программа, реализующая психодиагностический опрос, обращается к информационной базе системы, в состав которой входят тексты психодиагностических методик. Каждый файл с текстом имеет в системе свой уникальный номер, по которому происходит идентификация и выдача требуемой методики на экран терминала. В некоторых режимах перечень номеров методик в зависимости от цели обследования определяется программно и не может быть изменен в ходе опроса. После выполнения заданий очередной психодиагностической методики ответы обследуемого обрабатываются системой АСОД по соответствующему алгоритму и на экран выводится интерпретация

результата. Протокол опроса передается управляющей программой для записи в архив. На заключительном этапе работы в системе на печать выводится личная карточка респондента с результатами количественного анализа первичной диагностики, предназначенная для консультанта.

Подсистема формирования выходных документов организует последовательное считывание данных из архива, выделение в каждой записи информации по конкретной методике, ее обработку и вывод на печать в виде таблицы или индивидуального листинга. По заданию оператора подсистемой может быть представлена распечатка списочного состава всего контингента опрошенных, списочного состава по факультетам или специальностям.

Программное обеспечение системы «Ориентир» допускает расширение возможностей системы без изменения основной программы. Постоянным ядром системы является управляющая программа, координирующая работу всех режимов с базой данных. Модификация системы и совершенствование ее возможностей достигаются за счет информационного насыщения базы данных.

Описанные выше характеристики психодиагностического комплекса АСПД в составе автоматизированной профориентационной системы «Ориентир» позволяют использовать данную разработку для решения некоторого круга исследовательских задач. Но круг этих задач определен стандартными для любых исследований возможностями архивирования экспериментально-психологической информации и ее последующей статистической обработки. В то же время в рассмотренной компьютерной психодиагностической системе отсутствуют специальные инструментальные средства, позволяющие варьировать в широких пределах видом психодиагностического эксперимента (формами тестовых заданий, способами ответов, алгоритмами обработки результатов), не прибегая к услугам профессионального программиста. Все это обуславливает отнесение психодиагностического комплекса АСПД к классу практических компьютерных психодиагностических систем, которые, несомненно, имеют большое прикладное значение, но которым присуща недостаточная гибкость элементов, так необходимая для проведения разноплановых психодиагностических исследований.

В качестве примеров исследовательских компьютерных психодиагностических систем ниже приводятся две разработки, отражающие основные тенденции развития данного направления.

Первый пример — автоматизированная логико-игровая система АЛИСА /Ермакова И. В., 1984/. Эта система является инструментом психолога-экспериментатора для подготовки и проведения разнообразных экспериментов, а также обработки

полученных данных. Система функционирует в пакетном и диалоговом режимах реального времени с обеспечением мультимедиа, который позволяет одновременно работать многим пользователям. Диалог проводится с помощью алфавитно-цифрового дисплея, причем для разработки диалоговых процедур в системе имеется специальный язык, содержащий свыше 60 команд. Диалоговая процедура осуществляется последовательной интерпретацией команд, что позволяет создавать новые процедуры при минимальном времени на их подготовку и отладку. Важным свойством используемого языка является возможность динамической модификации команд во время выполнения процедуры в зависимости от получаемых ответов пользователя.

Диалог в системе АЛИСА осуществляется в основном по принципу «меню»: компьютер задает очередной вопрос (задачу) и предлагает испытуемому набор возможных вариантов его ответов, из которых нужно выбрать наиболее подходящий. При ведении диалога допускаются различные способы представления информации, в том числе таблицы, схемы, диаграммы, графики. В случае необходимости АЛИСА приходит к пользователю на помощь: выдача соответствующей справочной информации производится либо на явный запрос пользователя, либо в связи с обнаружением ошибки в его работе. После получения требуемой справки пользователь автоматически возвращается в точку прерывания (с сохранением предыдущего контекста). В некоторых случаях система может попросить пользователя повторить свои ответы. Время реакции системы (интервал между нажатием клавиши на пульте и появлением нового сообщения системы) удовлетворяет интуитивным представлениям пользователя о характере диалога. Иными словами, технические характеристики системы позволяют обеспечить в режиме диалога приемлемый для каждого испытуемого темп взаимодействия с компьютером, который зависит от естественной скорости решения им мыслительных задач.

Система АЛИСА имеет три основных диалоговых режима:

- «системные работы», в котором производится подготовка всей работы системы, включая составление программ экспериментов, заданий на обработку данных и т. п.;

- «эксперимент», в котором осуществляется проведение экспериментов с испытуемыми в соответствии с разработанной психологом автоматизированной методикой;

- «обработка данных», в котором экспериментатор может применять различные программы статистического анализа накопленных системой данных. Система допускает одновременную работу разных пользователей во всех трех режимах.

В режиме «системные работы» психолог может использовать имеющиеся в системе АЛИСА специальные процедуры, пред-

назначенные для подготовки автоматизированных методик, например, процедуру перевода тестовой методики на принятый в системе язык программирования. Психолог может вообще не знать программирования: ему нужно лишь разработать сценарий диалога с испытуемым (перечень вопросов, следующих в определенной последовательности) и вызвать указанную процедуру. Далее в диалоговом режиме психолог задает содержание методики, а процедура переводит и записывает ее на языке программирования. При этом проверяется каждый ответ психолога и отслеживаются ситуации, которые могут в дальнейшем привести к ошибкам. Большие тестовые методики (типа ММРІ) можно создавать частями за несколько сеансов работы с процедурой. Практика использования описанной процедуры показала, что время перевода на язык программирования тестовой методики сравнимо со временем печатания на пишущей машинке текста методики. Для освоения процедуры требуется не более получаса.

Все данные системы, включая тексты диалоговых процедур, хранятся в сжатом виде. Имена наборов данных состоят из двух частей: префикса, однозначно характеризующего пользователя (испытуемого), и имени, по которому идентифицируется данный набор (методика). Например, все имена наборов экспериментальных данных, полученных по одной методике, отличаются лишь префиксом; все результаты психологических экспериментов одного испытуемого имеют одинаковый префикс, но разные имена. Подобная структура имен наборов данных позволяет использовать сканирующие алгоритмы, которые, в частности, выбирают из всех наборов только данные, относящиеся к заданной методике. В системе имеются программы переформатизации данных, выполняющие в диалоговом и пакетном режимах перемещение данных из наборов операционной системы (ОС) в библиотеки системы и обратно. Специальные средства системы АЛИСА позволяют пользователю применять современную технологию разработки программного обеспечения.

В режиме «эксперимент» автоматизированные психодиагностические методики могут быть реализованы при следующих условиях:

- методика эксперимента является дискретной и реализуется в режиме диалога испытуемого с компьютером;

- содержание эксперимента (формы заданий) и ответы испытуемого выражаются с помощью символов, имеющихся на клавиатуре дисплея;

- в качестве первичных данных для анализа и обобщения используются лишь данные, которые может фиксировать компьютер в процессе эксперимента (в том числе время ответов испытуемого, количество ошибок и т. п.).

Другими словами, проведение психологического эксперимента в системе АЛИСА естественным образом разбивается на части. Это, например, вопрос — ответ в тестовых методиках. В игровых методиках единицей взаимодействия является ход игрока и получение на него ответа компьютера. В процессе эксперимента испытуемый может манипулировать только символами, которые «понимает» компьютер. Автоматизация психодиагностического эксперимента повышает требования к оформлению диалога, так как испытуемый должен правильно понять инструкцию без обращения к человеку за разъяснениями.

Вся система находится под управлением монитора, который разбивает эксперимент на части и запоминает собираемую информацию, относящуюся к каждой части. По окончании обследования монитор объединяет экспериментальные данные в единый протокол. Такая организация проведения эксперимента выбрана из соображений защиты экспериментальных данных от возможных сбоев в функционировании системы. Например, если в процессе обследования происходит машинный сбой, приводящий к потере всей находящейся в оперативной памяти информации, то при повторе обследования монитор проверит существование наборов данных для каждой части эксперимента и продолжит обследование с той части, для которой экспериментальные данные отсутствуют. Так, тестирование по известной методике ММРІ, содержащей 566 вопросов, в данной системе разбивается на части по 50 вопросов в каждой. Поэтому при сбое во время ответа испытуемого на, например, 421 вопрос повторное тестирование начнется с вопроса 401.

Монитор системы предоставляет психологу возможность задать перечень экспериментов, которые нужно провести с каждым испытуемым (эксперимент рассчитан на один сеанс связи с испытуемым). Зафиксировав этот перечень, монитор последовательно за несколько вызовов проведет с испытуемым все требуемые эксперименты и сохранит полученную информацию в памяти компьютера, причем между проведением отдельных экспериментов допускаются произвольные интервалы времени.

В процессе проведения эксперимента система АЛИСА формирует протокол, куда заносятся данные, вырабатываемые компьютером, ответы испытуемого, временные затраты на подготовку ответа, данные об обращениях к справочной информации и т. п. Кроме того, для каждого эксперимента фиксируется дата его проведения, время начала и окончания, имя подробного описания эксперимента из библиотеки системы, префикс испытуемого, имена вызываемых процедур и т. п. На печать могут быть выданы любые данные, содержащиеся в этом протоколе.

Диалог между испытуемым и системой АЛИСА проводится в живой разговорной форме с указанием допустимых ответов,

синтаксических и семантических ошибок испытуемого, а также с краткими комментариями его действий, что создает иллюзию общения с живым человеком. До начала проведения автоматизированного эксперимента система АЛИСА знакомится с испытуемым (коротко представляет себя и собирает его анкетные данные), знакомит его с объемом и содержанием предстоящего эксперимента, правилами ведения диалога и т. п. Анкета испытуемого хранится в памяти компьютера, и при повторной встрече анкетирование не производится.

В режиме «обработка данных» производится ввод данных, их контроль и модификация, содержательная обработка и вывод на устройства отображения информации. В системе используются программы традиционных статистических методов обработки, а также специальные программы, например построение профиля по результатам ответов испытуемого на вопросы теста ММРІ. Система АЛИСА позволяет обрабатывать результаты экспериментов, которые проведены без ее участия («ручными» методами или с помощью других автоматизированных систем). Эта информация используется наряду с данными, полученными в диалоговом режиме.

Система АЛИСА может работать на всех моделях ЕС ЭВМ (ЕС-1022 и старше) под управлением ОС ЕС (версия 6.1 и выше). Для ее работы достаточно одного накопителя на магнитном диске (ЕС-5061), алфавитно-цифрового дисплея (ЕС-7906 и ЕС-7920). Количество одновременно работающих с системой дисплеев может быть произвольным. Минимальный объем оперативной памяти, необходимой для работы системы, составляет 150 К, что позволяет эффективно использовать ресурсы ЭВМ за счет одновременного решения фоновых задач.

Рассмотренный пример автоматизированной логико-игровой системы АЛИСА обладает всеми признаками исследовательской компьютерной психодиагностической системы. В распоряжение пользователя-психолога предоставляется специальный язык, позволяющий ему оперативно создавать, корректировать и редактировать автоматизированные версии различных психодиагностических методик. Причем такими методиками могут быть достаточно сложные тесты, имеющие сильно разветвленную структуру логико-игрового сценария. Удобный доступ к архиву экспериментально-психологических данных для последующего статистического анализа позволяет проводить с помощью системы АЛИСА комплексные психодиагностические исследования. В то же время возможности системы АЛИСА ограничены потенциальными возможностями алфавитно-цифровых дисплеев в конструировании и воспроизводстве стимульного материала психодиагностического эксперимента, статичностью стимулов, а также возможными способами реагирования испытуемого на стимульный материал — ответами типа «выбор».

Второй пример исследовательской компьютерной психодиагностической системы в определенной мере лишен указанных выше ограничений, но также имеет как сильные, так и уязвимые стороны. Это компьютеризированная система, предназначенная для проведения экспериментальных исследований и диагностики в области психологии и психофизиологии и обучения (КСИДО)/Соколов Е. Н. и др., 1985/.

Разработчики КСИДО преследовали цель создать на базе компьютера автоматизированное рабочее место психолога (АРМ-П), позволяющее предъявлять испытуемым зрительные стимулы и алфавитно-цифровую информацию, слуховые стимулы и речевую информацию и управлять контрольно-измерительными приборами. Также авторы стремились создать систему средств обратной связи с компьютером, обеспечивающих в процессе работы ввод в компьютер алфавитно-цифровой информации, регистрацию и ввод в компьютер физиологических показателей (ЭКГ, ЭЭГ, ритмограммы и др.) и данных КИП.

В состав разработанной системы КСИДО входит мини-ЭВМ СМ-3 с комплексом устройств связи с объектом (УСО), обслуживающая 18 АРМ-П под управлением операционной системы реального времени (ОСРВ) с драйверами УСО. Программное обеспечение реализовано в виде пакетов прикладных программ, которые обеспечивают выполнение следующих функций системы:

- проведение экспериментальных исследований в области психофизиологии зрительного восприятия и лабораторных занятий студентов-психологов в Общем практикуме по экспериментальной психологии;

- проведение психодиагностических обследований и учебных занятий по психодиагностике;

- компьютеризированное обучение языкам программирования ФОРТРАН и Бейсик.

КСИДО имеет возможность одновременно и независимо обслуживать учебный класс, включающий 16 АРМ-П, два исследовательских АРМ-П в психофизиологической лаборатории и пользователя, работающего на стандартном видеотерминале VT-340. Другой вариант работы КСИДО — одновременное и независимое обслуживание двух пользователей, работающих на стандартных видеотерминалах.

АРМ-П позволяет предъявлять на экране (либо на каждой половине экрана независимо) цветного телевизора стимулы с программным управлением таких физических характеристик, как яркость, спектральный состав, форма, величина, длительность предъявления и межстимульный интервал. Также на экране отображается текстовая и цифровая информация. АРМ-П осуществляет двунаправленный обмен информацией с компьютером через мини-терминал с клавиатурой из 11 клавиш и двумя десяти-

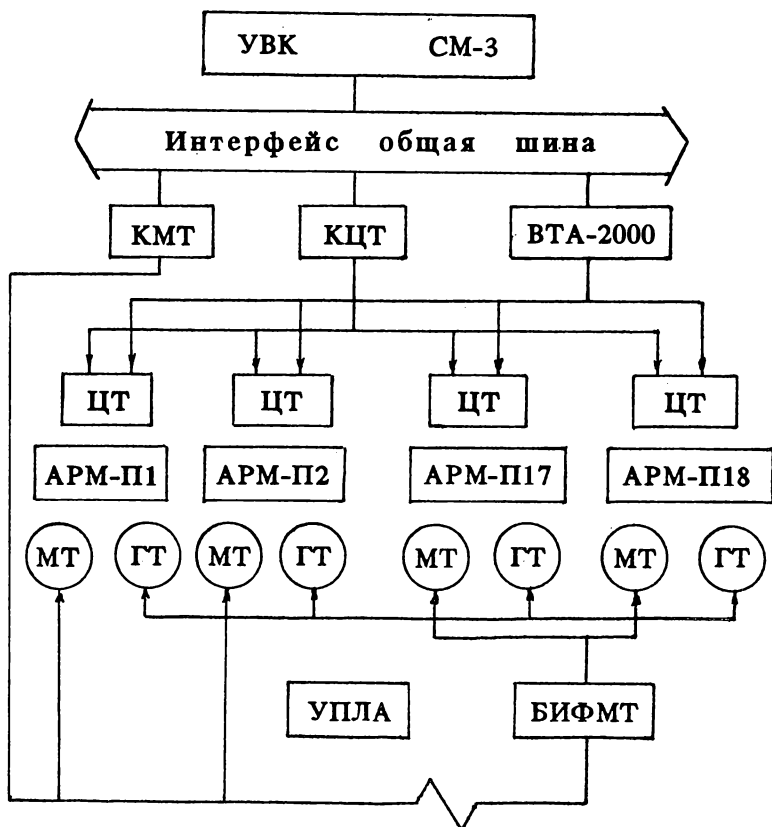


Рис. 1.1. Структурная схема компьютеризованной системы для проведения научных исследований, психодиагностики и обучения

чными цифровыми индикаторами и позволяет через телефонную гарнитуру предъявлять звуковые стимулы и речевые сообщения, а также осуществлять обмен сообщениями между руководителем работ и учащимися или испытуемыми.

В состав системы КСИДО входят следующие технические средства (рис. 1.1).

1. Базовый комплекс СМ-3, включающий процессор, оперативную память на 28 К слов; два накопителя на магнитных дисках «ИЗОТ», видеотерминал VT-340, перфостанция, устройство печати.
2. Дополнительный видеотерминал ВТА-2000.
3. Нестандартные устройства связи с объектом, такие как контроллер мини-терминалов (КМТ), интерфейсный блок для подключения удаленных мини-терминалов (БИФМТ), контрол-

лер цветных телевизоров (КЦТ), устройство для подключения лингафонной аппаратуры (УПЛА).

Все нестандартные устройства были разработаны и изготовлены инженерно-техническим персоналом факультета психологии МГУ, за исключением разработок КМТ и МТ.

Программное обеспечение КСИДО представлено тремя пакетами прикладных программ.

1. Пакет программ «Эксперимент» предназначен для автоматизации научных исследований. Он позволяет психофизиологу оперативно подготавливать и проводить необходимое исследование (с учетом вышеуказанного набора контролируемых параметров стимуляции). Протокол эксперимента хранится на магнитном диске либо обрабатывается сразу после окончания эксперимента по алгоритму, указанному экспериментатором.

Для использования пакета «Эксперимент» исследователю не требуется знания операционной системы и языков программирования. Эксперимент подготавливается в режиме диалога с компьютером с помощью специального ограниченного набора команд. Пакет «Эксперимент» включает в себя программы создания отдельных графических элементов зрительных стимулов, подготовки набора цветов с заданными и яркостными характеристиками, составления набора стимулов, построения эксперимента, проведения эксперимента и обработки результатов.

Программы ведения библиотеки позволяют экспериментатору включать, распечатывать и удалять графические элементы, а также коды спектральных и яркостных значений (из которых впоследствии строятся зрительные стимулы).

Программы подготовки набора стимулов позволяют выбрать нужные графические элементы из библиотеки, установить их координаты на экране дисплея (формируя таким образом набор кадров), задать набор требуемых временных констант для определения времени экспозиции стимулов и интерстимульных интервалов, а также указать значения спектральных и яркостных характеристик.

Программа построения эксперимента дает возможность поставить в соответствие каждому предъявлению номер кадра, спектральные и яркостные характеристики, время экспозиции и интерстимульный интервал, используя набор функций для генерации последовательностей (случайной, случайной парной, периодической и табличной).

Программа проведения эксперимента обеспечивает предъявление зрительных стимулов, регистрацию ответов испытуемых и запись их на магнитный диск для последующей обработки.

Программы обработки результатов предоставляют пользователю возможность провести первичный статистический анализ полученных данных, а также исследовать их методами многомерного шкалирования, факторного анализа и др.

2. Пакет программ «Диагностика» позволяет автоматизировать процедуру сбора и обработки психодиагностической информации. С помощью этого пакета имеется возможность параллельного обследования 16 испытуемых с помощью бланковых стандартизированных методик. К числу таких методик относятся все методики, включающие фиксированное количество заданий с ответами закрытого типа. Это стандартизированные опросники 16-ФЛО, СМЛ, ПДО А. Е. Личко, Роттера и др., контрольные списки и матричные тесты — Т. Лири, СД, парных оценок, сходства персонажей и др., тесты предпочтения (например, тест Люшера), отдельные бланковые тесты способностей, не предусматривающие свободных вербальных или графических ответов.

Испытуемый во время обследования получает всю информацию из специального тестового буклета, а ответы заносит в память компьютера, нажимая на клавиши минитерминала. Это освобождает лицо, производящее диагностику, от использования ответных бланков, последующей ручной или машинной обработки этих бланков. Тестовый буклет кроме текстов самих методик содержит инструкцию по работе с пультом, специальный тест на усвоение инструкции по работе с пультом (компьютер автоматически проверяет правильность выполнения этого теста, по результатам которого испытуемый допускается или не допускается к выполнению задания), анкету, с помощью которой формируется индивидуальный код испытуемого (в коде отражаются индивидуальные данные, социально-биографические сведения об испытуемом, номер выполняемой методики).

Пакет «Диагностика» содержит следующие программы:

— программу, которая проверяет правильность усвоения принципов работы с минитерминалом, контролируя правильность выполнения специального теста;

— программу проведения тестирования «Тест» на языке Макроассемблера, которая обеспечивает ввод в компьютер ответов с 16 минитерминалов в индивидуальном темпе, предъявление испытуемому на каждом шаге (на индикаторе минитерминала) номера вопроса (задания), на который нужно отвечать, эхопечатать ответа, возможность немедленной коррекции собственного ответа (до ввода в компьютер), а также коррекции ответов с заданной страницы тест-буклета с помощью особой команды «сброс страницы», которую испытуемый в любой момент может подать со своего терминала; программа «Тест» заканчивает свою работу созданием на диске 16 индивидуальных файлов, содержащих все ответы на вопросы анкеты;

— набор программ оперативной обработки результатов с использованием ключей и интерпретирующих диагностических сообщений по определенным методикам, а также компоновки файлов в банк данных. В банке данных имя файла содержит

шифр испытуемого и номер методики. Это позволяет средствами ОСРВ оперативно выявлять все файлы, собранные по какой-либо методике, или все файлы, полученные для одного испытуемого по разным методикам. Программа селективного обращения к банку данных дает возможность производить отбор и группировку данных по социально-биографическим признакам, задаваемым исследователем.

Система «Диагностика», отмечают авторы, в рамках КСИДО позволяет значительно интенсифицировать научно-методические исследования по разработке, адаптации и отладке тестов. В ОСРВ пользователи могут хранить эталоны тестовых буклетов, оперативно редактировать и распечатывать инструкции и тестовые материалы к создаваемым методикам, видоизменять ключи (весовые коэффициенты для пунктов теста), накапливать и рассчитывать тестовые нормы, производить эмпирическую проверку надежности, валидности и репрезентативности теста.

3. Пакет программ «Наставник» подробно описан в работе /Брусенцов Н. П. и др., 1975/. Основная идея этой системы состоит в использовании обучающей программы совместно с буклетом, в котором материал излагается в виде пронумерованного ряда секций установленного формата. В конце каждой секции даются пронумерованные контрольные упражнения и справки. Учащийся вызывает с мини-терминала номер очередного упражнения и вводит ответы в компьютер. Компьютер либо подтверждает правильность ответа, либо, в случае ошибки, указывает номер справки, необходимой для устранения ошибки. По количеству и типу ошибок программа оценивает степень усвоения материала и решает, сколько и каких упражнений необходимо дополнительно проработать учащемуся, чтобы полностью освоить материал.

Рассмотренная психодиагностическая система КСИДО по сравнению с автоматизированной логико-игровой системой АЛИСА обладает преимуществом в способности конструировать и оперировать динамическими зрительными тестовыми стимулами. Как указывалось выше, специальный язык КСИДО предоставляет психологу, не имеющему профессиональной подготовки в области программирования, широкий спектр возможностей в подготовке и проведении разнообразных психофизиологических экспериментов. В то же время техническое решение процедуры психологического тестирования в системе КСИДО накладывает принципиальные ограничения на организацию данного вида экспериментов. Форма предъявления испытуемым тестовой методики в виде буклета фактически не позволяет выйти за рамки «ручного» психодиагностического эксперимента и реализовать значительную часть потенциальных возможностей компьютера, которые были проанализированы в предыдущем разделе.

Ряд сравнений приведенных компьютерных психодиагностических систем, в определенной мере вскрывающих их сильные и слабые стороны, можно было бы продолжить. Однако, по-видимому, здесь имеет смысл остановиться и сделать несколько заключительных замечаний.

Прогресс компьютерной техники стремителен. В то же время многие недостатки и ограничения рассмотренных выше компьютерных психодиагностических систем обусловлены несовершенством технической базы, на которой они реализованы. Поэтому данные системы следует оценивать в основном с точки зрения полезности их отдельных фрагментов для будущих разработчиков. Теперь на первый план выдвигаются не столько вопросы технического воплощения психодиагностического эксперимента, сколько вопросы структуры информации и методологии анализа информационных структур. Эти вопросы, ставшие по-настоящему актуальными благодаря развитию современных компьютерных средств, с той или иной степенью полноты будут рассмотрены в следующих разделах.

1.4. Основные направления развития компьютерной психодиагностики

Отдельные вопросы совершенствования компьютерной психодиагностики обсуждались в разделе 1.2. Как отмечалось, современный компьютер предоставляет специалисту ряд качественно новых технических возможностей в формировании стимульного материала, в регистрации, обработке и отображении полезной информации. В то же время указанные вопросы рассматривались изолированно, как частные направления развития психодиагностического инструментария.

Общий взгляд на структуру психодиагностического исследования в контексте взаимодействия экспериментатора со сложными информационными потоками позволяет выделить три основных направления развития компьютерной психодиагностики:

- создание развитых баз психодиагностических данных;
- разработка эффективных методов анализа психодиагностической информации;
- построение интеллектуальных психодиагностических систем.

Ниже будут даны общие характеристики выделенным направлениям развития компьютерной психодиагностики.

Базы психодиагностических данных

Проиллюстрируем сложную и многоплановую структуру психодиагностической информации на примере медицинской

психодиагностики. Специалисту в данной области приходится оперировать следующими видами информации.

1) Собственно психологическая информация:

— данные психодиагностического эксперимента (результаты ответов на вопросы тестов, количество решенных задач, различные временные показатели, количество допущенных ошибок и др.);

— данные наблюдения психолога за поведением испытуемого в эксперименте (степень заинтересованности испытуемого в результатах проводимого исследования, уровень контакта с экспериментатором, общая оценка эмоционального состояния испытуемого и др.);

— клиничко-психологические характеристики испытуемого, наблюдавшиеся вне эксперимента (сведения о преморбидных особенностях личности, полученные при сборе психологического анамнеза, актуальная характеристика больного с точки зрения окружающих, сведения о способах переживания болезни и др.).

2) Медицинская информация:

— клинические данные (нозология, синдром, тип течения болезни, проводимое лечение и др.);

— результаты дополнительных (параклинических) методов исследования (ЭЭГ, рентгенограмма, анализ крови и др.).

3) Конституционально-биологическая информация:

— пол, возраст, тип конституции, тип ВНД и др.

4) Социально-демографическая информация:

— образование, профессия, семейное положение, место проживания и др.

С точки зрения назначения в клинической психодиагностике выделяют базисную, целевую (критериальную) и корректирующую информацию. При этом базисная информация представляет собой собственно психологические данные, на основе которых принимаются психодиагностические решения. Целевая информация несет сведения психодиагностического заключения. Корректирующая информация включает данные, обеспечивающие уточнение связей целевой и базисной информации.

Таким образом, в медицинской психодиагностике используется не только объемная, но и весьма разнотипная информация. Информационные потоки с аналогичными характеристиками используются и в других прикладных областях психодиагностики. Манипулирование подобной информацией сопряжено с большими трудностями. Для определения этих трудностей необходима организация специальных систем хранения разнородной информации и реализация процедур сортировки, поиска данных по запросам различной сложности и т. д. Такие системы носят название информационных баз данных /Диго С. М., 1988/.

Основная задача баз данных заключается в унификации внутреннего представления разнотипной информации и устранении дублирования информации, требуемой для различных алгоритмов. Базы данных позволяют, во-первых, систематически накапливать и хранить практически неограниченные объемы как экспериментально-психологических, так и других релевантных целям психодиагностики данных. И, во-вторых, базы данных дают возможность проводить регулярные и оперативные уточнения статистических характеристик изучаемых контингентов, в частности, получать их для однородных по интересующим параметрам выборки и проверять выдвигаемые статистические гипотезы.

В настоящее время многие результаты психодиагностических экспериментов, проводимых отдельными исследователями и научными коллективами, после завершения анализа, соответствующего локальным целям их сбора, зачастую утрачиваются. В связи с этим, например, в области медицинской психодиагностики, несмотря на многолетние и многочисленные исследования больных, осуществляемые клиническими психологами и врачами как в практических, так и научных целях, отсутствуют достаточные статистические данные даже для наиболее употребляемых психологических тестов (MMPI, 16PF Р. Кэттелла, тест рисуночных ассоциаций Розенцвейга, шкалы памяти и интеллекта Векслера и др.). Такого рода данные для отдельных нозологических, синдромальных и других категорий больных обычно приводятся в ограниченном виде лишь в научных публикациях. Затем они рассеиваются и практически теряются. В настоящее время поиск этих данных дорогостоящ и трудоемок, поскольку не может осуществляться без участия квалифицированного психолога.

Похожая картина наблюдается и в других областях психодиагностики. Поэтому создание и использование информационных баз данных на основе современных компьютеров является актуальной задачей, решение которой обеспечит значительную интенсификацию психодиагностических исследований.

Компьютерные методы анализа психодиагностических данных

Анализ данных — активно развиваемое направление компьютерной информационной технологии. Это обширная область, которая включает совокупность методов и средств извлечения из определенным образом организованных данных информации для принятия решений /Александров В. В. и др., 1990/. Методы анализа данных реализуются на компьютерах различного класса, как правило, в виде пакетов прикладных программ. В состав указанных пакетов входят известные процедуры дисперсионно-

го, корреляционного, регрессионного, факторного, дискриминантного и кластерного анализа, а также другие процедуры многомерной прикладной статистики. Эти процедуры интенсивно эксплуатируются при проведении психодиагностических исследований. В то же время в большинстве таких исследований для изучения психологических феноменов в основном анализируются взаимосвязи результирующих показателей психодиагностических методик (разнообразных диагностических шкал, психологических факторов и т. п.). При этом часто вне внимания исследователей остается сам «механизм» получения результирующих показателей, который в основном ограничен рамками традиционного подхода, ориентированного на «ручное» употребление психодиагностических методик.

Традиционная методология конструирования психодиагностических шкал достаточно детально разработана. На практике широко используется ряд всевозможных коэффициентов надежности и валидности как отдельных элементов тестов, так и тестовых методик в целом, и психометрические дискуссии ведутся по поводу нюансов выбора, например, той или иной меры связи между переменными, того или иного критерия внутренней согласованности теста и т. п. В то же время традиционный психодиагностический эксперимент застыл на одной элементарной схеме. Формальные операции обработки результатов психодиагностического тестирования, как правило, заключаются в анализе совпадений ответов испытуемого с так называемым «ключом», который представляет собой заранее известный список ответов, «работающих» на проявление диагностируемой психологической характеристики. Очень часто просто подсчитывается число таких совпадений, реже они суммируются с определенными весами. Подобные процедуры, в которых ответы испытуемых на пункты теста играют роль исходных дихотомических признаков, а результат вычисляется в виде взвешенной суммы этих признаков, относятся к известному в прикладной статистике классу линейных диагностических правил.

Линейные диагностические правила в настоящее время превалируют в психодиагностике, но адекватность их применения для решения многих задач дифференциальной психометрики вызывает определенные сомнения. Свойства этих правил хорошо изучены и широко обсуждались в литературе. С их помощью удается получать полезные научные и эффективные практические результаты тогда, когда распределения эмпирических объектов в многомерном пространстве признаков имеют сравнительно простые структуры (например, когда полярные диагностические классы образуют компактные геометрические, разделенные в пространстве группировки). Такое допущение в психодиагностике не всегда бывает справедливым. Часто при

конструировании тестов экспериментатору приходится иметь дело с полиморфными диагностическими классами, которые формируются на основании интегральных внешних критериев. В этих условиях применение линейных решающих правил принципиально ограничивает возможности извлечения ценной диагностической информации, которая может быть заключена в особенностях структуры экспериментальных данных.

Не менее серьезные вопросы возникают при рассмотрении традиционной практики конструирования психодиагностических тестов. Современный психометрист в процессе создания теста обязательно анализирует два вида статистических связей — связь пунктов теста с критерием внешней валидности или с суммарными результатами теста и попарные связи внутри теста, между пунктами. При этом часто считается, что максимальная валидность теста достигается за счет отбора таких пунктов, которые, обладая значимой корреляцией с внешним критерием, минимально коррелируют между собой. Однако можно привести довольно много аргументов, доказывающих неполноту такого анализа. Ограничимся только одним, но достаточно весомым. Он заключается в том, что пункты теста, каждый из которых по отдельности не коррелирует с внешним диагностическим критерием, способны в совокупности обеспечить полное и четкое разделение диагностируемых групп испытуемых. Используя традиционный психометрический подход, эти пункты будут совершенно напрасно забракованы как неинформативные. Подобные примеры, оппонирующие традиционной методологии, подробно рассматриваются в третьей главе.

Уже в рамках традиционного линейного подхода реализация полномасштабных психометрических исследований требует применения компьютерной техники. В то же время современные компьютеры с их способностью выполнять с высокой скоростью большие объемы счетных и логических операций дают возможность использовать для анализа данных и конструирования психодиагностических тестов более совершенные подходы, позволяющие полнее учитывать сложную структуру психодиагностической информации.

В последнее время все больше исследователей начинают видеть реальную альтернативу сложившимся психодиагностическим подходам в применении методов теории распознавания образов. Разработка процедур принятия решений (диагностики и классификации) является прерогативой этой теории и наиболее изученной ее частью. Если обратиться к истории, то можно заметить, что многие идеи, составляющие основу теории распознавания образов, были стимулированы благодаря исследованию психологических феноменов, с одной стороны, и поисками новых путей анализа сложной эксперимен-

тально-психологической информации, с другой. Так, первой работой, положившей начало исследованиям в области обучения распознаванию образов, считается работа Ф. Розенблатта /Rosenblatt F., 1958/ по моделированию распознавания зрительных образов. Многие методы снижения размерности пространства признаков в распознавании образов тесно связаны с инструментарием факторного анализа, зародившегося как один из основных подходов к изучению психологических черт /Spearman C., 1927; Thurstone L., 1957/. В распознавании образов нередко применяются методы многомерного масштабирования, которые также связаны с психометрическими исследованиями в области шкалирования /Torgerson W. S., 1952/.

Теория распознавания образов является синтетической наукой, вобравшей в себя достижения самых различных областей. В начале развития этой теории был определенный период, когда казалось, что многие задачи распознавания могут быть решены за счет способности к обучению перцептрона — распознающей системы, предложенной Ф. Розенблаттом, в основе которой лежала модель нейрона и главный феномен которой состоял в исправлении ошибок распознавания посредством простой процедуры поощрения и наказания распознающей системы учителем — человеком. Однако с появлением теоремы американского математика А. Новикова /Novikoff A., 1963/ алгоритм поощрения, реализуемый перцептроном, получил геометрическую интерпретацию, что во многом определило стиль и уровень последующих работ. В дальнейшем М. Минским и С. Пейпертом /1971/ было проведено подробное исследование перцептрона и установлены границы его потенциальных возможностей.

В настоящее время известно большое количество математических моделей, пригодных для решения задач распознавания образов. Все эти модели фактически опираются на геометрическое изображение и истолкование характеристик распознаваемых объектов в пространстве признаков. Так или иначе указанные модели связаны с попыткой либо угадать вид геометрической структуры распределений объектов распознаваемых классов, либо «заглянуть» в нее, «нащупать» с тем, чтобы потом максимально снизить размерность задачи до той степени, где начинает работать классическая схема статистических решений. По этому поводу имеется обширная литература, простое перечисление которой заняло бы слишком много места. Ограничимся ссылками на наиболее фундаментальные источники /Патрик Э., 1970; Фу К., 1971; Загоруйко Н. Г., 1972; Распознавание образов..., 1972; Айвазян С. А. и др., 1974; Вапник В. Н. и др., 1974; Дуда Р. и др., 1976; Ту Дж., и др., 1978;

Фукунага К., 1979; Горелик А. Л. и др., 1989/. Значительную помощь исследователю, интересующемуся методами распознавания образов, может оказать третий том «Прикладной статистики» /Айвазян С. А. и др., 1989/, в котором обобщены проблемы анализа данных. Под углом зрения методологии данного труда распознавание образов трактуется как часть общей задачи классификации и снижения размерности экспериментальных данных. В то же время имеет смысл рассматривать теорию распознавания образов, как в значительной мере самостоятельную область. Распознавание образов предполагает большую свободу в выборе конкретной модели распознающей системы от строго математической до произвольной, эвристической. Главным эффектом распознавания образов является настройка выбранной модели на этапе обучения на максимальное отражение частного и общего распознаваемых объектов.

Большой арсенал алгоритмов теории распознавания образов широко используется в самых различных областях науки и техники. В то же время в психологии, которая сильно повлияла на его развитие, этот арсенал находит чрезвычайно ограниченное применение. Объяснение указанному положению вещей состоит в том, что в психодиагностике, как в фокусе, сконцентрированы многие трудно решаемые проблемы распознавания образов, порождаемые сложной природой объекта исследования — психики человека. Сюда относится номинальный и качественный характер исходных признаков, связанный со специфической функцией активности изучаемого объекта — человека /Суппес П. и др., 1967/. Другая особенность психологических измерений заключается в их высокой размерности в соответствии с основополагающими принципами системности и комплексности психологических исследований /Ломов Б. Ф., 1975, 1990; Ганзен В. А., 1984; Анцыферова Л. И., 1990/. И, наконец, сложность изучаемых объектов отражается в сложной и часто не предсказуемой структуре распределений распознаваемых классов в пространстве признаков. Также следует отметить, что на эту структуру накладывает свой отпечаток размытость и нечеткость психодиагностических критериев.

На ограниченное применение алгоритмов распознавания образов в психодиагностике оказали влияние все приведенные выше причины. Но, конечно, главную роль в этом сыграла высокая размерность пространства признаков, которыми должен оперировать экспериментатор при проведении психодиагностических исследований, так как увеличению размерности сопутствует, как правило, экспоненциальный рост сложности указанных алгоритмов. Поэтому до появления высокопроизводительных персональных компьютеров возможность использования мощного математического аппарата анализа данных не пред-

ставляла практического интереса для специалистов в области психодиагностики.

Развитие компьютерной информационной технологии дает основание рассматривать использование методов теории распознавания образов в качестве ближайшей реальной перспективы совершенствования психодиагностики. Соединение современных методов анализа с организацией баз психодиагностических данных позволит расширить возможности традиционных психодиагностических методик и конструировать новые процедуры, соответствующие меняющейся структуре потребностей человека и общества.

Интеллектуальные психодиагностические системы

Вычислительная техника находится в новой фазе развития, которая характеризуется созданием компьютеров пятого и последующих поколений. Отличительной чертой новых компьютеров является их максимальная приближенность к пользователю, освобождение его от программирования. Функции программиста передаются компьютеру. При этом сложность общения пользователя с компьютером должна быть на уровне сложности общения с бытовыми системами. Для решения поставленных проблем в новых компьютерах аккумулируются знания о способах решения различных задач, функционируют специальные процедуры синтеза программ, а также средства взаимодействия с пользователем, максимально приближающие такое взаимодействие к форме естественного общения людей.

Современные компьютеры берут на себя не только значительную часть творческого профессионального труда программиста, но и учатся «думать» в самых различных предметных областях. Это направление сформировалось в 80-е годы на основе исследований в сфере искусственного интеллекта и известно как производство интеллектуальных систем. Интеллектуальные системы предназначены для выполнения на компьютере таких практических задач, которые называются интеллектуальными, если они выполняются людьми. Примерами интеллектуальных являются задачи понимания и синтеза текстов на естественном языке, понимания и синтеза речи, анализа, обработки и синтеза изображений, перевода с одного естественного языка на другой, принятия решений в условиях изменяющегося окружения и т. п. /Искусственный интеллект, 1990/.

Активно прогрессирующей ветвью интеллектуальных систем являются экспертные системы. Этим термином называют компьютерные программы, способные накапливать знания из различных источников и моделировать процесс принятия решений специалистами той или иной плохоструктурированной

предметной области на основе собственного опыта. Плохо структурированными или неформализованными считают задачи, которые обладают хотя бы одной из следующих особенностей /Newell A., 1969/:

- алгоритмическое решение задачи неизвестно (хотя, возможно, и существует) или не может быть использовано из-за ограниченности ресурсов компьютера (времени, памяти);

- задача не может быть определена в числовой форме (требуется символьное представление);

- цели задачи не могут быть выражены в терминах точно определенной целевой функции.

Психодиагностике свойственны все перечисленные выше особенности плохо структурированной предметной области. Во многом эти особенности обусловлены общей ситуацией в системе психологического знания. Во-первых /Зеличенко А. И., 1990/, обилие психологических направлений и школ привело к тому, что результаты различных направлений трудно даже сопоставить между собой, хотя за этими результатами стоит одинаковая или сходная эмпирия. Во-вторых, трансляция психологического опыта (а это одна из проблем профессионального обучения) чрезвычайно затруднена. И, в-третьих, «смещение языков», ставшее в психологии свершившимся фактом, не способствует объединению многочисленных эмпирических данных и теоретических идей для моделирования психологических феноменов.

Указанные причины и ряд других более специфических для психодиагностики обстоятельств обуславливают то, что многие профессиональные умения и знания в выборе стратегии и тактики, инструментария, в интерпретации результатов исследований в области психодиагностики недостаточно формализованы. Лишь небольшая доля этих умений и знаний образуют четкую технологическую структуру, остальные целиком определяются искусством профессионала. С другой стороны, сама информация об объекте психодиагностики является плохо структурированной и часто бывает неполной. Особенности такой информации были частично рассмотрены на примере медицинской психодиагностики при обсуждении вопроса о базах психодиагностических данных. Она разнородна, имеет качественный и описательный характер, и ее анализ находится в прямой зависимости от индивидуального опыта и квалификации психолога.

Таким образом, повышение эффективности психодиагностики, развитие этой области имеет самую непосредственную связь с созданием экспертных систем, аккумулирующих профессиональные знания и умения квалифицированных специалистов.

Основными компонентами типичной экспертной системы являются интеллектуальный интерфейс с пользователем, база

знаний и решатель /Экспертные системы, 1989/. Интеллектуальный интерфейс с пользователем характеризуется наличием системы общения, позволяющей правильно оценивать содержание естественно-языковых сообщений из исследуемой области, имеет развитые средства графики, использует знания, обеспечивающие погружение текстового сообщения в релевантное окружение, способен анализировать косвенную информацию с помощью развитых логических средств и может по желанию пользователя выдавать ему ответы в привычной для человека форме и объяснять, как эти ответы были получены. В базе знаний хранятся долгосрочные данные, описывающие рассматриваемую предметную область и собственно знания из этой области, формализованные в виде фреймов, сценариев, продукционных систем или семантических сетей. И, наконец, решатель обеспечивает манипулирование объектами базы знаний. Кроме того, в так называемых гибридных экспертных системах решатель выполняет функцию монитора по отношению к пакету прикладных программ, включающему методы системного анализа, исследования операций, математической статистики, вычислительной математики и других направлений анализа информации.

Работы по созданию экспертных систем в области психодиагностики находятся в начальной стадии. Известно лишь незначительное число публикаций, посвященных этой теме. Реально действующим в настоящее время компьютерным психодиагностическим программам присущи лишь слабо выраженные признаки интеллектуальности. В то же время исследования в области разработки интеллектуальных систем в психодиагностике, как и в других предметных областях, лежат на магистральном направлении развития компьютерной информационной технологии.

2. КОНСТРУИРОВАНИЕ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИХ ТЕСТОВ: ТРАДИЦИОННЫЕ МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ

Рассмотрим внешнюю сторону типичной процедуры «ручной» обработки данных психодиагностического тестирования.

Испытуемый возвращает психологу бланк обследования, на котором отмечены выбранные им варианты ответов на вопросы (задания) психодиагностического теста. Психолог накладывает на полученный бланк специальный трафарет и подсчитывает количество попаданий ответов испытуемого в окошки трафарета, которые в совокупности называются диагностическим «ключом». Затем психолог с помощью таблиц или номограмм переводит подсчитанное количество в новое число — стандартизированную оценку. Эта оценка или несколько оценок, определенных подобным образом, являются результатом психодиагностического тестирования, который позволяет психологу выносить суждение об особенностях испытуемого, делать определенный прогноз на будущее и давать те или иные рекомендации.

Описанная процедура преобразования ответов испытуемого в диагностический показатель лежит в основе большинства психодиагностических тестов. Известны более сложные способы компоновки первичной диагностической информации. Но уже за этой внешне простой измерительной процедурой стоит кропотливая работа создателя психодиагностического теста, связанная с получением и трудоемким анализом экспериментально-психологических данных. Некоторые виды такого анализа можно проводить вручную или с помощью микрокалькулятора. Однако по-настоящему глубокий эмпирико-статистический анализ, обеспечивающий обоснованные, точные и надежные диагностические результаты, немыслим без применения современных компьютерных методов.

В работе исследователя по конструированию психодиагностического теста можно выделить три основных этапа.

На первом этапе экспериментатор, исходя, главным образом, из теоретических представлений о диагностируемом конструкте, формирует «черновой» вариант теста. В этот вариант включаются задания, ответы на которые, по мнению экспериментатора, должны отражать индивидуально-психологические различия испытуемых по данному конструкту. Определение «чернового» варианта психодиагностического теста (исходного множества диагностических признаков) является трудно формализуемой задачей. Поэтому в рамках настоящей главы будут даны только самые общие рекомендации по формированию исходного множества диагностических признаков.

На втором этапе исследователь выбирает диагностическую модель и определяет ее параметры. Под диагностической моделью понимается способ компоновки (преобразования, агрегирования) исходных диагностических признаков (вариантов ответов на задания теста) в диагностический показатель. Таких способов может быть бесконечное множество. В данной главе будет в основном рассмотрена традиционная для психодиагностики линейная диагностическая модель, в которой компоновка исходных признаков осуществляется путем суммирования их с определенными весами.

Первичным материалом для нахождения параметров диагностической модели являются данные экспериментального исследования «черновым» вариантом психодиагностического теста репрезентативной выборки испытуемых. Результаты исследования сводятся в таблицу экспериментальных данных типа объект — признак. Основными категориями, характеризующими структуру экспериментальных данных и используемыми для определения различными методами параметров диагностической модели, служат категории сходства и различия строк и столбцов (объектов и признаков) таблицы экспериментальных данных. Так как экспериментально-психологическая информация имеет специфический характер, в настоящей главе часть внимания уделена описанию этой специфики и особенностям применения разнообразных мер сходства и различия объектов и признаков.

Для определения параметров диагностической модели используются две стратегии эмпирико-статистического анализа данных.

Первая стратегия основывается на критерии автоинформативности экспериментальных данных, который подразумевает, что диагностическую модель можно непосредственно определить путем аппроксимации геометрической структуры множества объектов в пространстве исходных признаков, не прибегая к сведениям об эмпирических (внешних) отношениях исследуемых объектов, а опираясь только на числовые отношения сходства и различия объектов и признаков. Хорошую линейную диагностическую модель (линейную аппроксимацию) удастся построить, когда значительная часть исходных признаков отличается высокой взаимосвязанностью (внутренней согласованностью) и остальные признаки не могут конкурировать с этим согласованным влиянием на структуру данных. Если внутренняя согласованность обусловлена отражением требуемого психологического конструкта, то параметры линейной диагностической модели (веса признаков) дает метод главных компонент. Если в множество исходных признаков входят несколько групп взаимосвязанных признаков, то одну или сразу несколько

диагностических моделей можно получить, используя методы факторного анализа. И, наконец, полезные практические результаты дает метод контрастных групп, в котором используется эффект повышения внутренней согласованности «черновой» версии линейной диагностической модели. Все указанные методы с той или иной степенью подробности рассмотрены в настоящей главе.

Вторая стратегия определения параметров диагностической модели основана на привлечении и активном использовании дополнительной обучающей информации о диагностируемом свойстве исследуемых объектов. Критерии, по которым формируется обучающая информация, называются критериями внешней информативности или внешними критериями. Главными представителями методов, опирающихся на внешние критерии, являются методы регрессионного и дискриминантного анализа. В данной главе описываются типы и способы получения обучающей информации, а также приводятся необходимые сведения о классическом линейном регрессионном и дискриминантном анализе. Эти сведения расширены рассмотрением различных модификаций указанных видов анализа, применяющихся в психодиагностике с учетом специфики экспериментально-психологических измерений. Кроме того, отдельный подраздел посвящен построению кусочно-линейных диагностических моделей, которые реализуются в так называемом типологическом подходе.

На третьем этапе разработчик теста проводит стандартизацию и испытания построенной диагностической модели. В последней части главы описаны способы получения стандартизированных диагностических оценок и рассмотрены основные характеристики психодиагностических тестов, подвергающиеся испытанию и отражающие качество разработанного инструмента психодиагностики.

2.1. Формирование исходного множества признаков

При формировании исходного множества признаков («чернового» варианта психодиагностического теста) исследователь располагает большой свободой. Если по своей внешней форме эксперимент укладывается в определенную классификационную схему (например, описанную в п. 1.1) и сравнительно нетрудно отдать предпочтение тому или иному классу психодиагностических методик, то выбор конкретного вида стимульных воздействий на испытуемого и алфавита регистрируемых ответов практически ничем не ограничен. В то же время, изучая какой-либо аспект многомерного взаимодействия человека с окружающим миром, нельзя заранее точно

предугадать, что выбранное множество стимулов и регистрируемых ответов будет в достаточно полной мере отражать все многообразие проявлений тестируемого свойства и обеспечивает инвариантность теста по отношению к широкому кругу посторонних факторов. Поэтому формирование исходного множества диагностических признаков является трудно формализуемой задачей и для ее решения можно предложить лишь самые общие рекомендации.

Первым очевидным шагом является самый тщательный анализ предмета тестирования, теоретического конструкта, положенного в основу тестируемого свойства, и его взаимоотношений с другими психологическими конструктами. Конечным шагом такого анализа должно быть четкое вербальное определение исследуемого понятия и расчленение его на основные части /Мельников В. М. и др., 1985/.

Следующим шагом при конструировании нового теста является разработка тестовых заданий. Для этого прежде всего устанавливается иерархия ранее выделенных частей психологического феномена. Затем непосредственно формулируются тестовые задания и проводится качественный анализ степени соответствия пропорций представленности элементов измеряемого свойства в этих заданиях. Такой анализ, как правило, производится с привлечением экспертов, которые выносят суждения о том, охватывает ли совокупность предлагаемых тестовых заданий декларируемое психологическое свойство и его составные части.

В целом разрабатываемая система исходных признаков должна удовлетворять следующим требованиям /Мельников В. М. и др., 1985/.

1) Полнота описания. Система исходных признаков должна охватывать все выделенные аспекты измеряемого понятия.

2) Экономность описания. При разработке системы признаков следует избегать излишнего объема исходной информации, который может затруднить дальнейший эмпирико-статистический анализ параметров диагностической модели.

3) Четкая структурированность системы признаков. Признаки должны группироваться, относительно равномерно описывая все стороны измеряемого явления.

4) Количественная определенность отбираемых признаков. Эта определенность требуется для проведения эмпирико-статистического анализа. Признаки должны быть выражены в номинальной, качественной или количественной шкале.

Приведенные требования не являются исчерпывающими. При составлении, например, тестов-опросников большое внимание должно уделяться приемам снижения возможности фальсификации ответов и уменьшения систематической ошибки тес-

тирования. Сюда относится, в частности, введение в методику специальных признаков для выявления тенденции испытуемого давать о себе социально одобряемую информацию и для коррекции возможных искажений результатов, вносимых фактором «социальной желательности». Также к методическим приемам уменьшения систематической ошибки относится соблюдение в тест-опросниках баланса между прямыми и обратными вопросами и т. д.

В целом можно сказать, что формирование исходного множества признаков при конструировании нового психодиагностического теста является трудоемким и тонким занятием, требующим от специалиста-психодиагноста разносторонних и глубоких профессиональных знаний, а также зрелого опыта и развитой интуиции.

На практике чаще встречается другой подход к решению задачи формирования исходных признаков, в котором такими признаками выступают элементы известных тестов. Возможно заимствование отдельных элементов у ранее апробированных тестов, составление нового теста из частей известных методик и использование в качестве исходного множества признаков полного набора тестовых заданий многомерных психодиагностических методик. Примером составления нового теста из частей известных методик может служить разработанный В. М. Мельниковым и Л. Т. Ямпольским психодиагностический тест /1985/, в котором стимульный материал представляет собой комбинацию утверждений и вопросов из популярных тестов для многомерного исследования личности MMPI и 16PF Р. Кэттелла. Иллюстрацией использования полного набора тестовых заданий в качестве исходного материала для конструирования нового диагностического правила является разработанный в Психоневрологическом институте имени В. М. Бехтерева опросник для определения уровня невротизации и психопатизации, в который вошли 90 утверждений из оригинального теста MMPI /Методика определения..., 1980/.

Преимущества первого подхода, где конструируется полностью новый тест, заключается в том, что в нем максимально учитывается специфика конкретной психодиагностической задачи, находящая свое выражение в более целенаправленном подборе тестовых стимулов, формулировке отдельных вопросов и заданий, использовании терминологии, характерной для изучаемой прикладной области и т. п. В то же время, как указывалось выше, реализация этого подхода сопряжена со значительными усилиями в теоретической проработке как общей концепции теста, так и множества частных деталей. Второй подход не обладает гибкостью первого подхода, но позволяет избежать необходимости решения многих частных проблем, так как опи-

рается на уже апробированную исходную структуру известных тестов. Основанием для его широкого использования служит скрытый потенциал многомерных психодиагностических тестов, отражающих широкий диапазон индивидуально-психологических различий, который может быть развернут относительно нового психологического концепта.

Определив исходное множество признаков, исследователь получает «черновой» вариант будущего психодиагностического теста. Дальнейшая отработка этого варианта основывается на эмпирико-статистическом анализе, методы которого рассматриваются ниже.

2.2. Структура экспериментально-психологических данных и свойства линейных диагностических моделей

Без применения эмпирико-статистического анализа не обходится ни одна серьезная попытка конструирования или адаптации тестов /Шмелев А. Г., Похилько В. И., 1985/. Исходным материалом для такого анализа служат результаты экспериментального обследования репрезентативной выборки испытуемых с помощью «чернового» варианта психодиагностического теста. Из полученных данных формируется двумерная таблица экспериментальных данных (ТЭД).

В приведенной таблице приняты следующие обозначения:

N — общее количество объектов (испытуемых);

p — общее количество признаков;

x_j — « j »-й признак (в дальнейшем наряду с термином «признак» будут употребляться также термины «показатель» и «переменная»);

Таблица 2.1

Таблица экспериментальных данных

Объекты (испытуемые)	Исходные признаки					
	x_1	x_2	\dots	x_j	\dots	x_p
x_1	x_{11}	x_{12}	\dots	x_{1j}	\dots	x_{1p}
x_2	x_{21}	x_{22}	\dots	x_{2j}	\dots	x_{2p}
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
x_i	x_{i1}	x_{i2}	\dots	x_{ij}	\dots	x_{ip}
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\dots	\vdots	\dots	\vdots
x_N	x_{N1}	x_{N2}	\dots	x_{Nj}	\dots	x_{Np}

x_{ij} — значение « j »-го признака, измеренное у « i »-го объекта.

В соответствии с данной символикой приняты также обозначения:

$x = (x_1, \dots, x_p)'$ — вектор признаков (знак « $()'$ » означает транспонирование);

$x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ — « i »-й объект;

$X = \{x_i\}$ — множество объектов.

Особенностью психодиагностических экспериментальных данных является то, что исходные признаки x_i , как правило, измерены в номинальных и порядковых (ординальных) шкалах /Суплес П. и др., 1967; Пфанцагль И., 1976; Айвазян С. А. и др., 1983/. Для большинства тестов с закрытыми ответами типа «Выбор», «Восстановление частей» и «Переструктурирование» между возможными вариантами ответов испытуемых нельзя априорно установить ни количественных отношений, ни отношений порядка. Это — номинальные измерения.

В теории измерений номинальные шкалы считаются простейшими и самыми «бедными» (их называют также шкалами наименований и классификационными шкалами). Если обозначить числами возможные варианты ответов испытуемого на тестовые задания, то эти числа будут иметь смысл только абстрактных символов, обозначающих каждый вариант ответов и никакие другие отношения между указанными числами, кроме их равенства, значения не имеют. При сравнении двух испытуемых по признаку, измеренному в номинальной шкале, можно сделать единственный вывод о совпадении или несовпадении значения признака. Поэтому при анализе таких признаков каждую отметку номинальной шкалы считают отдельным самостоятельным признаком. Он принимает всего два значения А и В и разность (А — В) уже может интерпретироваться как степень важности несовпадения данного признака при сравнении двух объектов. Чаще всего применяют значения А=0 и В=1, то есть признак равен либо 0, либо 1, а степень важности признака x_i задается весом w_i , на который умножается x_i . Такие признаки называют двоичными, бинарными, булевыми, а в психодиагностике часто используют термин «дихотомические признаки». Процедура преобразования исходных показателей в набор признаков с двумя градациями носит название дихотомизации /Миркин Б. Г., 1980/. После проведения дихотомизации номинальные измерения становятся доступны для применения широкого спектра различных методов многомерного количественного анализа с учетом специфики данного вида измерений.

К ординальным переменным относятся, например, признаки, даваемые психодиагностическими методиками с закрытыми ответами на тестовые задания типа «Оценивание». Также

иногда в качестве исходных признаков для построения нового диагностического показателя используются значения различных психологических шкал и факторов, которые, являясь нормативными измерениями, с очень большой осторожностью следует относить к количественным измерениям. Для ординальных признаков существенен лишь порядок градаций на шкале, и для них считаются допустимыми любые монотонные преобразования, не нарушающие этот порядок. Методологически строгим является применение к ординальным признакам методов обработки, результат которых инвариантен относительно допустимых преобразований порядковой шкалы /Енюков И. С., 1986/. Поэтому количественный анализ ординальных переменных, как и дихотомических, имеет свою специфику. В то же время некоторые авторы (например, Филмер П. и др., 1978) отмечают, что даже тогда, когда измерения осуществляются в шкалах порядка или более высокого уровня, анализ данных разумно строить так, как будто мы имеем дело с номинальными шкалами.

Описанные выше особенности экспериментальных данных в психодиагностике следует учитывать при выборе диагностической модели и методов эмпирико-статистической оценки ее параметров. В этой диагностической модели должна в определенной форме выражаться связь измеряемого вектора признаков x с тестируемым свойством, которое в дальнейшем будет обозначаться как y . То есть должен быть раскрыт механизм преобразования $y = y(x)$. Первое требование, предъявляемое к математической модели, — это необходимое требование к конечному результату, который обязан быть максимально точным и надежным. Второе требование — лаконичность и интерпретируемость способа получения конечного результата. Указанные требования находятся в тесной взаимосвязи. Чем более экономно по форме и содержательно по смыслу преобразование $y = y(x)$ при соблюдении заданной точности модели, тем более общие закономерности структуры экспериментальных данных вскрывает используемая модель и, значит, тем более устойчива и надежна количественная оценка диагностируемого показателя, получаемая с помощью преобразования $y(x)$.

Структура экспериментальных данных, особенности которой в контексте решаемой диагностической задачи описывает математическая модель, отражается посредством двух основных категорий взаимоотношений между элементами ТЭД — категорий сходства и различия. Сходство и различие объектов ТЭД определяется мерами близости (удаления), а признаков — мерами связи. Ординальный и дихотомический характер исходных признаков выражается в специфике этих мер, которые рассматриваются ниже.

Матрица связи задает отношение «признак-признак» и представляет собой двумерную симметричную квадратную матрицу размера $p \times p$

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & \dots & s_{1p} \\ s_{21} & \dots & s_{2p} \\ \dots & \dots & \dots \\ s_{p1} & \dots & s_{pp} \end{bmatrix}, \quad (2.1)$$

где s_{ij} — мера связи между признаками x_i и x_j .

Известно большое количество мер связи между признаками. Они отличаются как объемом вычислений, так и теми аспектами связи, которые они отражают. Различные авторы предлагают разные основания для классификации этих мер связи (например, Елисеева И. И. и др., 1977; Миркин Б. Г., 1980; Никифоров А. М. и др., 1988). Здесь будут рассмотрены две представительные группы связи между признаками /Статистические методы..., 1979/.

В первой группе используется принцип ковариации, а во второй — принцип сопряженности признаков. Исходя из первого принципа, заключение о наличии связи между переменными делается в том случае, когда увеличение значения одной переменной сопровождается устойчивым увеличением или уменьшением значений другой. В математическом выражении задача сводится к вычислению ковариации, то есть сопутствующего изменения численных значений признаков. Сюда относится в первую очередь коэффициент корреляции Пирсона (r_{kj}), который представляет собой произведение моментов и является мерой линейной связи двух переменных x_k и x_j . Он вычисляется по формуле

$$r_{kj} = \frac{s_{kj}}{\sqrt{s_{kk} s_{jj}}}, \quad (2.2)$$

где

$$s_{kj} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ik} - m_k)(x_{ij} - m_j) \quad (2.3)$$

и

$$m_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij}. \quad (2.4)$$

Многие меры связи отличаются от приведенного коэффициента корреляции Пирсона внешней формой, но являются, по

сути, алгебраическим преобразованием этого коэффициента, учитывающим специфику (тип) сопоставляемых признаков. Так, например, коэффициент ранговой корреляции Спирмена (r_s), часто применяемый для анализа ординальных переменных, представляет собой алгебраическое упрощение r_{kj} . То же самое можно сказать о точечном бисериальном коэффициенте корреляции (r_{pb}), который служит мерой связи между дихотомической и количественной переменными. Некоторые другие коэффициенты, в частности тетракорический коэффициент корреляции (r_{tet}) и бисериальный коэффициент корреляции (r_{bis}), можно интерпретировать как аппроксимации r_{kj} для определенных типов признаков /Гласс Дж. и др., 1976/.

Несколько иной подход в рассматриваемой группе мер связи основывается на подсчете числа несовпадений в ранжировке объектов по сопоставляемым переменным. Этот подход разработал М. Кендалл /1974/, когда предпринял попытку истолковать процесс измерения связи между переменными, не прибегая к принципу произведения моментов. Он рассмотрел два порядковых признака x_i и x_j , на каждый из которых N объектов отображаются в N последовательных рангов (1, 2, ..., N). Из N объектов формируется $N(N-1)/2$ пар, и для каждой пары подсчитывается количество совпадений порядка на признаке x_i с порядком на признаке x_j . Это количество обозначается « P ». Таким же образом определяется количество несовпадений (инверсий) « Q ». Коэффициент ранговой корреляции, получивший название «тау» Кендалла, вычисляется по формуле

$$\tau = \frac{P - Q}{N(N-1)/2} \quad (2.5)$$

Несмотря на различие в подходах, между коэффициентами ранговой корреляции Спирмена и Кендалла, как отмечается в /Гласс Дж. и др., 1976/, существует тесная логическая связь. В то же время τ Кендалла имеет интересную для математических статистиков интерпретацию: если из N объектов случайно выбираются два объекта, то разность между вероятностью того, что они будут иметь одинаковый порядок как по x_i , так и по x_j , и вероятностью того, что у них будет наблюдаться различие в порядках по x_i и x_j , равна величине τ .

На основе подсчета количества совпадений и инверсий сконструирован целый ряд различных мер связи. В частности, этот принцип используется в коэффициенте бисериального ранговой корреляции Кертена и Гласса (r_{rb}), который применяется для изучения взаимодействия дихотомической и порядковой переменных. В то же время Гласс /Glass G. V., 1966/ показал, что r_{rb} аналогичен бисериальному коэффициенту корреляции

для порядковых переменных и для его вычисления можно обойтись без подсчета совпадений и инверсий.

Вторая обширная группа мер связи, основанная на принципе взаимной сопряженности, направлена на выяснение следующего факта: появляются ли некоторые значения одного признака одновременно с определенными значениями другого чаще, чем это можно объяснить случайным стечением обстоятельств. В данном случае фиксируется только сам факт наличия или отсутствия интересующих значений признака независимо от их количественного выражения /Никифоров А. М. и др., 1988/. Общим, как бы переходным, для первой и второй групп мер связи является популярный в психодиагностических исследованиях коэффициент ϕ , который предназначен для измерения связи двух дихотомических признаков или, иными словами, для анализа таблиц сопряженности 2×2 (табл. 2.2).

Таблица 2.2

Таблица сопряженности дихотомических признаков

Признак x_j	Признак x_i		Итого
	0	1	
I	a	b	$a+b$
0	c	d	$c+d$
Итого	$a+c$	$b+d$	

Коэффициент ϕ представляет собой алгебраическое упрощение обычного коэффициента корреляции Пирсона r_{ij} с учетом специфики дихотомических признаков и вычисляется по формуле

$$\phi = \frac{bc - ad}{\sqrt{(a+c)(b+d)(a+b)(c+d)}}. \quad (2.6)$$

Другие меры связи, основанные на принципе взаимной сопряженности, например коэффициенты Чупрова, Крамера, контингенции Пирсона и т. д., подробно рассматриваются в /Кендалл М. и др., 1976; Миркин Б. Г., 1976; Елисеева И. И. и др., 1977; Статистические методы..., 1979; Айвазян С. А. и др., 1983/.

В целом по проблеме выбора той или иной меры связи для решения конкретной задачи можно сказать следующее. Применение к одним и тем же данным различных мер связи нередко приводит к отличающимся результатам. Это обусловлено тем, что математики, конструировавшие коэффициенты корреляции,

Таблица 2.3

Рекомендуемые меры связи между различными типами признаков

Тип признака	Тип признака		
	Дихотомический	Ординальный	Количественный
Дихотомический (бинарная шкала)	1. Коэффициент ϕ (Пирсона) 2. Тетрахорический коэффициент корреляции (r_{tet})	1. Рангово-бисериальный коэффициент корреляции Кертена и Гласса (r_{rb})	1. Точечный бисериальный коэффициент корреляции (r_{pb}) 2. Бисериальный коэффициент корреляции (r_{bis})
Ординальный (шкала порядка)		1. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена. 2. Тау Кендалла (τ)	1. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена (r_s) 2. Тау Кендалла (τ)
Количественный (шкала интервалов или отношений)			Коэффициент корреляции Пирсона (r_{ij})

как правило, исследовали их свойства в предельных ситуациях — около 0 или 1 /Елисеева И. И. и др., 1977/. Поведение же различных мер связи внутри интервала [0,1] сравнительно мало изучено. Поэтому на практике предпочтительный выбор какой-либо меры связи бывает не просто обосновать, а результаты использования разных мер трудно сравнивать. Во многом такой выбор определяется личными симпатиями исследователя. В качестве рекомендации предлагается таблица 2.3, в которую сведены наиболее часто употребляемые в психологии меры связи для признаков разного типа. Подробно все коэффициенты, указанные в таблице, анализируются в /Гласс Дж. и др., 1976/.

Матрица близостей (удаленностей) задает отношение «объект-объект» и представляет собой квадратную симметричную матрицу $N \times N$ с неотрицательными элементами

$$D = \begin{pmatrix} d_{11}, \dots, d_{1N} \\ d_{21}, \dots, d_{2N} \\ d_{N1}, \dots, d_{NN} \end{pmatrix}. \quad (2.7)$$

Элементы d_{ij} являются значениями некоторой меры близости (удаленности) между объектами x_i и x_j . Чаще в анализе

данных используются меры удаленности. К этим мерам предъявляются следующие требования:

1. Максимальное сходство объекта с самим собой —

$$d_{ii} = \min d_{ij}. \quad (2.8)$$

2. Требование симметрии —

$$d_{ij} = d_{ji}. \quad (2.9)$$

3. Выполнение неравенства треугольника —

$$d_{ij} \leq d_{ik} + d_{kj}. \quad (2.10)$$

Последнее требование предъявляется к матрицам расстояний (диагональные элементы должны быть равны нулю). Матрица D , удовлетворяющая перечисленным трем требованиям, допускает толкование структуры взаимоотношений объектов исследования как некоторой геометрической конфигурации точек в многомерном пространстве признаков.

Приведем наиболее распространенные меры расстояния между объектами x_i и x_j .

- 1) Евклидово расстояние —

$$d_{ij}^{(E)} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2}. \quad (2.11)$$

Эта мера может применяться для вычисления расстояния между объектами, описанными количественными, качественными и дихотомическими признаками. Ее использование целесообразно, когда признаки однородны по смысловой нагрузке и одинаково важны для решаемой задачи.

- 2) Взвешенное евклидово расстояние —

$$d_{ij}^{(qE)} = \sqrt{\sum_{k=1}^p w_k (x_{ik} - x_{jk})^2}. \quad (2.12)$$

Данную меру используют, когда необходимо количественно выразить важность каких-либо признаков или выравнивать масштабы неоднородных признаков.

- 3) Расстояние Махаланобиса —

$$d_{ij}^{(M)} = \sqrt{(x_i - x_j) S^{-1} (x_i - x_j)}. \quad (2.13)$$

где S — ковариационная матрица генеральной совокупности, из которой извлечены объекты x_i и x_j . Ее элементы вычисляются по формуле (2.3). Эта мера применяется при сильной зависи-

мости и неоднородности исследуемых признаков, так как она инвариантна к линейным преобразованиям пространства признаков (изменению масштаба и повороту осей).

4) Расстояние Минковского —

$$d_{ij}^{(M)} = \sum_{k=1}^p I_k(x_i, x_k). \quad (2.14)$$

Это расстояние еще называют «городской метрикой», поскольку в данном случае расстояние между точками определяется аналогично расстоянию вдоль взаимно перпендикулярных улиц городских кварталов /Александров В. В. и др., 1990/. Городская метрика применяется для измерения расстояния между объектами, описанными ординальными признаками. $I_k(x_i, x_j)$ равно разнице номеров градаций по k -му признаку у сравниваемых объектов x_i и x_j .

5) Расстояние Хэмминга —

$$d_{ij}^{(H)} = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}|. \quad (2.15)$$

Данная мера наиболее часто используется для определения различий между объектами, задаваемыми дихотомическими признаками и интерпретируется как число несовпадений значений признаков у рассматриваемых объектов x_i и x_j . Для дихотомических признаков она соответствует квадрату евклидова расстояния. Так же как и для евклидова расстояния, может применяться взвешенное расстояние Хэмминга.

6) Другие меры близости для дихотомических признаков.

Эти меры близости обычно основаны на подсчете числа нулевых или единичных компонент признаков, совпавших или несовпавших на объектах x_i и x_j , и придании этому числу различной степени важности. Подробно указанные меры рассматриваются в /Боннер Р. Е., 1969; Житков Г. Н., 1970; Елисеева И. И. и др., 1977/.

Представление информации о структуре экспериментальных данных посредством матриц связей признаков S и близостей (удаленностей) объектов D служит промежуточным звеном в процессе построения диагностических моделей $y = y(x)$ различного типа. Независимо от этого типа различают две основные стратегии определения параметров диагностических моделей.

Первая стратегия использует методы, опирающиеся непосредственно только на особенности конфигурации образовавшейся структуры экспериментальных данных, находящей свое вы-

ражение в числовых отношениях сходства и различия элементов ТЭД. Поэтому она называется стратегией, основанной на критерии автоинформативности экспериментальных данных. Например, если в матрице связей S обнаруживается группа сильно коррелирующих признаков, то, возможно, это является следствием отражения признаками, вошедшими в группу, эмпирического фактора, соответствующего требуемому диагностическому конструкту. Или, например, если, исходя из анализа компонент матрицы расстояний D , удастся установить, что распределение объектов в пространстве признаков состоит из нескольких геометрических группировок, то это может быть основанием для попытки объяснить данный факт различиями изучаемых объектов по тестируемому свойству и построить адекватный диагностический алгоритм.

В то же время нужно хорошо представлять, что выявляемые группировки объектов в большой степени зависят от типа используемой меры расстояния между объектами и от используемой системы признаков. Так, в частности, «хорошая» с точки зрения решаемой диагностической задачи геометрическая структура распределения объектов в каком-либо подпространстве признаков может быть «развалена» добавлением к этому подпространству «шумящих» признаков или «подавлена» более «сильной» структурой, отражающей иррелевантный тестируемому свойству фактор. В свою очередь, значимые связи между признаками могут образовываться за счет расслоения выборки объектов под действием постороннего фактора. И, наоборот, отсутствие корреляций может объясняться влиянием неучтенной характеристики выборки (например, для лиц разного пола корреляции каких-либо признаков могут быть высокими, но иметь противоположные знаки. Поэтому в смешанной выборке корреляции этих же признаков будут близки к нулю).

Приведенные примеры, а также другие примеры, рассматриваемые в последующих разделах, показывают, что нередко для построения диагностической модели требуется привлечение дополнительной информации, кроме той, которая непосредственно содержится в исходной ТЭД. Эту дополнительную информацию называют обучающей, и ее несут сведения об эмпирических отношениях между объектами исследования, полученные тем или иным способом. Обучающая информация формируется по так называемым критериям внешней информативности или, иными словами, внешним критериям. Данная информация представляется в различных формах. Это может быть привязка к объектам значений «зависимой» переменной, измеренной в количественной шкале, номер однородного по тестируемому свойству класса, порядковый номер (ранг) объекта x_i в ряду всех объектов, упорядоченных по степени проявления

диагностируемого свойства, и, наконец, совокупности значений набора внешних (не включенных в анализируемую ТЭД) признаков, характеризующих тестируемый психологический феномен. При использовании обучающей информации объекты в исходном пространстве признаков в соответствии с внешним критерием как бы «окрашиваются в разнообразные цвета», что позволяет более целенаправленно находить способы преобразования исходных признаков в результирующий диагностический показатель. Методы, основанные на применении внешних критериев, составляют вторую стратегию определения параметров диагностических моделей.

В зависимости от совпадения критериев автоинформативности с критериями внешней информативности методы первой и второй стратегии могут приводить к сходным результатам. В то же время эти результаты в значительной мере зависят от того, с помощью каких преобразований раскрывается информационный потенциал исходных экспериментальных данных. Не существует диагностической «информативности вообще». Информативность данных существует только по отношению к применяемому типу диагностической модели, выбор которой, в свою очередь, определяется техническими ресурсами и теоретическими представлениями конкретных исследователей.

В психодиагностике превалируют линейные модели, в которых результирующий показатель представляется в виде взвешенной суммы исходных признаков

$$y(x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_px_p. \quad (2.18)$$

Распространенность линейных моделей объясняется прежде всего их наибольшей простотой, понятностью и «удоборешаемостью», позволяющей, в частности, вручную обрабатывать результаты тестирования. Например, лаборант, участвующий в психодиагностическом эксперименте, сравнивает ответы испытуемого на вопросы теста со специальным «ключом», суммирует совпадения с определенными весами и тем самым реализует линейную диагностическую модель.

С математической точки зрения развитие диагностики происходит в направлении отказа от линейных моделей /Айвазян С. А. и др., 1989/. Но, несомненно, они всегда будут иметь большое прикладное значение благодаря лаконичности и хорошей интерпретируемости.

Линейные модели удобны для рассмотрения геометрических иллюстраций вычисления результирующего показателя. Уравнение $y(x) = 0$ — это уравнение гиперплоскости в пространстве признаков (рис. 2.1), а расстояние от объекта x_i , который ото-

бражается точкой в данном пространстве, до гиперплоскости равно $y(x_i) / \|w\|$, где $\|w\| = \sqrt{\sum_{k=1}^p w_k^2}$ — норма весового вектора w .

На рис. 2.1 изображены два объекта x_i и x_j и кусок плоскости $y(x) = 0$ в трехмерном пространстве. Так как в данном случае норма весового вектора выбрана произвольно и равна 1, расстояния от x_i и x_j до плоскости непосредственно соответствуют значениям $y(x_i)$ и $y(x_j)$. Указанные значения часто бывает удобно интерпретировать как проекции точек x_i и x_j на любую прямую в рассматриваемом пространстве признаков, перпендикулярную плоскости $y(x) = 0$. Эта прямая обозначена на рисунке $y(x)$. Точка ее пересече-

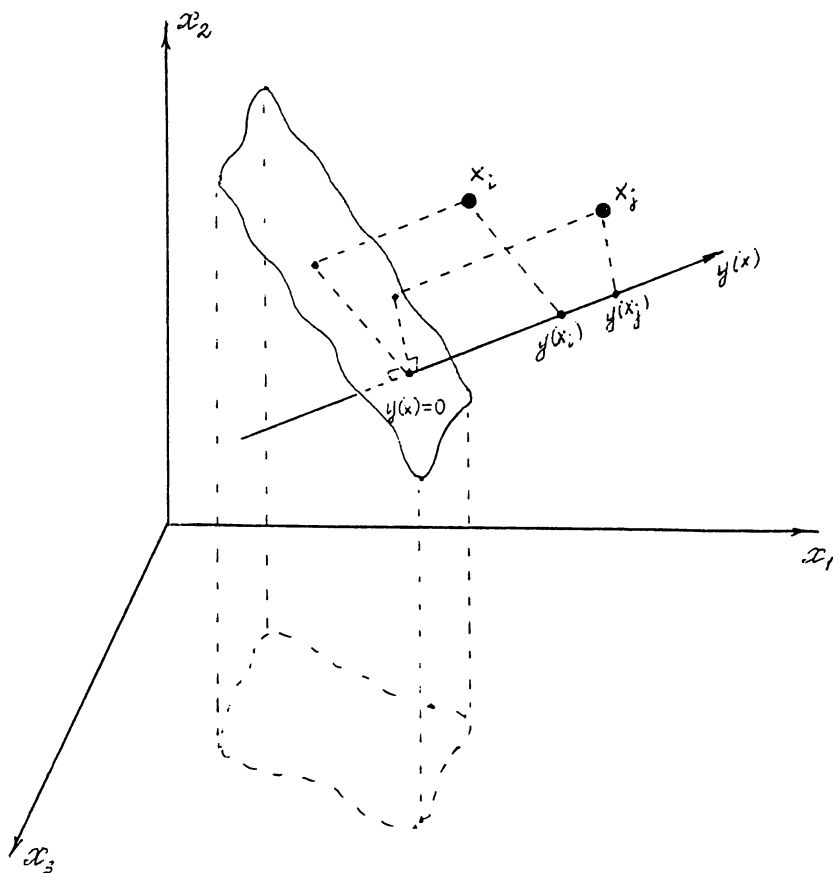


Рис. 2.1. Иллюстрация линейной диагностической модели в трехмерном пространстве признаков

чения с плоскостью дает значение нуля на прямой. В дальнейшем будут неоднократно использоваться подобные геометрические иллюстрации. Это будет уместно и тогда, когда норма весового вектора не равна единице, так как искажение масштаба, которое наблюдается в данном случае, не повлечет за собой искажения главного — взаимного расположения проекций точек на прямую.

Для дихотомических признаков справедливы те же геометрические представления, что и для количественных признаков. Пример геометрической интерпретации линейной модели в пространстве двух дихотомических признаков приведен на рис. 2.2. На этом рисунке изображено 4 объекта, обозначенных как ромб, кружок, квадрат и треугольник. В приведенном примере объекты равномерно распределены в пространстве признаков.

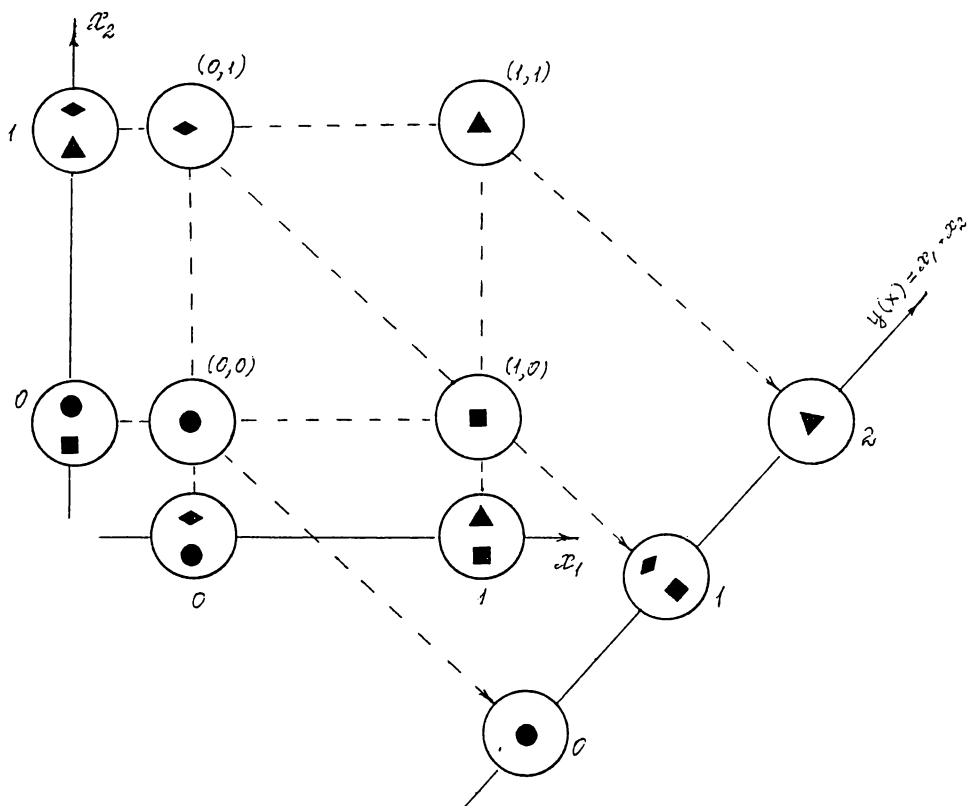


Рис. 2.2. Иллюстрация линейной диагностической модели в пространстве двух дихотомических признаков

Кружок имеет координаты $(0,0)$, ромб — $(0,1)$, квадрат — $(1,0)$ и треугольник — $(1,1)$. Здесь же показаны распределения объектов по каждому из признаков x_1 и x_2 в отдельности и изображены проекции объектов на прямую, соответствующую линейной модели $y(x) = x_1 + x_2$. Норма весового вектора для данной модели равна $\sqrt{2}$. Поэтому в строгом смысле используемое изображение проекций уменьшает истинные интервалы между $y(x_i)$ и $y(x_j)$ в $\sqrt{2}$ раз. Однако, как указывалось выше, такое нарушение не искажает взаимного расположения проекций объектов — неизменными остаются отношения интервалов между проекциями объектов.

В зависимости от угла зрения, под которым рассматривается линейная диагностическая модель, она может иметь различные названия. Если, например, «у» трактуется как «зависимая» переменная, для которой ищется функциональная связь с «независимыми» переменными (признаками) x_i , то уравнение (2.18) называется линейной функцией регрессии или уравнением множественной регрессии. Если рассматривается задача классификации объектов, то $y = y(x)$ обычно называют линейной решающей функцией, а уравнение $y(x) = 0$ — разделяющей границей или уравнением разделяющей гиперплоскости. Ниже при обсуждении того или иного метода определения параметров линейной диагностической модели тоже будут использоваться различные термины, но, как указывалось выше, глобальным атрибутом для разграничения этих методов является привлечение или не привлечение критерия внешней информативности.

2.3. Методы, основанные на критерии автоинформативности системы признаков

Формальные алгоритмы рассматриваемой группы методов непосредственно не оперируют обучающей информацией о требуемом значении диагностируемой переменной. В то же время эта информация в неявном виде всегда присутствует в экспериментальных данных. Она закладывается на самом первом этапе конструирования психодиагностического теста, когда экспериментатор формирует исходное множество признаков, каждый из которых, по его мнению, должен отражать определенные аспекты тестируемого свойства. При этом под отражением данного свойства отдельным признаком, как правило, понимается самый простой вид связи признака с диагностируемым показателем — корреляция x_i с y . Если тестируемое свойство гомогенно, то имеются все основания полагать, что мерой информативности для окончательного отбора признаков может служить степень согласованного действия этих признаков в нужном направлении.

Внутренняя согласованность заданий теста является важной категорией методов, опирающихся на критерий автоинформативности системы признаков. Согласованность измеряемых реакций испытуемых на тестовые стимулы означает то, что они должны иметь статистическую направленность на выражение общей, главной тенденции теста. Геометрическая структура экспериментальных данных, сформированных под влиянием кумулятивного эффекта согласованного взаимодействия признаков, в несколько идеализированном варианте выглядит как облако точек в пространстве признаков, вписывающееся в гиперэллипсоид. Все пары признаков при такой структуре имеют статистически значимые корреляции, а уравнение главной оси гиперэллипсоида — есть линейная диагностическая модель тестируемого свойства.

На приведенных представлениях базируются практически все методы построения психодиагностических тестов, опирающиеся на критерий автоинформативности системы признаков и использующие категорию внутренней согласованности заданий теста. Ниже будут рассмотрены основные методы этой группы.

Метод главных компонент

Метод главных компонент (МГК) был предложен Пирсоном в 1901 году и затем вновь открыт и детально разработан Хотеллингом /1933/. Ему посвящено большое количество исследований, и он широко представлен в литературных источниках, обратившись к которым можно получить сведения об МГК с различной степенью детализации и математической строгости (например, Айвазян С. А. и др., 1974, 1983, 1989). В данном разделе не ставится цель добиться подробного изложения всех особенностей МГК. Сконцентрируем свое внимание на основных феноменах МГК.

МГК осуществляет переход к новой системе координат y_1, \dots, y_p в исходном пространстве признаков x_1, \dots, x_p , которая является системой ортнормированных линейных комбинаций

$$\left\{ \begin{array}{l} y_j(\mathbf{x}) = w_{1j}(x_1 - m_1) + \dots + w_{pj}(x_p - m_p); \\ \sum_{i=1}^p w_{ij}^2 = 1 \quad (j = \overline{1, p}); \\ \sum_{i=1}^p w_{ij}w_{ik} = 0 \quad (j, k = \overline{1, p}, j \neq k), \end{array} \right. \quad (2.19)$$

где m_i — математическое ожидание признака x_i . Линейные комбинации выбираются таким образом, что среди всех возможных линейных нормированных комбинаций исходных признаков вида (2.19) первая главная компонента $y_1(x)$ обладает наибольшей дисперсией. Геометрически это выглядит как ориентация новой координатной оси y_1 вдоль направления наибольшей вытянутости эллипсоида рассеивания объектов исследуемой выборки в пространстве признаков x_1, \dots, x_p . Вторая главная компонента имеет наибольшую дисперсию среди всех оставшихся линейных преобразований вида (2.19), некоррелированных с первой главной компонентой. Она интерпретируется как направление наибольшей вытянутости эллипсоида рассеивания, перпендикулярное первой главной компоненте. Следующие главные компоненты определяются по аналогичной схеме.

Вычисление коэффициентов главных компонент w_{ij} основано на том факте, что векторы $w_1 = (w_{11}, \dots, w_{p1})', \dots, w_p = (w_{1p}, \dots, w_{pp})'$ являются собственными (характеристическими) векторами корреляционной матрицы S . В свою очередь, соответствующие собственные числа этой матрицы равны дисперсиям проекций множества объектов на оси главных компонент.

Алгоритмы, обеспечивающие выполнение метода главных компонент, входят практически во все пакеты статистических программ.

Факторный анализ

В описанном выше методе главных компонент под критерием автоинформативности пространства признаков подразумевается, что ценную для диагностики информацию можно отразить в линейной модели, которая соответствует новой координатной оси в данном пространстве с максимальной дисперсией распределения проекций исследуемых объектов. Такой подход является продуктивным, когда явное большинство заданий «чернового» варианта теста согласованно «работает» на проявление тестируемого свойства и подавляет влияние irrelevantных факторов на распределение объектов. Также положительный результат будет получен при сравнительно небольшом объеме группы связанных информативных признаков, но при несогласованном взаимодействии посторонних факторов, под влиянием которых не нарушается однородность эллипсоида рассеивания, а лишь уменьшается вытянутость распределения объектов вдоль направления диагностируемой тенденции.

В отличие от метода главных компонент факторный анализ основан не на дисперсионном критерии автоинформативности системы признаков, а ориентирован на объяснение имеющихся между признаками корреляций. Поэтому он применяется в бо-

лее сложных случаях совместного проявления на структуре экспериментальных данных тестируемого и иррелевантного свойств объектов, сопоставимых по степени внутренней согласованности, а также для выделения группы диагностических показателей из общего исходного множества признаков.

Основная модель факторного анализа записывается следующей системой равенств /Налимов В. В., 1971/

$$x_i = \sum_{j=1}^m l_{ij} f_j + \varepsilon_i; \quad i = \overline{1, p}; \quad m < p. \quad (2.20)$$

То есть полагается, что значения каждого признака x_i могут быть выражены взвешенной суммой латентных переменных (простых факторов) f_j , количество которых меньше числа исходных признаков, и остаточным членом ε_i с дисперсией $\sigma^2(\varepsilon_i)$, действующей только на x_i , который называют специфическим фактором.

Коэффициенты l_{ij} называются нагрузкой i -й переменной на j -й фактор или нагрузкой j -го фактора на i -ю переменную. В самой простой модели факторного анализа считается, что факторы f_j взаимно независимы и их дисперсии равны единице, а случайные величины ε_i тоже независимы друг от друга и от какого-либо фактора f_j . Максимально возможное количество факторов m при заданном числе признаков p определяется неравенством

$$(p + m) < (p - m)^2,$$

которое должно выполняться, чтобы задача не вырождалась в тривиальную. Данное неравенство получается на основании подсчета степеней свободы, имеющих в задаче /Лоули Д. и др., 1967/. Сумму квадратов нагрузок в выражении (2.20) называют общностью соответствующего признака x_i и чем больше это значение, тем лучше описывается признак x_i выделенными факторами f_j . Общность есть часть дисперсии признака, которую объясняют факторы. В свою очередь, ε_i^2 показывает, какая часть дисперсии исходного признака остается необъясненной при используемом наборе факторов и данную величину называют специфичностью признака. Таким образом,

дисперсия признака = общность $\left(\sum_{j=1}^m l_{ij}^2 \right) + \text{специфичность } (\varepsilon_i^2).$

Основное соотношение факторного анализа показывает, что коэффициент корреляции любых двух признаков x_i и x_j можно

выразить суммой произведения нагрузок некоррелированных факторов

$$r_{ij} = r(x_i, x_j) = l_{i1} l_{j1} + l_{i2} l_{j2} + \dots + l_{im} l_{jm}. \quad (2.21)$$

Задачу факторного анализа нельзя решить однозначно. Равенства (2.20) не поддаются непосредственной проверке, так как p исходных признаков задается через $(p + m)$ других переменных — простых и специфических факторов. Поэтому представление корреляционной матрицы факторами, как говорят, ее факторизацию, можно произвести бесконечно большим числом способов. Если удалось произвести факторизацию корреляционной матрицы с помощью некоторой матрицы факторных нагрузок F , то любое линейное ортогональное преобразование F (ортогональное вращение) приведет к такой же факторизации /Налимов В. В., 1971/.

Существующие программы вычисления нагрузок начинают работать с $m = 1$ (однофакторная модель) /Александров В. В. и др., 1990/. Затем проверяется, насколько корреляционная матрица, восстановленная по однофакторной модели в соответствии с основным соотношением факторного анализа (2.21), отличается от корреляционной матрицы исходных данных. Если однофакторная модель признается неудовлетворительной, то испытывается модель с $m = 2$ и т. д. до тех пор, пока при некотором m не будет достигнута адекватность или число факторов в модели не превысит максимально допустимое. В последнем случае говорят, что адекватной модели факторного анализа не существует.

Если факторная модель существует, то производится вращение полученной системы общих факторов, так как значения факторных нагрузок и нагрузок на факторы есть лишь одно из возможных решений модели (2.20). Вращение факторов может производиться разными способами. Наиболее часто это вращение осуществляется таким образом, чтобы как можно большее число факторных нагрузок стало нулями и каждый фактор по возможности описывал группу сильно коррелированных признаков. Также можно вращать факторы до тех пор, пока не получатся результаты, поддающиеся содержательной интерпретации. Можно, например, потребовать, чтобы один фактор был нагружен преимущественно признаками одного типа, а другой — признаками другого типа. Или, скажем, можно потребовать, чтобы исчезли какие-то трудно интерпретируемые нагрузки с отрицательными знаками. Нередко исследователи идут дальше и рассматривают прямоугольную систему факторов как частный случай косоугольной, то есть ради содержания жертвуют условием некоррелированности факторов.

В завершение всей процедуры факторного анализа с помощью математических преобразований выражают факторы f_j

через исходные признаки, то есть получают в явном виде параметры линейной диагностической модели.

Известно большое количество методов факторного анализа (ротаций, максимального правдоподобия и др.). Нередко в одном и том же пакете программ анализа данных реализовано сразу несколько версий таких методов и у исследователей возникает правомерный вопрос о том, какой из них лучше. В этом вопросе наше мнение совпадает с /Александров В. В. и др., 1990/, где утверждается, что практически все методы дают весьма близкие результаты. Там же приводятся слова одного из основоположников современного факторного анализа Г. Хармана: «Ни в одной из работ не было показано, что какой-либо один метод приближается к "истинным" значениям общностей лучше, чем другие методы... Выбор среди группы методов "наилучшего" производится в основном с точки зрения вычислительных удобств, а также склонностей и привязанностей исследователя, которому тот или иной метод казался более адекватным его представлениям об общности» /Харман Г., 1972, с. 97/.

У факторного анализа есть много сторонников и много оппонентов. Но, как справедливо заметил В. В. Налимов: «...У психологов и социологов не оставалось других путей, и они изучили эти два приема (факторный анализ и метод главных компонент, — В. Д.) со всей обстоятельностью» /Налимов В. В., 1971, с. 100/. Для более подробного ознакомления с факторным анализом и его методами может быть рекомендована литература /Лоули Д., и др., 1967; Харман Г., 1972; Айвазян С. А. и др., 1974; Иберла К., 1980/.

Метод контрастных групп

Исходной информацией при использовании метода контрастных групп, помимо таблицы экспериментальных данных с результатами обследования испытуемых «черновым» вариантом психодиагностического теста, является также «черновая» версия линейного правила вычисления тестируемого показателя. Эта «черновая» версия может быть составлена экспериментатором, исходя из его теоретических представлений о том, какие признаки и с какими весами должны быть включены в линейную диагностическую модель. Кроме того, «черновая» версия может быть почерпнута из литературных источников, когда у экспериментатора возникает потребность адаптировать опубликованный психодиагностический тест к новым условиям. Метод контрастных групп применяется также в составе процедуры повышения внутренней согласованности заданий ранее отработанного теста.

В основе метода контрастных групп лежит гипотеза о том, что значительная часть «черновой» версии диагностической мо-

дели подобрана или угадана правильно. То есть в правую часть уравнения $y_c = y_c(x)$ вошло достаточно много признаков, согласованно отражающих тестируемое свойство. В то же время в «черновой» версии $y_c(x)$ определенная доля признаков приходится на ненужный или даже вредный балласт, от которого нужно избавиться.

Как и во всех других методах, опирающихся на категорию внутренней согласованности, это означает, что в пространстве признаков, включенных в исходную диагностическую модель, распределение объектов вписывается в эллипсоид рассеивания, вытянутый вдоль направления диагностируемой тенденции. В свою очередь, влияние информационного балласта выражается в уменьшении такой вытянутости эллипсоида рассеивания, так как «шумящие» признаки увеличивают разброс исследуемых объектов по всем другим направлениям. При этом «зашумление» основной тенденции будет тем сильнее, чем ближе к центру распределения располагаются диагностируемые объекты, и тем слабее, чем ближе к полюсам главной оси эллипсоида рассеивания находятся рассматриваемые объекты. Это связано с тем, что попадание объектов в крайние области объясняется, главным образом, кумулятивным эффектом согласованного взаимодействия информативных признаков.

Описанные представления о структуре экспериментальных данных лежат в основе следующей процедуры, которая будет рассмотрена на примере анализа пунктов при конструировании тест-опросников /Шмелев А. Г., Похилько В. И., 1985/.

Сначала назначаются исходные шкальные ключи (веса) w_j° для пунктов теста (дихотомических признаков) x_j . Для каждого i -го испытуемого подсчитывается суммарный тестовый балл

$$y_i(x) = \sum_{j=1}^p w_j^\circ x_j. \quad (2.22)$$

Обычно абсолютные значения весов w_j определяют приблизительно и часто берут равными единице. Поэтому направление $y_i(x) = \sum_{j=1}^p w_j^\circ x_j$ будет несколько отличаться от направления главной диагонали эллипсоида рассеивания $y(x)$ (рис. 2.3). Но если ориентировочно $y_c(x)$ правильно отражает диагностируемое свойство, то на краях распределения суммарного балла, построенного по всем объектам исследуемой выборки, можно выделить контрастные группы ω_1 и ω_2 , в которые войдут объекты с минимальными погрешностями, вносимыми «шумящими» признаками. Эти группы не должны быть слишком малы. Для нор-

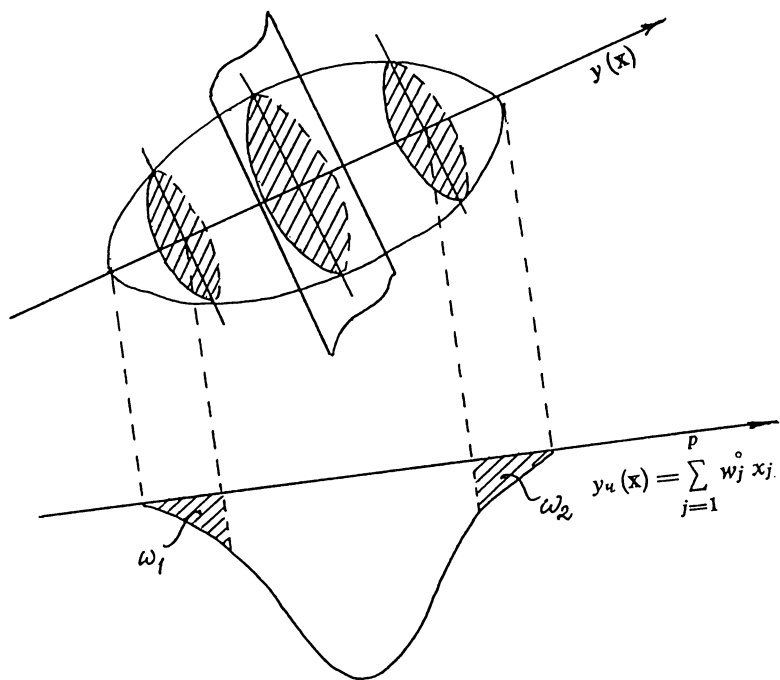


Рис. 2.3. Иллюстрация метода контрастных групп

мального распределения, как правило, берут контрастные группы объемом 27% от общего объема выборки, для более плоского — 33%. В принципе считается приемлемой любая цифра от 25 до 33%/Анастаси А., 1982/.

Следующий шаг заключается в определении степени связи каждого пункта с дихотомической переменной — номером контрастной группы. Мерой этой связи может служить так называемый коэффициент различения, представляющий собой разницу процентов того или иного ответа на анализируемый пункт в полярных группах испытуемых. Наиболее часто используется коэффициент связи Пирсона ϕ , рассчитываемый по формуле (2.6), который затем сравнивается с граничным значением

$$|\phi_{гр}| = \sqrt{\chi_{гр}^2 / N}, \quad (2.23)$$

где $\chi_{гр}^2$ — стандартный квантиль распределения χ^2 с одной степенью свободы. Обычно ориентируются на 5% и 1% уровни

значимости, для которых значение $\chi_{гр}^2$ равно 3,84 и 6,63 соответственно. Если для i -го пункта $|\varphi_i| < |\varphi_{гр}|$, то весовому коэффициенту w_i присваивается значение нуля, то есть признак x_i исключается из линейной диагностической модели $y_c(x)$. Таким образом проверяются все пункты «чернового» варианта теста. Затем для оставшихся пунктов вся процедура снова полностью повторяется и т. д.

На практике не встречается случая, когда окончательно отобранные с помощью приведенной процедуры информативные признаки абсолютно бы совпали с первоначально заданными. Сходимость этой процедуры зависит от исходного соотношения «хороших» и «плохих» заданий теста. По-видимому, для диагностических моделей, основанных на принципе внутренней согласованности используемых признаков, в каждой конкретной задаче существует определенный порог соотношения информативных и «шумящих» признаков, начиная с которого возможно возникновение эффекта самоорганизации или самосовершенствования диагностической модели посредством описанного выше алгоритма.

2.4. Методы, использующие внешний критерий

Выделяют три основные группы внешних критериев: экспертные, экспериментальные и «жизненные».

К числу экспертных критериев относятся оценки, суждения, заключения об испытуемых, вынесенные экспертом или группой экспертов, в качестве которых выступают специалисты, педагоги, руководители, психологи, врачи и т. п. Объективизация внешнего критерия достигается увеличением числа экспертов. При этом применяется четыре возможных метода определения экспертного критерия: коллективная оценка, средневзвешенная оценка, ранжирование, парное сравнение.

При коллективной оценке эксперты совместно оценивают испытуемого по диагностируемому качеству с помощью предложенной разработчиком теста балльной шкалы. Условием коллективной оценки является выработка общего компромиссного мнения. Достижение консенсуса при коллективной оценке зависит от личностных особенностей и характера группового взаимодействия экспертов. Также немаловажным фактором является разрешающая способность заданной оценочной шкалы. Чем меньше баллов в этой шкале, тем легче достигается соглашение между экспертами, но тем грубее представляемые ими оценки. В то же время излишняя детализация шкалы не только не приводит к повышению точности оценки, а нередко вызывает ненужные и длительные разно-

гласия экспертов. Поэтому обычно применяются оценочные шкалы, содержащие до 10 баллов.

При средневзвешенном оценивании эксперты независимо друг от друга определяют значения критериального показателя, которые затем усредняются. Здесь следует обратить внимание на то, что перед усреднением оценок из них должны быть исключены явно отклоняющиеся, аномальные оценки.

Метод ранжирования в отличие от средневзвешенной оценки связан не с проецированием того или иного качества испытуемого на числовую оценочную шкалу, а с определением рангов выраженности исследуемого качества в группе испытуемых. Полученные ранговые места при независимом оценивании также могут усредняться, но корректнее в данном случае пользоваться медианными оценками: каждому испытуемому приписывается ранг, равный медиане ряда рангов, присвоенных ему всеми экспертами.

При использовании слабо дифференцированных оценочных показателей или при низкой квалификации экспертов применяется метод парного сравнения. Задача экспертов состоит в попарной расстановке испытуемых по позициям альтернативных признаков («общительный-замкнутый», «завистливый-бескорыстный» и т. п.). Показателем места, занимаемого в ряду других, наиболее часто служит общее число предпочтений данного испытуемого. Этот показатель обычно нормируется по отношению к числу экспертов и общему количеству сравниваемых испытуемых и выражается в процентах.

Более сложные варианты приведения результатов ранжирования и парного сравнения испытуемых к одномерному критериальному показателю связаны с применением компьютерных алгоритмов многомерного шкалирования. Метрические и неметрические методы многомерного шкалирования в достаточно полном объеме представлены в /Айвазян С. А. и др., 1989/. Там же приведены ссылки на литературу для более подробного ознакомления с этими методами. Также кратко данные методы описаны в п. 3.4., в котором рассматриваются методы анализа структур многомерных данных.

На практике значительно большее распространение получили экспериментальные критерии внешней информативности. Это обусловлено в основном трудностью организации экспертиз и использования обычных количественных методов измерения требуемого качества. Экспериментальными критериями служат результаты одновременного и независимого обследования испытуемых другим тестом, который считается апробированным и предположительно измеряющим то же свойство, что и конструируемый тест. Естественно, что просто конструирование теста-дубликата имеет смысл в случае необходимости создания параллельной формы. Наиболее целесообразен

такой подход, когда ставится задача улучшить собственно диагностические и эксплуатационные характеристики известного психодиагностического инструментария.

В качестве жизненных критериев используют объективные социально-демографические и биографические данные (стаж, образование, профессия, прием или увольнение с работы), показатели успеваемости, производственные показатели эффективности выполнения отдельных видов профессиональной деятельности (рисование, моделирование, музыка, составление рассказа и т. д.). Эти критерии наиболее часто применяются для конструирования тестов способностей к обучению, достижений в отдельных дисциплинах, интеллекта, методик для профотбора и профориентации, тестов общих и специальных способностей и т. п.

Внешний критерий может быть представлен номинальным, ранговым или количественным показателем, «привязанным» к объектам анализируемой ТЭД. Этот показатель в дальнейшем будет обозначаться z . Специфика z влияет на выбор метода определения параметров диагностической модели.

Регрессионный анализ

С позиции регрессионного анализа критериальный показатель z рассматривается как «зависимая» переменная (как правило, ранговая или количественная), которая выражается функцией от «независимых» признаков x_1, \dots, x_r . Для оценки эффективности регрессионной диагностической модели вводится вектор остатков $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_N)'$, который отражает влияние на z совокупности неучтенных случайных факторов либо меру достижимой аппроксимации значений критериального показателя z_i функциями типа $y(x_i)$. Линейная функция регрессии записывается следующим образом

$$z_i = w_0 + w'x_i + \varepsilon_i. \quad (2.25)$$

w_0 называется свободным членом, а элементы весового вектора $w = (w_1, \dots, w_r)$ называются коэффициентами регрессии.

Различают два подхода в зависимости от происхождения матрицы данных. В первом считается, что признаки x_j являются детерминированными и случайной величиной является только зависимая переменная (критериальный показатель) z . Эта модель используется наиболее часто и называется моделью с фиксированной матрицей данных. Во втором подходе считается, что признаки x_1, \dots, x_r и z — случайные величины, имеющие совместное распределение. В такой ситуации оценка уравнения регрессии есть оценка условного математического ожидания случайной ве-

личины z в зависимости от случайных величин x_1, \dots, x_p /Андерсон Т., 1963/. Данная модель называется моделью со случайной матрицей данных /Енюков И. С., 1986/. Каждый из приведенных подходов имеет свои особенности. В то же время показано, что модели с фиксированной матрицей данных и со случайной матрицей данных отличаются только статистическими свойствами оценок параметров уравнения регрессии, тогда как вычислительные аспекты этих моделей совпадают /Демиденко Е. З., 1981/.

В уравнении (2.25) обычно полагают, что величины $\varepsilon_i (i = 1, N)$ независимы и случайно распределены с нулевым средним и дисперсией σ_ε^2 , а оценка параметров w_0 и w производится с помощью метода наименьших квадратов (МНК). Ищется минимум суммы квадратов невязок

$$\Delta^2 = \sum_{i=1}^N (z_i - w'x_i - w_0)^2. \quad (2.26)$$

Это приводит к нормальной системе линейных уравнений:

$$\begin{aligned} w &= S^{-1}c_{zx}; \\ w_0 &= m_z - w'm_x, \end{aligned} \quad (2.27)$$

где c_{zx} — вектор оценок ковариации между критериальным показателем z и признаками x_1, \dots, x_p ; m_z — оценка среднего значения z ; m_x и S — вектор средних значений и матрица ковариаций признаков x_1, \dots, x_p .

Основные показатели качества регрессионной диагностической модели следующие /Енюков И. С., 1986/:

— остаточная сумма квадратов

$$\Delta^2 = \min_{w_0, w} \sum_{i=1}^N (z_i - w'x_i - w_0)^2; \quad (2.28)$$

— несмещенная оценка дисперсии ошибки

$$s_\varepsilon^2 = \Delta^2 / (N - p); \quad (2.29)$$

— оценка дисперсии прогнозируемой переменной

$$\sigma_z^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - m_z)^2; \quad (2.30)$$

— коэффициент детерминации

$$R^2 = \frac{N\sigma_z^2 - \Delta^2}{N\sigma_z^2}; \quad (2.31)$$

— оценка дисперсии коэффициентов регрессии

$$D_{w_i} \approx \frac{s_e^2}{N} s^{ii}, \quad (2.32)$$

где s^{ii} — соответствующий элемент \mathbf{S}^{-1} ;

$$D_{w_0} \approx \frac{1}{N} s_e (1 + \mathbf{m}_x' \mathbf{S}^{-1} \mathbf{m}_x). \quad (2.33)$$

Особого внимания заслуживает приведенный выше коэффициент детерминации R^2 (2.31). Он представляет собой квадрат коэффициента корреляции между значениями критериальной переменной z и значениями, рассчитываемыми с помощью модели $y(x) = \mathbf{w}'x + w_0$ (квадрат коэффициента множественной корреляции). Статистический смысл коэффициента детерминации заключается в том, что он показывает, какая доля зависимой переменной z объясняется построенной функцией регрессии $y(x)$. Например, при коэффициенте детерминации 0,49 регрессионная модель объясняет 49% дисперсии критериального показателя, остальные же 51% считаются обусловленными факторами, не отраженными в модели.

Еще одним важным показателем качества регрессионной модели является статистика

$$FO = \frac{N-p-1}{p} \times \frac{R^2}{1-R^2}. \quad (2.34)$$

С помощью этой статистики проверяется гипотеза $H_0: w_1 = w_2 = \dots = w_p = 0$, то есть гипотеза о том, что совокупность признаков x_1, \dots, x_p не улучшает описания критериального показателя по сравнению с тривиальным описанием $z_i = m_z$. Если $FO > f_{p, N-p-1}$, где $f_{p, N-p-1}$ — случайная величина, имеющая F -распределение с p и $N-p-1$ степенями свободы, то H_0 отклоняется (критерий Фишера).

В регрессионном анализе нередко проверяется другая гипотеза о равенстве нулю каждого из коэффициентов регрессии в отдельности $H_0: w_i = 0$. Для этого вычисляется P -значение $P(|t_{N-p}| > t_i)$, где $t_i = w_i / \sqrt{D_{w_i}}$, а величина t_{N-p} имеет t — распределение с $(N-p)$ степенями свободы. Здесь следует под-

черкнуть, что принятие H_0 (высокое P -значение) еще не говорит о том, что рассматриваемый признак x_i нужно исключить из модели. Этого делать нельзя, поскольку суждение о ценности данного признака может выноситься, исходя из анализа совокупного взаимодействия в модели всех признаков. Поэтому высокое P -значение служит только «сигналом» о возможной неинформативности того или иного признака.

Описанная выше технология оценки параметров линейной диагностической модели относится к одной из классических схем проведения регрессионного анализа. Известно большое количество других вариантов такого анализа, опирающихся на различные допущения о структуре экспериментальных данных и свойствах линейной модели (например, Демиденко Е. З., 1982; Дрейпер Н. и др., 1973; Мостеллер Ф. и др., 1982). Однако в практике конструирования психодиагностических тестов применение классических схем регрессионного анализа с развитым математическим аппаратом оценки параметров регрессионной модели часто вызывает большие сложности. Причин указанных сложностей немного, но они весьма весомы.

Во-первых, сюда относится специфический характер исходных психодиагностических признаков и критериального показателя, которые, как правило, измеряются в дихотомических и ординальных шкалах. Меры связи таких признаков, как указывалось выше, имеют несколько отличную от коэффициента корреляции количественных признаков трактовку и сравнительно трудно сопоставимое поведение внутри интервала $[0,1]$. Поэтому расчетные формулы регрессионного анализа, полученные для количественных переменных, приобретают значительную степень приближенности.

Во-вторых, число исходных признаков, подвергающихся эмпирико-статистическому анализу в психодиагностических исследованиях, велико (может достигать несколько сотен) и между ними, как правило, встречаются объемные группы сильно связанных признаков. В этих условиях возникает явление мультиколлинеарности, приводящее к плохой обусловленности и в предельном случае вырожденности матрицы ковариации S . При плохой обусловленности S решение системы (2.27) является неустойчивым — норма вектора оценок коэффициентов регрессии и отдельные компоненты w могут стать весьма большими, в то время как, например, знаки коэффициентов w_i могут инвертироваться при малом изменении исходных данных /Демиденко Е. З., 1982; Айвазян С. А. и др., 1985/.

Указанные обстоятельства, ряд которых можно продолжить, обусловили приоритет в психодиагностике «грубых» методов построения регрессионных моделей. В основном проблема оцен-

ки параметров линейной психодиагностической модели сведена к задаче отбора существенных признаков.

Известно много подходов к решению задачи определения группы информативных признаков: рассмотрение всех возможных комбинаций признаков; метод «*k*» лучших признаков /Барабаш Б. А., 1964; Загоруйко Н. Г., 1964/; методы последовательного уменьшения и увеличения группы признаков /Marill T. et al., 1963/; обобщенный алгоритм «плюс *l* минус *r*» /Kittre J., 1978/; методы, основанные на стратегии максимина /Backer E. et al., 1977/; эволюционные алгоритмы, в частности, алгоритмы случайного поиска с адаптацией /Лбов Г. С., 1965/; метод ветвей и границ /Narendra P. M. et al., 1976/ и другие. Перечисленные методы будут подробно рассмотрены в третьей главе.

Значительные вычислительные трудности, связанные с высокой размерностью пространства исходных признаков, привели к тому, что в практике конструирования психодиагностических тестов применяются наиболее простые алгоритмы определения состава линейной регрессионной модели.

1) Метод «*k*» лучших признаков.

В основе этого метода лежит предположение о статистической независимости анализируемых признаков. Если в качестве критерия эффективности линейной диагностической модели используется коэффициент детерминации R^2 (2.31), то мерой информативности отдельно взятого признака может служить его коэффициент корреляции с критериальным показателем $r(x_i, z)$ (в зависимости от типа исходных признаков и от шкалы, в которой измерен критериальный показатель, используются соответствующие меры связи). Исходное множество признаков x_1, \dots, x_p упорядочивается по модулю коэффициента корреляции

$$|r(x_{i_1}, z)| \geq |r(x_{i_2}, z)| \geq \dots \geq |r(x_{i_p}, z)| \quad (2.35)$$

и из построенного ряда отбирается «*k*» первых, наиболее ценных признаков.

Чем строже соблюдается условие независимости отбираемых признаков, тем лучше получается конечный результат. В /Общая психодиагностика..., 1987/ приводится следующая иллюстрация Х. Гаррета эффективности алгоритма, позволяющего подобрать оптимальный набор пунктов теста. Пусть имеется 20 пунктов, каждый из которых имеет корреляцию с внешним критерием порядка 0,30. Если эти пункты коррелируют друг с другом на уровне $r(x_i, x_j) = 0,60$, то множественный коэффициент корреляции линейной диагностической модели равняется 0,38, если же $r(x_i, x_j) = 0,30$, множественная корреляция повышается до 0,52. Наконец, при $r(x_i, x_j) = 0,10$ эффективность теста достигает высокого значения 0,79.

Этот факт хорошо исследован в теории регрессионного анализа (например, Хей Дж., 1987). Он также достаточно понятен на качественном уровне рассуждений, так как сильная зависимость признаков означает дублирование большей части информации о проявлении диагностируемого свойства у исследуемых объектов. Данный факт влияния зависимости признаков на эффективность линейной диагностической модели имеет наглядную геометрическую иллюстрацию.

Пусть критериальный показатель z указывает принадлежность объектов к одному из двух диагностируемых классов ω_1 и ω_2 . Объекты класса ω_1 будут обозначаться в дальнейшем на рисунках ромбиками (\blacklozenge), а объекты второго класса ω_2 — кружками (\bullet). Всего рассматривается 16 объектов, по 8 в каждом классе. В качестве признаков используются две дихотомические переменные x_1 и x_2 , которые имеют одинаковые коэф-

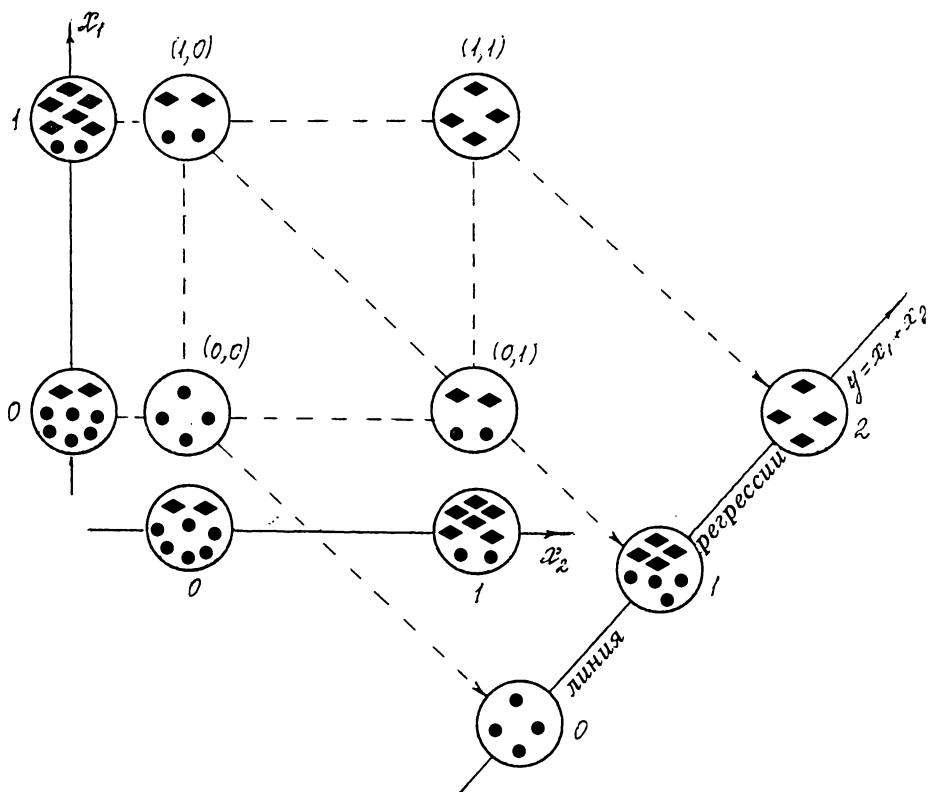


Рис. 2.4. Распределение объектов в пространстве независимых дихотомических признаков

Таблица 2.4

Значения независимых признаков

№ объекта	z	x_1	x_2
1	●	0	0
2	●	0	0
3	●	0	0
4	●	0	0
5	●	0	1
6	●	0	1
7	●	1	0
8	●	1	0
9	◆	1	0
10	◆	1	0
11	◆	0	1
12	◆	0	1
13	◆	1	1
14	◆	1	1
15	◆	1	1
16	◆	1	1

коэффициенты корреляции с критериальным показателем $r(x_1, z) = r(x_2, z) = 0,5$.

В таблице 2.4 представлены значения признаков x_1 и x_2 для случая их независимости. На рис. 2.4 изображено соответствующее распределение объектов в двумерном пространстве дихотомических признаков — объекты равномерно рассредоточены по всем четырем возможным комбинациям значений признаков $(0,0)$, $(0,1)$, $(1,0)$ и $(1,1)$. На этом же рисунке показаны проекции объектов на линию, интервалы которой в $\sqrt{2}$ меньше интервалов, даваемых уравнением функции регрессии $y = x_1 + x_2$. Функция регрессии в приведенном примере двух независимых признаков имеет коэффициент множественной корреляции с критериальным показателем $r(y, z) = 0,71$. Таким образом, если каждый признак в отдельности объясняет 25% дисперсии внешнего критерия, то регрессионная диагностическая модель для двух независимых признаков объясняет уже почти 50% дисперсии критериального показателя.

Значения двух зависимых признаков представлены в таблице 2.5. Каждый из них в отдельности коррелирует с внешним критерием так же, как и в предыдущем примере. Но в отличие от того примера они коррелируют друг с другом $r(x_1, x_2) = 0,5$. На рис. 2.5 это выражается в преимущественном сосредоточении объектов в точках двумерного пространства $(0,0)$ и $(1,1)$. Коррелированность признаков влечет за собой значительное уменьшение корреляции функции регрессии $y = x_1 + x_2$ с

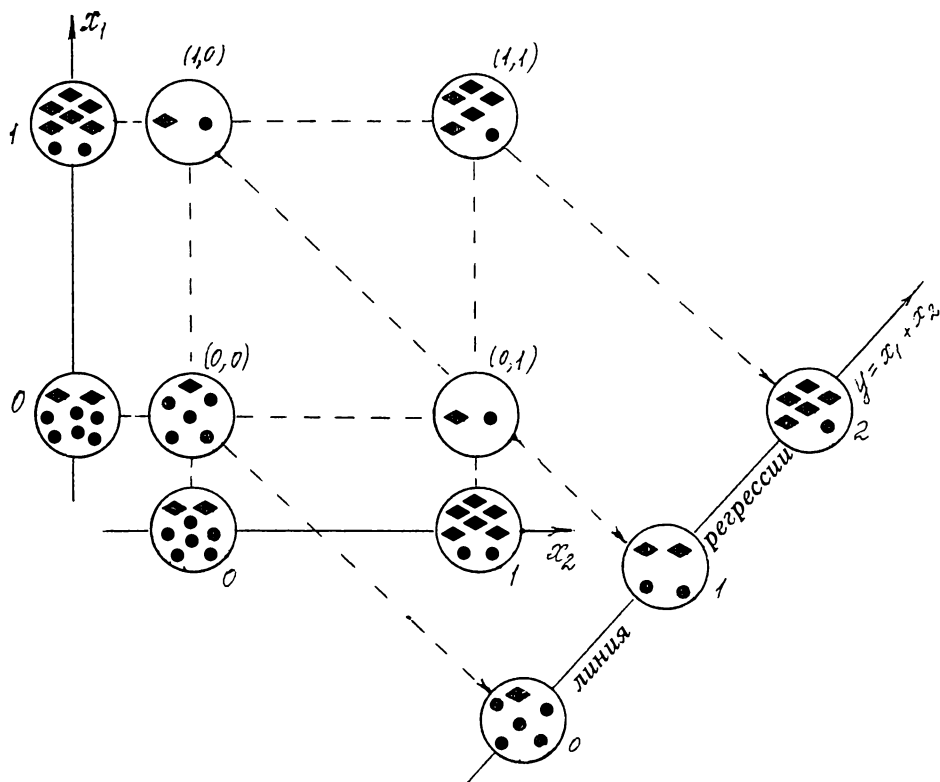


Рис. 2. 5. Распределение объектов в пространстве зависимых дихотомических признаков

критериальным показателем — $r(y, z) = 0,58$. Соответственно, данная функция объясняет уже только 34 % дисперсии внешнего критерия.

Таким образом, при отборе диагностических признаков по методу « k » лучших одновременно ориентируются на два обстоятельства — максимальную корреляцию признаков с внешним критерием и минимальную корреляцию признаков друг с другом. В случае независимости отобранных признаков можно приписать их нормированным значениям веса, пропорциональные коэффициенту корреляции с критериальным показателем /Аванесов В. С., 1982/. Но такая ситуация редко встречается в практике конструирования психодиагностических тестов. Поэтому для отбора и приближенного определения весов коррелирующих друг с другом признаков ис-

Таблица 2.5

Значения зависимых признаков

№ объекта	z	x1	x2
1	•	0	0
2	•	0	0
3	•	0	0
4	•	0	0
5	•	0	0
6	•	0	1
7	•	1	0
8	•	1	1
9	◆	0	0
10	◆	0	1
11	◆	1	0
12	◆	1	1
13	◆	1	1
14	◆	1	1
15	◆	1	1
16	◆	1	1

пользуют более сложные методы анализа экспериментальной информации.

2) Методы последовательного увеличения и уменьшения группы признаков (ПУВГ) и (ПУМГ).

В зависимости от критерия оптимальности группы признаков возможны различные варианты алгоритма ПУВГ. Чаще всего применяется вариант, основанный на анализе частных корреляций между внешним критерием и пунктами теста. Алгоритм ПУВГ выглядит следующим образом.

Шаг 1. Из набора исходных признаков x_1, \dots, x_p выбирается переменная x_{i_1} , имеющая максимальное значение квадрата коэффициента парной корреляции с критериальным показателем $r^2(x_{i_1}, z)$. Признак x_{i_1} составляет начальный набор диагностических переменных $X_{(1)}$.

Шаг 2. Пусть уже построен информативный набор из j признаков $X_{(j)} = x_{i_1}, \dots, x_{i_j}$. Ищется признак $x_{i_{j+1}}$ из условия

$$i_{j+1} = \arg \max_{k \notin X_{(j)}} r_{X_{(j)}}(x_k, z), \quad (2.36)$$

где $r_{X_{(j)}}(x_k, z)$ — частный коэффициент корреляции между x_k и z при фиксированных значениях переменных из $X_{(j)}$.

При этом дополнительно проверяется условие линейной независимости признака x_k от набора признаков $X_{(j)}$, которое обеспечивает вычислительную устойчивость алгоритма,

$$1 - R^2 [x_k, X_{(j)}] > \tau_{\text{пор}}, \quad (2.37)$$

где $R^2 [x_k, X_{(j)}]$ — квадрат коэффициента множественной корреляции набора $X_{(j)}$ с проверяемым признаком x_k ;

$\tau_{\text{пор}}$ — заданная малая положительная величина.

После определения переменной $x_{i_{j+1}}$ проверяются условия остановки алгоритма ПУВГ. Возможно одно из следующих условий остановки /Енюков И. С., 1986/.

— Достигнуто заданное количество признаков p_3 , то есть $j + 1 = p_3$.

— Проверяется гипотеза о равенстве нулю максимального по абсолютной величине коэффициента частной корреляции из $p - j$ коэффициентов частной корреляции признаков, не входящих в $X_{(j)}$. Если эта гипотеза подтверждается, то набор признаков считается окончательным.

— Достигнуто максимальное значение FO -статистики для оценки качества регрессионного уравнения, которое определяется по формуле (2.34).

Если ни одно из условий не выполняется, то признак $x_{i_{j+1}}$ присоединяется к набору $X_{(j)}$ и происходит возвращение к шагу 2. После остановки алгоритма каждому из признаков, вошедших в информативную группу, могут быть присвоены веса, выражающие вклад каждого признака в критерий, не сводимый к вкладу других признаков /Аванесов В. С., 1982/.

Несмотря на более изощренные операции с экспериментальной информацией по сравнению с методом « k » лучших признаков, метод ПУВГ является во многом эвристичным. Он не гарантирует получения оптимального результата, который может быть достигнут с помощью полного перебора всех возможных комбинаций исходных признаков. Отклонение от оптимального решения вероятно уже на первом шаге работы алгоритма ПУВГ, когда выбирается начальный диагностический признак из информативной группы. Хотя этот признак имеет максимальную корреляцию с критериальным показателем, это вовсе не означает, что он обязательно вошел бы в группу информативных признаков, если бы начальным был выбран какой-либо другой признак.

Не гарантирует получения оптимального результата и метод последовательного уменьшения группы признаков ПУМГ, в котором начальное уравнение регрессии строится для полного набора исходных признаков. Из этого полного уравнения затем последовательно удаляется по одной переменной и для оставшихся признаков подсчитывается значение коэффициента детерминации R^2 или какого-либо иного интегрального показателя качества функции регрессии. Алгоритм ПУМГ останавлива-

ется, когда дальнейшее упрощение уравнения регрессии начинает ухудшать его качество. С помощью указанного алгоритма могут быть получены более эффективные результаты, чем для ПУВГ, в случае сравнительно небольшого объема группы исходных признаков. Для высоких размерностей пространства исходных признаков (а при конструировании психодиагностических тестов размерность достигает десятков и даже сотен) возникают серьезные проблемы оценки показателя качества регрессионного уравнения, так как влияние отдельно взятого признака на суммарный эффект диагностической модели становится сопоставимым с погрешностью его измерения.

Обобщением ПУВГ и ПУМГ служит метод «плюс l минус l », который, как следует из его названия, поочередно работает то на добавление, то на исключение признаков в уравнение регрессии. В целом можно отметить, что все упомянутые методы определения состава признаков в уравнении регрессии содержат в той или иной мере эвристическую составляющую. В каждом конкретном случае трудно заранее предугадать, какой из этих методов приведет к результатам, более близким к оптимальным. Поэтому на практике попытки приблизиться к желаемому оптимуму всегда сопряжены с комбинированным применением различных алгоритмов поиска группы информативных признаков в диагностической регрессионной модели.

Дискриминантный анализ

Если критериальный показатель z измерен в номинальной шкале или связь этого показателя с исходными признаками является нелинейной и носит неизвестный характер, для определения параметров диагностической модели используются методы дискриминантного анализа. В этом случае испытуемые, результаты обследования которых представлены в ТЭД, в соответствии с внешним критерием разбиваются на группы (классы), а эффективность диагностической модели рассматривается под углом зрения ее способности разделять (дискриминировать) диагностируемые классы.

Большая группа методов дискриминантного анализа в той или иной мере основана на байесовской схеме принятия решения о принадлежности объектов диагностическим классам. Байесовский подход базируется на предположении, что задача сформулирована в терминах теории вероятностей и известны все представляющие интерес величины: априорные вероятности $P(\omega_i)$ для классов $\omega_i (i = \bar{1}, K)$ и условные плотности распределения значений вектора признаков $P(x / \omega_i)$. Правило

Байеса заключается в нахождении апостериорной вероятности $P(\omega_i / x)$, которая вычисляется следующим образом

$$P(\omega_i / x) = \frac{P(x / \omega_i) P(\omega_i)}{P(x)}, \quad (2.38)$$

где

$$P(x) = \sum_{j=1}^K P(x / \omega_j) P(\omega_j).$$

Решение о принадлежности объекта x_k к классу ω_j принимается при выполнении условия, обеспечивающего минимум средней вероятности ошибки классификации.

$$P(\omega_j / x_k) = \max_{i=1, K} P(\omega_i / x_k). \quad (2.39)$$

Если рассматриваются два диагностических класса ω_1 и ω_2 , то в соответствии с правилом (2.39) принимается решение ω_1 при $P(\omega_1 / x) > P(\omega_2 / x)$ и ω_2 при $P(\omega_2 / x) > P(\omega_1 / x)$. Величину $P(\omega_i / x)$ в правиле Байеса часто называют правдоподобием ω_i при данном x и принятие решения осуществляется через отношение правдоподобия или через его логарифм

$$L(x) = \log \frac{P(\omega_1 / x)}{P(\omega_2 / x)}. \quad (2.40)$$

Для дихотомических признаков, с которыми во многих случаях приходится иметь дело при конструировании психодиагностических тестов, p -мерный вектор признаков x может принимать одно из $n = 2^p$ дискретных значений v_1, \dots, v_n . Функция плотности $P(x / \omega_i)$ становится сингулярной и заменяется на $P(v_k / \omega_i)$ — условную вероятность того, что $x = v_k$ при условии класса ω_i .

На практике в дискретном случае, как и в непрерывном, когда число исходных признаков x_i велико, определение условных вероятностей встречает значительные трудности и зачастую не может быть осуществлено. Это связано, с одной стороны, с нереальностью даже простого просмотра всех точек дискретного пространства дихотомических признаков. Так, например, если использовать в качестве исходных признаков для построения диагностического правила утверждения тест-опросника ММРІ, то $p = 550$ и тем самым $n = 2^{550}$. С другой стороны, даже при гораздо меньшем количестве признаков для достоверной оценки условных вероятностей необходимо

иметь результаты обследования весьма большого количества испытуемых.

Распространённым приемом преодоления указанных трудностей служит модель, в основе которой лежит допущение о независимости исходных дихотомических признаков. Пусть для определенности компоненты вектора x принимают значения 1 либо 0. Обозначим $p_i = P(x_i = 1 / \omega_1)$ — вероятность того, что признак x_i равен 1 при условии извлечения объектов из диагностического класса ω_1 , и $q_i = P(x_i = 1 / \omega_2)$ — вероятность равенства 1 признака x_i в классе ω_2 . В случае $p_i > q_i$ следует ожидать, что i -й признак будет чаще принимать значение 1 в классе ω_1 , нежели в ω_2 . В предположении о независимости признаков можно представить $P(x / \omega_i)$ в виде произведения вероятностей

$$P(x / \omega_1) = \prod_{i=1}^p p_i^{x_i} (1 - p_i)^{1 - x_i}, \quad (2.41)$$

$$P(x / \omega_2) = \prod_{i=1}^p q_i^{x_i} (1 - q_i)^{1 - x_i}. \quad (2.42)$$

Логарифм отношения правдоподобия в этом случае определяется следующим образом

$$L(x) = \sum_{i=1}^p \left[x_i \log \frac{p_i}{q_i} + (1 - x_i) \log \frac{1 - p_i}{1 - q_i} \right] + \log \frac{P(\omega_1)}{P(\omega_2)}. \quad (2.43)$$

Видно, что данное уравнение линейно относительно признаков x_i . Поэтому можно записать

$$L(x) = \sum_{i=1}^p w_i x_i + w_0, \quad (2.44)$$

где весовые коэффициенты

$$w_i = \log \frac{p_i(1 - q_i)}{q_i(1 - p_i)}, \quad (2.45)$$

а величина порога

$$w_0 = \sum_{i=1}^p \log \frac{1 - p_i}{1 - q_i} + \log \frac{P(\omega_1)}{P(\omega_2)}. \quad (2.46)$$

Если $L(x_k) > 0$, то принимается решение о принадлежности объекта x_k к диагностическому классу ω_1 , а если $L(x_k) < 0$, то ω_2 .

Приведенный результат аналогичен рассмотренным выше схемам линейного регрессионного анализа для независимых признаков. Можно выразить значения p_i и q_i с помощью обозначений, принятых для элементов таблицы сопряженности дихотомических признаков 2.2 (здесь в качестве одного из двух дихотомических признаков будет выступать индекс диагностического класса ω_i). Подставив эти обозначения в (2.45), получим $w_i = \log(bc/ad)$. То есть выражение для вычисления весовых коэффициентов в байесовской решающей функции для независимых признаков (2.43) дает значения w_i , монотонно связанные с коэффициентом Пирсона ϕ , который в ряде случаев может использоваться при определении коэффициентов уравнения линейной регрессии.

Результаты дискриминантного и регрессионного анализа для случая двух классов во многом совпадают. Различия проистекают в основном из-за применения разных критериев эффективности диагностической модели. Если интегральным показателем качества регрессионного уравнения служит квадрат коэффициента множественной корреляции с внешним критерием, то в дискриминантном анализе этот показатель, как правило, сформулирован относительно вероятности ошибочной классификации (ВОК) исследуемых объектов. В свою очередь, для вскрытия взаимосвязи ВОК со структурой экспериментальных данных в дискриминантном анализе широко используются геометрические представления о разделении диагностируемых классов в пространстве признаков. Воспользуемся этими представлениями для описания других, отличных от байесовского, подходов дискриминантного анализа.

Совокупность объектов, относящихся к одному классу ω_i , образует «облако» в p -мерном пространстве R^p , задаваемом исходными признаками. Для успешной классификации необходимо, чтобы /Енюков И. С., 1986/:

а) облако из ω_i в основном было сконцентрировано в некоторой области D_i пространства R^p ;

б) в область D_i попала незначительная часть «облаков» объектов, соответствующих остальным классам.

Построение решающего правила можно рассматривать как задачу поиска K непересекающихся областей $D_i (i = \overline{1, K})$, удовлетворяющих условиям а) и б). Дискриминантные функции (ДФ) дают определение этих областей путем задания их границ в многомерном пространстве R^p . Если объект x попадает в область D_i , то будем считать, что принимается решение о

принадлежности объекта к ω_i . Обозначим $P(\omega_i / \omega_j)$ — вероятность того, что объект из класса ω_j ошибочно попадает в область D_i , соответствующую классу ω_i . Тогда критерием правильного определения областей D_i будет

$$Q = \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{j>i}^K P(\omega_i) P(\omega_i / \omega_j), \quad (2.47)$$

где $P(\omega_i)$ — априорная вероятность появления объекта из ω_i .

Критерий (2.47) называется критерием средней вероятности ошибочной классификации. Минимум (2.47) достигается при использовании, в частности, рассмотренного выше байесовского подхода, который, однако, может быть практически реализован только при справедливости очень сильного допущения о независимости исходных признаков и в этом случае дает оптимальную линейную диагностическую модель. Большое количество других подходов также использует линейные дискриминантные функции, но при этом на структуру данных накладываются менее жесткие ограничения. Рассмотрим основные из этих подходов.

Для случая двух классов ω_1 и ω_2 методы построения линейной дискриминантной функции (ЛДФ) опираются на два предположения.

Первое состоит в том, что области D_1 и D_2 , в которых концентрируются объекты из диагностируемых классов ω_1 и ω_2 , могут быть разделены $(p-1)$ -мерной гиперплоскостью $y(x) + y_0 = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_px_p + y_0 = 0$. Коэффициенты w_i в данном случае интерпретируются как параметры, характеризующие наклон гиперплоскости к координатным осям, а y_0 называется порогом и соответствует расстоянию от гиперплоскости до начала координат. Преимущественное расположение объектов одного класса, например ω_1 , по одну сторону гиперплоскости выражается в том, что для них, большей частью, будет выполняться условие $y(x) < 0$, а для объектов другого класса ω_2 — обратное условие $y(x) > 0$.

Второе предположение касается критерия качества разделения областей D_1 и D_2 гиперплоскостью $y(x) + y_0 = 0$. Наиболее часто предполагается, что разделение будет тем лучше, чем дальше отстоят друг от друга средние значения случайных величин $m_1 = E\{y(x)\}, x \in \omega_1$ и $m_2 = E\{y(x)\}, x \in \omega_2$ где $E\{\cdot\}$ — оператор усреднения.

В простейшем случае полагают, что классы ω_1 и ω_2 имеют одинаковые ковариационные матрицы $S_1 = S_2 = S$. Тогда век-

тор оптимальных весовых коэффициентов w определяется следующим образом /Андерсон Т., 1963/

$$w = S^{-1} (\mu_1 - \mu_2), \quad (2.48)$$

где μ_i — вектор средних значений признаков для класса ω_i . Весовые коэффициенты, вычисленные по (2.48), обеспечивают максимум критерия

$$h^2(w) = \frac{(m_1 - m_2)^2}{\sigma_y^2}, \quad (2.49)$$

где σ_y^2 — дисперсия $y(x)$, полагаемая одинаковой для обоих классов. Максимальное значение $h^2(w)$ носит название расстояния Махаланобиса между классами ω_1 и ω_2 и равно

$$T^2 = (\mu_1 - \mu_2)' S^{-1} (\mu_1 - \mu_2). \quad (2.50)$$

Для определения величины порога w_0 вводят предположение о виде законов распределения объектов. Если объекты каждого класса имеют многомерное нормальное распределение с одинаковой ковариационной матрицей S и векторами средних значений μ_i , то пороговое значение w_0 , минимизирующее критерий (2.47), будет

$$w_0 = \frac{1}{2} w' (\mu_1 + \mu_2) + \ln \frac{P(\omega_1)}{P(\omega_2)}. \quad (2.51)$$

Верно следующее утверждение об оптимальности ЛДФ: если объекты из $\omega_i (i = 1, 2)$ распределены согласно многомерному нормальному закону с одинаковой ковариационной матрицей, то решающее правило $w'x > w_0$, параметры которого определены в соответствии с (2.48) и (2.51), является наилучшим в смысле критерия средней вероятности ошибочной классификации (2.47).

Для случая, когда число классов больше двух ($K > 2$), обычно определяется K дискриминантных весовых векторов (направлений)

$$w_i = S^{-1} \mu_i \quad (i = \overline{1, K}) \quad (2.52)$$

и пороговые величины

$$w_{0i} = -\frac{1}{2} w_i' \mu_i + \ln P(\omega_i) \quad (i = \overline{1, K}). \quad (2.53)$$

Объект x относится к классу ω_i , если выполняется условие

$$g_i(x) = \max_{j=\overline{1,K}} g_j(x), \quad (2.54)$$

где $g_j(x) = w_j'x - w_{j0}$.

В формулы вычисления пороговых значений (2.51) и (2.53) входят величины априорных вероятностей $P(\omega_i)$. Априорная вероятность $P(\omega_i)$ соответствует доле объектов, относящихся к классу ω_i в большой серии наблюдений, проводящейся в некоторых стационарных условиях. Обычно $P(\omega_i)$ неизвестны. Поэтому при решении практических задач, не меняя дискриминантных весовых векторов, эти значения задаются на основании субъективных оценок исследователя. Также нередко полагают эти значения равными или пропорциональными объемам обучающих выборок из рассматриваемых диагностических классов.

Другой подход к определению параметров линейных дискриминантных функций использует в качестве критерия соотношение внутриклассовой дисперсии проекций объектов на направление $y(x) = w'x$ с общей дисперсией проекций объединенной выборки. Обычно используются те же предположения, что и в предыдущем случае. А именно, классы $\omega_i (i = \overline{1,K})$ представлены совокупностями нормально распределенных в p -мерном пространстве объектов с одинаковыми ковариационными матрицами S и векторами средних значений μ_i . Обозначим C — ковариационную матрицу объединенной со-

вокупности объектов объема $N = \sum_{i=1}^K N_i$, а μ_0 — вектор средних

значений этой совокупности. Выражение C через S и μ и дается следующей формулой:

$$C = S + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K N_i (\mu_i - \mu_0) (\mu_i - \mu_0)'. \quad (2.55)$$

Дисперсия проекций всей совокупности объектов на направление $y(x)$ составит $c_y^2 = w' C w$, а внутриклассовая дисперсия будет $s_y^2 = w' S w$. Таким образом, критерий оптимальности выбранного направления $y(x)$ для разделения классов ω_i запишется в следующем виде:

$$\frac{c_y^2}{s_y^2} = \frac{w' C w}{w' S w} = \max. \quad (2.56)$$

Отношение (2.56) показывает, во сколько раз суммарная дисперсия, которая обусловлена как внутриклассовым разбросом, так и различиями между классами, больше дисперсии, обусловленной только внутриклассовым разбросом. Вектор w , удовлетворяющий (2.56), исходя из рассмотренной ранее геометрической интерпретации линейной диагностической модели, задает новую координатную ось в p -мерном пространстве $y(x) = w'x$ ($\|w\| = 1$) с максимальной неоднородностью исследуемой совокупности объектов. Новой переменной $y(x) = w'x$ соответствует, по существу, первая главная компонента объединенной совокупности объектов, полученная с учетом дополнительной обучающей информации о принадлежности объектов диагностическим классам ω_i .

Вектор w , при котором достигается максимальное значение критерия (2.56), определяется в результате решения обобщенной задачи на собственные значения

$$(C - I S) w = 0. \quad (2.57)$$

Всего существует p собственных векторов, удовлетворяющих (2.57). Эти векторы упорядочивают по величине собственных чисел $l_1 \geq l_2 \geq \dots \geq l_p$ и получают систему ортогональных канонических направлений w_1, \dots, w_p .

Минимальное значение отношения (2.56) равно 1 и означает, что для выбранного направления w весь имеющийся разброс переменной $y(x)$ объясняется только внутриклассовым разбросом и не несет никакой информации о различии между классами ω_i . Для случая $K=2$ оценка весового дискриминантного вектора $w_F = S^{-1}(\mu_1 - \mu_2)$ является собственным вектором для (2.57) с собственным числом $l_F = T^2 + 1$. Любой вектор, ортогональный w_F , будет также решением (2.57) с собственным значением равным единице. Поэтому для ответа на вопрос, какое число $n < p$ канонических направлений необходимо учесть при $K > 2$, чтобы не потерять информацию о межклассовых различиях, проверяют гипотезу H_0 о равенстве единице последних $p - n$ собственных чисел. Процедура такой проверки изложена, например, в /Енюков И. С., 1986/. Там же достаточно подробно для практического применения рассматриваются некоторые другие аспекты дискриминантного анализа.

Рассмотренные выше методы определения дискриминантных весовых векторов приводят к оптимальным результатам при соблюдении достаточно жестких условий нормальности распределений объектов внутри классов и равенства ковариационных матриц S_i . В практике психодиагностических исследований эти условия, как правило, не выполняются. Но от-

клонения реальных распределений объектов от нормального и различия ковариационных матриц, которые в отдельных случаях хорошо теоретически изучены, не являются главными причинами ограниченного применения классических формул дискриминантного анализа. Здесь, как и при построении регрессионных психодиагностических моделей, качественный и дихотомический характер признаков, их большое количество и наличие групп связанных признаков обуславливают применение «грубых» алгоритмов нахождения дискриминантных функций. Данные алгоритмы также в основном сводятся к отбору информативных признаков с помощью эвристических процедур k — лучших признаков и последовательного увеличения и уменьшения группы признаков. Отличие указанных процедур заключается в иных критериях оптимальности признаков, чем при построении регрессионных моделей. Такие критерии в дискриминантном анализе формулируются относительно средней вероятности ошибочной классификации и часто мерой информативности признака при его добавлении в группу признаков или исключения из группы, не зависящей от объема группы, служит /Енюков И. С., 1986/

$$H^2(T^2) = T^2 \frac{T^2 \frac{N-p-1+c^{-1}}{N-2}}{c^{-1}p + T^2}, \quad (2.58)$$

где T^2 — расстояние Махаланобиса между двумя диагностируемыми классами ω_1 и ω_2 ; $c^{-1} = N_1^{-1} + N_2^{-1}$,

В целом можно заключить, что для двух классов методы дискриминантного анализа во многом аналогичны методам регрессионного анализа. Расширением по отношению к регрессионной схеме в дискриминантном анализе служит представление о разделяющих границах диагностируемых классов, которое может приводить к более изощренным формам этих границ и процедурам их нахождения.

Типологический подход

Публикации, посвященные типологическому подходу, обычно рассматривают его в рамках психопрогностики (например, Ямпольский Л. Т., 1986; Кулагин Б. В. и др., 1989). Известна точка зрения, которая разделяет психопрогностику и психодиагностику /Забродин Ю. М., 1984/. В то же время с позиции формального математического аппарата психопрогностика и психодиагностика имеют много общего. И в том и в другом случае испытуемый описывается набором чисел (p -мерным век-

тором признаков), точно так же каждому испытуемому ставится в соответствие значение некоторого критериального показателя z , и задача состоит в том, чтобы построить математическую модель, имеющую максимальную корреляцию с z или дискриминирующую испытуемых подобно z . Конечно, чем продолжительнее временной интервал, на который распространяется прогноз, тем с более серьезными трудностями сталкивается исследователь при определении критериального показателя и тем сложнее может оказаться структура модели $y = y(x)$. Но, так или иначе, в данном изложении не будет проводиться граница между понятиями психопрогностики и психодиагностики, а внимание будет сконцентрировано большей частью на феноменологии процедуры обработки экспериментальных данных, получившей название типологического подхода.

Целесообразность применения типологического подхода обусловлена недостаточной эффективностью линейных диагностических моделей. Так, Л. Т. Ямпольский /1986/ отмечает, что это простейший способ интеграции индивидуальных факторов в реальное поведение и что психологические факторы (исходные признаки в диагностической модели. — В. Д.) могут взаимодействовать более сложным образом. В /Кулагин Б. В. и др., 1989/ рассматриваются проблемы построения диагностических моделей в целях профотбора и указывается, что, как правило, совокупность обследуемых кандидатов идеализированно считается однородной выборкой из некоторой генеральной совокупности и модель прогнозирования успешности профессиональной деятельности оказывается усредненной для всех испытуемых, включенных в обследование. Это приводит к снижению доли совпадения прогноза с реальной профессиональной успешностью, которая в данном случае практически никогда не превышает 70—80%. Далее рассуждения приведенных выше авторов хотя и несколько различаются, но приводят к одинаковым выводам. Эти рассуждения примерно таковы.

В условиях неоднородности обучающей выборки линейные диагностические модели должны смениться нелинейными. Однако решение задачи построения нелинейных моделей затруднено из-за отсутствия априорных сведений о виде искомых функций $y = y(x)$. В таких случаях эффективный результат может быть достигнут с помощью методов кусочно-линейной аппроксимации $y = y(x)$. В свою очередь, успешность кусочно-линейной аппроксимации зависит от того, насколько хорошо удастся разбить испытуемых на однородные группы, для каждой из которых в отдельности строится собственная линейная диагностическая модель. Это можно рас-

сма́тривать как индивидуализацию диагностического правила, которая заключается в выборе одной из нескольких функций $y = y(x)$ для каждого испытуемого с учетом его принадлежности той или иной группе.

Таким образом, процедура построения диагностической модели состоит из двух этапов. На первом этапе производится разбиение всего множества испытуемых $X = \{x_i\}$, $i = \overline{1, N}$ на M однородных групп G_j ($X = \bigcup_{j=1}^M G_j$). На втором этапе для каж-

дой группы G_j вырабатывается линейное диагностическое правило $y_j = y_j(x)$ с помощью рассмотренных выше методов линейного регрессионного или дискриминантного анализа. Соответственно процедура собственно диагностики также осуществляется в два приема. Сначала определяется принадлежность испытуемого x_i к одной из ранее выделенных групп G_j и затем для диагностики x_i применяется требуемая диагностическая модель $y_j = y_j(x)$.

«Слабое звено» данного подхода заключается в трудно формализуемом и нечетком определении понятия однородности группы объектов. Как известно, задаче разбиения объектов на однородные группы уделяется значительное место в общей проблематике анализа данных. Методы решения этой задачи носят разные названия: автоматическая классификация, распознавание без учителя, таксономия, кластерный анализ, расщепление смеси и т. д., но имеют одинаковую сущность. Все они в явной или неявной форме опираются на категорию близости (различия) объектов в пространстве признаков. Для решения задачи выделения однородных групп объектов исследования необходимо дать ответы на три основных вопроса: а) какие признаки будут считаться существенными для описания объектов? б) какая мера будет применяться для измерения близости объектов в пространстве признаков? в) какой будет выбран критерий качества разбиения объектов на однородные группы? На каждый из приведенных вопросов существует много вариантов ответов, и в зависимости от выбранного ответа можно получить совершенно различные разбиения объектов на однородные группы. Поэтому решение конкретной задачи выделения однородных групп объектов всегда не лишено субъективной оценки исследователя. В следующей главе будут более подробно рассмотрены возможные алгоритмы разбиения множества объектов на группы в рамках общей проблемы анализа многомерной структуры экспериментальных данных. Здесь же ограничимся рекомендациями, изложенными в /Ямпольский Л. Т., 1986; Кулагин Б. В. и др., 1989/, полезность которых подтверждена значимыми практическими результатами.

В работе /Кулагин Б. В. и др., 1989/ рекомендуется для группирования испытуемых отбирать признаки, хорошо дискриминирующие массив исходных данных и слабо коррелирующие между собой. Кроме того, набор этих признаков должен быть минимизирован. Л. Т. Ямпольский /1986/ предлагает выделять группировки объектов в пространстве общих факторов, полученных методами факторного анализа исходного пространства признаков. И в той и в другой работе важное, если не решающее, значение придается психологическому осмыслению выделяемых группировок испытуемых. Возможность четкой интерпретации полученных группировок как определенных психологических типов служит достаточно веским доводом в пользу не случайного разбиения испытуемых на группы, которое могло бы произойти под действием какого-либо иррелевантного решаемой диагностической задаче фактора (отсюда, собственно, и проистекает название «типологический подход»).

Оценка качества диагностической модели, полученной в результате применения типологического подхода, обычно осуществляется путем сравнения с обычной линейной диагностической моделью, построенной без разделения объектов обучающей выборки на группы. Например, используется следующий показатель

$$\Delta = \frac{\sigma_0^2}{\sigma_T^2}, \quad (2.59)$$

где σ_0^2 — остаточная дисперсия обычной линейной регрессионной модели, а σ_T^2 вычисляется по формуле

$$\sigma_T^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^M \sigma_j^2 (N_j - 1). \quad (2.60)$$

Здесь σ_j^2 — остаточная дисперсия регрессионной диагностической модели $y_j = y_j(x)$ для группировки G_j , определяемая из выражения

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N_j - 1} \sum_{x_i \in G_j} [z_i - y_j(x_i)]^2, \quad (2.61)$$

где N — общее количество испытуемых;

N_j — число испытуемых в группировке G_j ;

M — число группировок.

Также для проверки гипотезы об идентичности обычной линейной регрессионной модели и набора регрессионных уравнений $y_j = y_j(x)$ может быть использован F -критерий Фишера /Елисеева И. И. и др., 1977/

$$F = \frac{N - Mp}{p(M - 1)} \cdot \frac{\sigma_0^2(N - p) - \sum_{j=1}^M \sigma_j^2(N_j - p)}{\sum_{j=1}^M \sigma_j^2(N_j - p)}. \quad (2.62)$$

Эффективность типологического подхода по сугубо формальным соображениям не может быть ниже эффективности обычной линейной диагностической модели, которую можно рассматривать как вырожденный случай кусочно-линейной модели. В то же время кроме практического выигрыша типологический подход имеет определенную теоретическую ценность — он раскрывает взаимосвязь диагностики психологических черт, как группировок признаков, и психологических типов, как группировок испытуемых. Идеалом типологического подхода, замечает Б. В. Кулагин /1984/, является разработка такого метода, который позволит для каждой отдельной индивидуальности выбирать оптимальную диагностическую модель.

2.5. Стандартизация и испытания диагностических моделей

Результат тестирования испытуемого x_i , вычисленный с помощью диагностической модели $y_i = y(x_i)$, обычно называют первичной тестовой оценкой или, часто, «сырым» баллом. Для лучшего понимания этого результата в ряду других результатов производится его дальнейшее искусственное преобразование, основанное на анализе эмпирического распределения тестовых оценок в репрезентативной выборке испытуемых. Процедура такого преобразования носит название *с т а н д а р т и з а ц и и*.

Известно три основных вида стандартизации первичных тестовых оценок: 1) приведение к нормальному виду; 2) приведение к стандартной форме; 3) квантильная стандартизация /Мельников В. М. и др., 1985/.

Приведение распределения тестовых оценок к нормальному виду.

Существуют два главных обстоятельства, которыми объясняется целесообразность искусственного приведения распределения первичных тестовых оценок к нормальному виду. Во-первых, значительная часть процедур классической математической статистики разработана для случайных величин с гауссовым нормальным распределением. И, во-вторых, это дает

возможность описывать диагностические нормы в компактной форме.

Для определения способа преобразования у обычно рассматриваются гистограммы распределения первичных тестовых оценок. Они позволяют выявлять лево- и правостороннюю асимметрию, положительный или отрицательный эксцесс и другие отклонения от нормальности. В психологических исследованиях нередко встречаются логарифмические нормальные распределения «сырых» баллов. В этом случае приближение распределения к гауссовой форме достигается путем логарифмирования у. Напротив, для нормализации кривых распределений с пологой левой ветвью и крутой правой нередко применяются тригонометрические и степенные преобразования «сырых» баллов.

Применение компьютеров позволяет автоматизировать подбор и подгонку требуемого преобразования первичных тестовых оценок из заданного класса аналитических функций. Также компьютеры дают возможность достаточно просто реализовывать трудоемкую в ручном исполнении процедуру перехода к нормально распределенным оценкам путем новой оцифровки выходного тестового показателя. Эта процедура обычно одновременно используется для приведения тестовых оценок к стандартной форме и будет подробно рассмотрена ниже.

Преобразование тестовых оценок в стандартную форму.

Под стандартной формой понимают линейное преобразование нормальной (или искусственно нормализованной) тестовой оценки следующего вида

$$Z_i = \frac{y_i - m_y}{\sigma_y}, \quad (2.63)$$

где Z_i — стандартная тестовая оценка i -го испытуемого;

y_i — нормальная оценка i -го испытуемого;

m_y и σ_y — среднее арифметическое значение и среднеквадратическое отклонение у.

Стандартные Z -оценки распределены по нормальному закону с нулевым средним и единичной дисперсией. Это полезно для проведения сравнительного анализа стандартных оценок различных психодиагностических показателей. Но так как Z -оценки могут принимать дробные и отрицательные значения, что неудобно для восприятия, на практике чаще используются взвешенные стандартные оценки (V_i)

$$V_i = a + bZ_i, \quad (2.64)$$

где a и b — константы центрирования и пропорциональности соответственно. Параметр a имеет смысл в данном случае среднего арифметического значения взвешенной стандартной оценки V , а b интерпретируется как среднеквадратическое отклонение V .

В психодиагностике наиболее популярны следующие значения констант центрирования и пропорциональности (Общая психодиагностика, 1987):

1. Т-шкала Мак-Колла — $a = 50$, $b = 10$.
2. Шкала IQ — $a = 100$, $b = 15$.
3. Шкала «стэнайнов» (целочисленные значения от 1 до 9 — стандартная девятка) — $a = 5.0$, $b = 2$.
4. Шкала «стэнов» (стандартная десятка) — $a = 5.5$, $b = 2$.

Как указывалось ранее, компьютеры позволяют достаточно просто осуществить нелинейную нормализацию сырых тестовых оценок y и перейти к взвешенным стандартным оценкам в любой из приведенных выше шкал. Процедура такого перехода заключается в новой оцифровке y и может выглядеть, например, следующим образом. Для любой отметки выбранной стандартной шкалы V известен ее процентильный ранг $PR(V_k) = C$. Он равен площади под кривой теоретического нормального распределения со средним a и среднеквадратическим отклонением b , вычисленной для значений $V < V_k$ и умноженной на 100. По гистограмме эмпирического распределения сырых тестовых баллов ищется точка y_i , которой соответствует такой же процентильный ранг $PR(y_i) = C$. После этого отметке y_i присваивается новое значение V_k . Так производится перенос всех значений V на y .

Квантильная стандартизация.

Примером квантильной стандартизации служит процентильная стандартизация, когда отметке «сырой» шкалы y присваивается новое значение ее процентильного ранга $PR(y)$. Квантиль является общим понятием, частными случаями которого могут быть, например, кроме процентилей, квартили, квинтили и децили. Три квартильные отметки (Q_1 , Q_2 , Q_3) разбивают эмпирическое распределение тестовых оценок на 4 части (кварти) таким образом, что 25% испытуемых располагаются ниже Q_1 , 50% — ниже Q_2 и 75% — ниже Q_3 . Четыре квинтеля (K_1 , K_2 , K_3 , K_4) делят выборку аналогичным образом на 5 частей с шагом 20% и девять децилей (D_1 , ..., D_9) разбивают выборку на десять частей с шагом 10%.

Номер соответствующего квантиля используется в качестве новой преобразованной тестовой оценки. Квантильная шкала отличается тем, что ее построение никак не связано с видом

распределения первичных тестовых оценок, которое может быть нормальным или иметь любую другую форму. Единственным условием для ее построения является возможность ранжирования испытуемых по величине y . Квантильные ранги имеют прямоугольное распределение, то есть в каждом интервале квантильной шкалы содержится одинаковая доля обследованных лиц /Кулагин Б. В., 1984/. Стандартизация тестовых оценок путем их перевода в квантильную шкалу стирает различия в особенностях распределения психодиагностических показателей, так как сводит любое распределение к прямоугольному. Поэтому с позиции теории измерений квантильные шкалы относятся к шкалам порядка: они дают информацию, у кого из испытуемых сильнее выражено тестируемое свойство, но ничего не позволяют сказать о том, насколько или во сколько раз сильнее.

Построенная диагностическая модель может считаться психодиагностическим тестом только после прохождения всесторонних испытаний на предмет оценки психометрических свойств. Основными психометрическими свойствами психодиагностических методик, кроме стандартизованности, являются надежность и валидность /Анастаси А., 1982; Гайда В. К. и др., 1982; Гильбук Ю. З., 1982; 1986; Кулагин Б. В., 1984; Общая психодиагностика, 1987; Бурлачук Л. Ф. и др., 1989/.

Надежность теста — это характеристика методики, отражающая точность психодиагностических измерений, а также устойчивость результатов теста к действию посторонних случайных факторов /Бурлачук Л. Ф. и др., 1989/.

Результат психологического исследования обычно подвержен влиянию большого количества неучитываемых факторов (например, эмоциональное состояние и утомление, если они не входят в круг исследуемых характеристик, освещенность, температура и другие особенности помещения, в котором проводится тестирование, уровень мотивированности испытуемых и т. д.). Поэтому любая эмпирически полученная оценка по тесту y_i представляется как сумма истинной оценки y_∞ и ошибки измерения ε : $y_i = y_\infty + \varepsilon$. В целях анализа надежности вводится понятие «параллельных тестов», которыми называются тесты, в одинаковой мере измеряющие данное свойство посредством одних и тех же действий и операций /Кулагин Б. В., 1984/. Это понятие является обобщенным, так как параллельными тестами могут быть и параллельные формы и повторные обследования испытуемых одной и той же методикой. Если принять допущения, что измеряемые у индивидуумов свойства мало изменяются во времени, а ошибки полностью случайны и несистематичны, то параллельные тесты дают результаты с

одинаковыми средними значениями, среднеквадратическими отклонениями, интеркорреляциями и корреляциями с другими переменными.

Коэффициент надежности R_{yy} определяется как корреляция параллельных тестов, которая, в свою очередь, равна отношению

$$R_{yy} = \frac{\sigma_{y_{\infty}}^2}{\sigma_y^2}, \quad (2.65)$$

где $\sigma_{y_{\infty}}^2$ — дисперсия истинной оценки, а σ_y^2 — дисперсия эмпирической оценки.

Корреляция параллельных тестов с какой-либо другой переменной z определяется соотношением

$$R_{yz} = R_{y_{\infty}z} \sqrt{R_{yy}}, \quad (2.66)$$

где $R_{y_{\infty}z}$ — корреляция истинных оценок y_{∞} с переменной z . Формула (2.66) показывает, что корреляция теста с любой внешней переменной ограничивается коэффициентом надежности. Например, если корреляция истинной оценки y_{∞} с переменной z ($R_{y_{\infty}z}$) равна 1,0, а коэффициент надежности (R_{yy}) равен 0,70, то эмпирическая корреляция (R_{yz}) составит 0,84.

Коэффициент надежности связан со стандартной ошибкой измерения (σ_e — среднеквадратическое отклонение ошибок измерения ε)

$$\sigma_e = \sigma_y \sqrt{1 - R_{yy}}. \quad (2.67)$$

Отсюда следует, что при увеличении коэффициента надежности R_{yy} уменьшается ошибка σ_e .

Корреляция эмпирических и истинных оценок $R_{yy_{\infty}}$ называется индексом надежности и определяется соотношением

$$R_{yy_{\infty}} = \sqrt{R_{yy}}. \quad (2.68)$$

Существует три основных подхода к оценке надежности тестов, которые различаются факторами, принимаемыми за ошибки измерения.

Тест-ретест надежность. Коэффициент надежности (R_{yy}) измеряется с помощью повторного обследования одних и тех же испытуемых через определенное время и равен коэффициенту корреляции результатов двух тестирований. Ошибки измерения в данном случае обусловлены различиями в состоя-

нии испытуемых, организации и условиях повторных обследований, запоминанием ответов, приобретением навыков работы с тестом и др. Тест-ретест надежность называют также надежность — устойчивость.

Надежность параллельных форм теста. Коэффициент надежности равен корреляции параллельных форм теста. Ошибки измерения в данном случае, кроме вышеуказанных факторов, связаны с различиями в характере действий и операций, присущих параллельным формам теста. Высокое значение коэффициента корреляции, помимо высокой надежности результатов сравниваемых тестов, указывает на эквивалентность содержания этих тестов. Поэтому коэффициент надежности для параллельных форм теста носит еще одно название — эквивалентная надежность.

Надежность как гомогенность тестов. В данном случае надежность оценивается путем вычисления интеркорреляций частей или элементов методики, рассматриваемых как отдельные параллельные тесты. Такой подход справедлив для оценки тестов, при построении которых использовалась диагностическая модель, основанная на критерии автоинформативности системы исходных признаков (на принципе внутренней согласованности тестовых заданий). Наиболее распространена процедура расщепления теста на две части: в одну входят, например, результаты четных заданий, а в другую — нечетных. Для определения надежности целого теста применяют формулу Спирмена — Брауна:

$$R_{yy} = \frac{2R}{1 + R}, \quad (2.69)$$

где R — корреляция между половинами теста.

С учетом того, что тест, построенный по принципу внутренней согласованности заданий, можно расщеплять на части разными способами, в психометрике для оценки надежности нередко используется коэффициент Кронбаха

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i^2}{\sigma_y^2} \right), \quad (2.70)$$

где α — обозначение коэффициента Кронбаха;

k — число заданий теста;

σ_i^2 — дисперсия i -го пункта теста;

σ_y^2 — дисперсия целого теста.

Если ответы на каждый пункт теста являются дихотомическими переменными, то применяется аналогичная коэффициенту Кронбаха формула Кьюдера — Ричардсона

$$KR_{20} = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k p_i q_i}{\sigma_y^2} \right), \quad (2.71)$$

где KR_{20} — традиционное обозначение данного коэффициента надежности;

p_i — доля 1-го варианта ответа на i -й вопрос;

$q_i = (1 - p_i)$ — доля второго варианта ответа на i -й вопрос.

Известны другие коэффициенты надежности для гомогенных тестов. Большинство критериев, положенных в основу этих коэффициентов, опираются на тот факт, что матрица интеркорреляций заданий надежного теста имеет ранг, близкий к единице. Например, применяется коэффициент, получивший название тета - надежности теста /Общая психодиагностика, 1987/:

$$\Theta = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{1}{l_1} \right), \quad (2.72)$$

где k — количество пунктов теста.

l_1 — наибольшее собственное число, соответствующее 1-й главной компоненте матрицы интеркорреляций пунктов теста.

Приведенные выше формулы могут использоваться только тогда, когда каждый испытуемый работает со всеми элементами теста. Это относится к методикам, которые не имеют ограничений во времени. Независимо от выполнения данного условия часто производится оценка надежности отдельных пунктов психодиагностического теста.

Надежность отдельных пунктов теста. Ретестовая надежность теста в целом зависит от устойчивости ответов испытуемых на отдельные пункты теста. Для проверки этой устойчивости вычисляется корреляция ответов испытуемых на проверяемый пункт с ответами при повторном тестировании. Для дихотомических пунктов обычно используется коэффициент ϕ (2.6) и пункт считается недостаточно устойчивым, если $\phi < 0,5$.

Также нередко производится проверка так называемой дискриминативности заданий теста. /Бурлачук Л. Ф. и др., 1989/, под которой понимается способность отдельных пунктов дифференцировать обследуемых относительно «максимального» или «минимального» результата теста в целом. Процедура проверки надежности пунктов направлена на повышение внутренней со-

гласованности теста и соответствует описанному ранее методу контрастных групп (п. 2.3). В качестве меры надежности пункта может использоваться коэффициент ϕ . Кроме того, часто/применяется точечный бисериальный коэффициент корреляции r_{pb} , который в данном случае называют коэффициентом (индексом) дискриминации.

В отличие от надежности валидность — мера соответствия тестовых оценок представлениям о сущности свойств или их роли в той или иной деятельности /Кулагин Б. В., 1984/. Выделяют три основных вида валидности — содержательную, эмпирическую (критериальную) и конструктивную (концептуальную).

Содержательная валидность характеризует степень репрезентативности содержания заданий теста измеряемой области психических свойств /Бурлачук Л. Ф. и др., 1989/. Традиционно эта характеристика имеет наибольшее значение для тестов, исследующих деятельность, близкую или совпадающей с реальной (чаще всего учебной или профессиональной). Так как данная деятельность нередко складывается из разнородных факторов (проявления способностей личности, комплекс необходимых знаний и навыков, специфические способности), то подбор заданий, охватывающих главные аспекты изучаемого феномена, является одной из важнейших задач формирования адекватной модели тестируемой деятельности. Валидность по содержанию закладывается в тест уже при подборе заданий будущей методики. Этот вопрос рассмотрен выше, когда речь шла о формировании исходного множества диагностических признаков. Заключение о содержательной валидности, как правило, производится экспертами, которые выносят суждение о том, насколько охватывает данный тест декларируемые свойства и явления.

Следует отличать содержательную валидность от очевидной, лицевой, внешней валидности, которая является таковой с точки зрения испытуемого. Очевидная валидность означает то впечатление о предмете измерения, которое формируется у испытуемых при знакомстве с инструкцией и материалом теста. Она тоже играет заметную роль в тестировании, поскольку в первую очередь определяет отношение испытуемых к обследованию. Поэтому очевидную валидность иногда называют доверительной валидностью. В некоторых случаях содержательная и внешняя валидность совпадают, в других — очевидная валидность используется для маскировки истинных целей исследования.

Эмпирическая валидность — совокупность характеристик валидности теста, полученных с помощью сравнительного статистического анализа. Показатель эмпирической валид-

ности выражается количественной мерой статистической связи между результатами тестирования и внешними по отношению к ним критериям оценки диагностируемого свойства. В качестве таких критериев могут выступать рассмотренные в п. 2.4 экспертные оценки, экспериментальные и «жизненные» критерии. Эмпирическая валидность чаще всего выражается коэффициентом корреляции результатов тестирования y с критериальным показателем z . Известно, что корреляция двух переменных зависит от их надежности:

$$R_{yz} = R_{y\infty z\infty} \sqrt{R_{yy} R_{zz}}, \quad (2.73)$$

где $R_{y\infty z\infty}$ — корреляция истинных значений теста и критерия; R_{yy} — надежность теста; R_{zz} — надежность критерия. Формула (2.73) показывает, что максимально возможная валидность ограничена величинами надежности теста и внешнего критерия.

Эмпирическая валидность может быть представлена другими показателями. Например, если внешний критерий характеризуется дихотомической переменной, в качестве показателя эмпирической валидности способен выступать процент лиц, оценки которых находятся в зоне перекрытия распределения показателей по тесту в дихотомических группах /Dunnette M. D., 1966/. Также распространенным способом представления статистической связи результатов тестирования служит табличная форма, в которой интервалы тестовых баллов сопоставлены с вероятностями принадлежности испытуемых различным диагностическим классам.

При оценке эмпирической валидности тестов необходимо устанавливать ее по крайней мере в 2 группах, так как корреляция теста и критерия может быть обусловлена специфическими для данной выборки факторами и не иметь общего значения /Кулагин Б. В., 1984/. Особенно важно, чтобы валидность теста определялась на выборке испытуемых, отличной от той, с помощью которой производился отбор заданий /Анастази А., 1982/. Для выполнения этого условия можно, например, разделить имеющийся экспериментальный материал пополам. В то же время предпочтительнее проведение нескольких исследований с последующим анализом и обобщением полученных данных.

Конструктивная валидность — это валидность теста по отношению к психологическому концепту — научному понятию (или их совокупности) об измеряемом психическом свойстве (состоянии). Она выражает степень обоснованности индивидуальных различий, обнаруживаемых тестом, с позиций современного теоретического знания. Распространенным приемом

определения конструктивной валидности теста является его соотнесение с известными методиками, отражающими другие конструкты, предположительно как связанные, так и не зависящие от данного. При этом делается попытка априорно предсказать наличие или отсутствие связи между ними. Тесты, которые по предположению высоко коррелируют с валидизируемым тестом, называются конвергирующими, а не коррелирующие — дискриминантными. Концептуальная валидность может считаться удовлетворительной, если коэффициенты корреляции валидизируемого теста с группой конвергирующих тестов статистически значимо выше коэффициентов корреляции с группой дискриминантных тестов. Подтверждение совокупности ожидаемых связей составляет важный круг сведений конструктивной валидности и в зарубежной литературе носит также название «предполагаемой валидности».

В заключение главы представим в сжатом виде все этапы конструирования психодиагностического теста и кратко охарактеризуем основные операции на этих этапах. Современная методология психологического тестирования считает наиболее оптимальной рационально-эмпирическую стратегию решения данной задачи /Общая психодиагностика, 1987/.

1) Формирование исходного варианта психодиагностического теста.

— Теоретический анализ диагностируемого конструкта, разработка теоретической концепции тестируемого свойства. Выявление (с использованием литературы) системы взаимосвязанных диагностических конструктов, внутри которой новый диагностический конструкт характеризуется определенными структурно-функциональными связями и отношениями. Прогнозирование результатов корреляционных экспериментов по проверке конструктивной валидности.

— Выделение составных частей теоретического конструкта, формирование системы «эмпирических индикаторов» (системы исходных признаков) — операционально однозначных показателей, фиксирующих проявление конструкта в различных поведенческих ситуациях. Конструирование пунктов теста.

В случае заимствования отдельных частей нового теста у известных психодиагностических методик производится выбор таких методик (как правило, многомерных тестов), части которых теоретически способны отражать требуемое диагностическое свойство.

— Формулирование релевантного внешнего критерия, который будет использоваться для проверки эмпирической валидности теста и может также быть использован при проведении эмпирико-статистического анализа данных для определения параметров диагностической модели.

2) Проведение экспериментальных обследований и определение параметров диагностических моделей.

— Планирование и проведение обследования исходным вариантом нового психодиагностического теста специально подобранной выборки испытуемых, для которых известны (или будут известны) значения критериального показателя, а также результаты по родственным тестам. При необходимости на этих испытуемых проводятся дополнительные тесты с целью обеспечения в дальнейшем проверки конструктивной валидности нового теста (экспертные оценки в данном случае рассматриваются как одна из параллельных процедур получения критериальной или психологической информации).

В настоящее время не существует однозначного ответа на вопрос об объеме обследуемой выборки. По крайней мере такой ответ невозможно дать априорно до проведения разведочного статистического анализа и установления вида распределений изучаемых переменных. Исследование большого числа реальных задач многомерного анализа данных показывает, что основная масса использовавшихся таблиц экспериментальных данных содержала от 30 до 200 объектов и медиана эмпирического распределения объема выборки составляет 100 /Александров В. В. и др., 1990/. В зависимости от объема выборки используются различные статистические критерии. Проблема малой выборки при построении линейных решающих правил рассмотрена, например, в /Радис Ш. и др., 1975/.

— Определение параметров диагностических моделей (отбор информативных пунктов теста, нахождение весовых коэффициентов) производится с помощью методов многомерного статистического анализа, описанных в данной главе. Эти методы в достаточно полном объеме реализованы практически во всех известных пакетах прикладных программ для статистической обработки данных типа STATGRAPHICS, SPSS, BMDP, которые функционируют как на больших, так и персональных компьютерах. Однако, как отмечалось выше, специфика психологических измерений (высокая размерность, номинальный и качественный характер исходных признаков) накладывает свой отпечаток на применение этих методов в психодиагностике. Часто бывает нецелесообразно, а то и невозможно использовать классические версии того или иного метода. Нередко исследователю имеет смысл ограничиться упрощенными моделями указанных методов и остановиться на их реализации в форме отбора признаков и самой приблизительной оценки весовых коэффициентов для пунктов теста, вошедших в правило вычисления результирующего психодиагностического показателя.

3) Анализ распределения тестовых баллов, построение тестовых норм и проверка их репрезентативности.

Таблица 2.6

Методы определения параметров диагностических моделей

Наименование метода или модели	Смысловая нацеленность критерия информативности	Используемые предположения о структуре данных
1	2	3
Методы, основанные на критерии автоинформативности		
Метод главных компонент	Нахождение в пространстве исходных признаков новой координатной оси с максимальной дисперсией.	Основная часть исходных признаков согласованно отражает требуемый диагностический конструкт.
Факторный анализ	Максимизация точности воспроизведения корреляционных связей между исходными признаками с помощью новых вспомогательных переменных	Одна или несколько групп взаимосвязанных признаков отражают один или несколько диагностических конструкторов.
Метод контрастных групп	Исключение признаков из «чернового» варианта диагностической модели, уменьшающих вытянутость гиперэллипсоида рассеивания.	Большая часть признаков, вошедших в «черновой» вариант диагностической модели, подобрана правильно.
Методы, использующие внешний критерий		
Регрессионный анализ	Минимизация ошибки восстановления значений критериального показателя по значениям исходных признаков.	Значения критериального показателя, выраженные количественной переменной, линейно связаны с диагностическими признаками.
Дискриминантный анализ	Минимизация вероятности ошибочного отнесения объектов к заданным классам.	Критериальный показатель является номинальной переменной.
Типологический подход	Минимизация ошибки восстановления критериального показателя для отдельных подгрупп объектов (типов).	Нелинейная сложная связь значений критериального показателя с исходными признаками для целой выборки объектов.

При построении тестовых норм психолог должен произвести следующие действия /Общая психодиагностика, 1987/.

— Сформировать выборку стандартизации (случайную или стратифицированную по какому-либо параметру) из той популяции, на которой предполагается применять тест. Провести на каждом испытуемом выборки тест в сжатые сроки (чтобы устранили иррелевантный разброс, вызванный внешними событиями, происшедшими за время обследования).

— Произвести группировку «сырых» баллов с учетом выбранного интервала квантования.

— Построить распределение частот тестовых баллов (для заданных интервалов) в виде таблицы и в виде соответствующих графиков гистограммы и кумуляты.

— Произвести расчет среднего и стандартного отклонения, а также асимметрии и эксцесса. Проверить гипотезы о значимости асимметрии и эксцесса. Сравнить результаты проверки с визуальным анализом кривых распределений.

— Произвести проверку нормальности закона распределения частот тестовых баллов с помощью, например, критерия Колмогорова или с помощью других более мощных критериев.

— Если гипотеза о нормальности распределения отвергается, произвести процентильную нормализацию с переводом в выбранную стандартную шкалу. Проверить устойчивость распределения расщеплением выборки на две случайные половины. При совпадении нормализованных баллов для половины и для целой выборки считать нормализованную шкалу устойчивой.

— Проверить однородность распределения по отношению к варьированию заданного популяционного признака (пол, профессия и т. п.) с помощью критерия Колмогорова. Построить в совмещенных координатах графики гистограммы и кумуляты для полной и частной выборок. При значимых различиях этих графиков разбить выборку на разнородные выборки.

— Построить таблицы процентильных и нормализованных тестовых норм (для каждого интервала «сырого» балла). При наличии разнородных выборок для каждой из них строится своя таблица.

— Определить критические точки (верхнюю и нижнюю) для доверительных интервалов (на уровне $P < 0,01$) с учетом стандартной ошибки в определении среднего значения.

— Обсудить конфигурацию полученных распределений с учетом предполагаемого механизма решения того или иного теста.

— В случае негативных результатов — отсутствия устойчивости норм для шкалы с заданным числом градаций (с заданной точностью) — осуществить обследование более широкой выборки или отказаться от плана использования данного теста.

4) Анализ надежности.

— Для тестов, построенных по принципу внутренней согласованности (без использования внешнего критерия), производится расчет коэффициентов надежности по формулам 2.69—72.

— Если имеются результаты обследования выборки стандартизации параллельными формами теста, то рассчитываются коэффициенты корреляции этих результатов с баллами, полученными с помощью нового теста.

— Проверка надежности как устойчивости к перетестированию совершенно необходима при диагностике свойств, по отношению к которым теоретически ожидается инвариантность во времени. Анализ ретестовой надежности может быть (так же как анализ надежности — согласованности) совмещен с исследованием информативности отдельных пунктов.

5) Анализ валидности.

Рассчитываются коэффициенты корреляции сконструированного теста с релевантным внешним критерием, а также с результатами дополнительных тестов для оценки конструктивной валидности.

Требования к психометристу, разрабатывающему психодиагностический тест изложены в /Бурлачук Л. Ф. и др., 1989/. Там же излагаются требования к использованию компьютеров в психодиагностике.

3. ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В КОМПЬЮТЕРНОЙ ПСИХОДИАГНОСТИКЕ

3.1. Сравнительные характеристики методов распознавания образов

Распознаванием образов называются задачи построения и применения формальных операций над числовыми или символьными отображениями объектов реального или идеального мира, результаты которых отражают отношения эквивалентности между этими объектами. Отношения эквивалентности выражают принадлежность объектов каким-либо классам, рассматриваемым как самостоятельные семантические единицы.

При построении алгоритмов распознавания классы эквивалентности могут задаваться исследователем, который пользуется собственными содержательными представлениями или использует внешнюю дополнительную информацию о сходстве и различии объектов в контексте решаемой задачи. Тогда говорят о «распознавании с учителем». В противном случае, без привлечения внешней обучающей информации, задачи классификации называют автоматической классификацией или «распознаванием без учителя».

Описанные во второй главе математические методы конструирования психодиагностических тестов в полной мере подпадают под приведенное определение распознавания образов. Это само собой разумеется, тем более что термин «диагностика» в переводе с греческого означает «распознавание». В то же время традиционная технология обработки результатов психодиагностического тестирования использует лишь очень ограниченную часть арсенала современных методов теории распознавания образов. Это связано с тем, что традиционная технология была изначально ориентирована на «ручное» употребление психодиагностических тестов, а большинство алгоритмов распознавания образов требует привлечения значительных вычислительных мощностей, которые могут быть обеспечены только высокопроизводительной компьютерной техникой.

Различные авторы дают разную типологию методов распознавания образов. Одни авторы различают параметрические, непараметрические и эвристические методы, другие — выделяют группы методов, исходя из исторически сложившихся школ и направлений в данной области. Например, в /Журавлев Ю. И. и др., 1990/ используется следующая типология методов распознавания образов:

- методы, основанные на принципе разделения;
- статистические методы;

- методы, построенные на основе «потенциальных функций»;
- методы вычисления оценок (голосования);
- методы, основанные на исчислении высказываний, в частности на аппарате алгебры логики.

Подобная типология методов распознавания с той или иной степенью детализации встречается во многих работах по распознаванию. В то же время известные типологии не учитывают одну очень существенную характеристику, которая отражает специфику способа представления знаний о предметной области с помощью какого-либо формального алгоритма распознавания образов.

В настоящее время выделяют два основных способа представления знаний /Поспелов Д. А., 1990/:

- 1) Интенсиональные представления — схемы связей между атрибутами (признаками).
- 2) Экстенсиональные представления — конкретные факты (объекты, примеры).

Интенсиональные представления фиксируют закономерности и связи, которыми объясняется структура данных. Применительно к диагностическим задачам такая фиксация заключается в определении операций над атрибутами (признаками) объектов, приводящих к требуемому диагностическому результату. Интенсиональные представления реализуются посредством операций над значениями атрибутов и не предполагают произведения операций над конкретными информационными фактами (объектами).

В свою очередь, экстенсиональные представления связаны с описанием и фиксацией конкретных объектов из предметной области и реализуются в операциях, элементами которых служат объекты как целостные системы.

Можно провести аналогию между интенциональными и экстенциональными представлениями знаний и механизмами, лежащими в основе деятельности левого и правого полушарий головного мозга. Если для правого полушария характерна целостная прототипная репрезентация окружающего мира, то левое полушарие оперирует закономерностями, отражающими связи атрибутов этого мира.

Описанные выше два фундаментальных способа представления знаний позволяют предложить следующую классификацию методов распознавания образов:

- 1) Интенсиональные методы распознавания образов — методы, основанные на операциях с признаками.
- 2) Экстенсиональные методы распознавания образов — методы, основанные на операциях с объектами.

В приводимой ниже классификации основное внимание уделено формальным методам распознавания образов и поэтому

опущено рассмотрение эвристического подхода к распознаванию. По поводу этого подхода ограничимся несколькими замечаниями.

Эвристический подход основывается на трудно формализуемых знаниях и интуиции исследователя, который определяет, какую информацию и каким образом нужно использовать для достижения требуемого эффекта распознавания. Примером эвристического подхода в психодиагностике может служить Патохарактерологический диагностический опросник /Личко А. Е. и др., 1976/. Глубокая теоретическая концепция авторов и их опыт позволили предложить и постоянно развивать начальный вариант данной методики, включая в нее новые эвристические правила диагностики и корректируя предыдущие. В результате получился достаточно сложный вариант интенционального представления знаний авторов о закономерностях образования патохарактерологической симптоматики, которые выражаются в разветвленной логической схеме. Созданная психодиагностическая методика обладает широким спектром действия и высокой эффективностью. Однако подобные положительные примеры эвристического подхода к построению алгоритмов распознавания, как правило, отличаются нестандартностью, что затрудняет перенесение накопленного опыта в проектировании распознающих систем на другие задачи.

Интенциональные методы

Особенностью данной группы методов является то, что в качестве элементов операций при построении и применении алгоритмов распознавания образов они используют различные характеристики признаков и их связей. Такими элементами могут быть отдельные значения или интервалы значений признаков, средние величины и дисперсии, матрицы связи признаков и т. п., над которыми производятся действия, выражаемые в аналитической или конструктивной форме. При этом объекты в данных методах не рассматриваются как целостные информационные единицы, а выступают в роли индикаторов для оценки взаимодействия и поведения своих атрибутов.

Группа интенциональных методов распознавания образов обширна, и ее деление на подклассы носит в определенной мере условный характер.

1) Методы, основанные на оценках плотностей распределения значений признаков

Эти методы распознавания образов заимствованы из классической теории статистических решений, в которой объекты исследования рассматриваются как реализации многомерной

случайной величины, распределенной в пространстве признаков по какому-либо закону. Они базируются на байесовской схеме принятия решений, апеллирующей к априорным вероятностям принадлежности объектов к тому или иному распознаваемому классу и условным плотностям распределения значений вектора признаков. Данные методы сводятся к определению отношения правдоподобия в различных областях многомерного пространства признаков.

Группа методов, основанных на оценке плотностей распределения значений признаков, была ранее охарактеризована во 2-й главе при обсуждении методов дискриминантного анализа. Там были приведены соотношения байесовского подхода к принятию решений и описаны наиболее разработанные в современной статистике так называемые параметрические методы, для которых считается известным аналитическое выражение закона распределения (в данном случае нормальный закон) и требуется оценить лишь небольшое количество параметров (векторы средних значений и ковариационные матрицы).

Также во второй главе был описан метод вычисления отношения правдоподобия для независимых признаков. Этот метод, за исключением предположения о независимости признаков, не предполагает знания функционального вида закона распределения. Поэтому его можно отнести к непараметрическим.

Другие непараметрические методы, применяемые тогда, когда вид кривой плотности распределения неизвестен и нельзя сделать вообще никаких предположений о ее характере, занимают особое положение. К ним относятся известные метод многомерных гистограмм, метод « k »-ближайших соседей, метод евклидова расстояния, метод потенциальных функций и др., обобщением которых является метод, получивший название «оценки Парзена» /Хетагуров В. А., 1985/. Эти методы формально оперируют объектами как целостными структурами, но в зависимости от типа задачи распознавания могут выступать и в интенсиональной и в экстенсинальной ипостасях.

Непараметрические методы анализируют относительные количества объектов, попадающих в заданные многомерные объемы, и используют различные функции расстояния между объектами обучающей выборки и распознаваемыми объектами. Для количественных признаков, когда их число много меньше объема выборки ($p \ll N$), операции с объектами играют промежуточную роль в оценке локальных плотностей распределения условных вероятностей и объекты не несут смысловой нагрузки самостоятельных информационных единиц. В то же время, когда количество признаков соизмеримо или больше числа исследуемых объектов и признаки носят качественный или дихотомический характер, ни о каких локальных

оценках плотностей распределения вероятностей не может идти речи. В этом случае объекты в указанных непараметрических методах рассматриваются как самостоятельные информационные единицы (целостные эмпирические факты) и данные методы приобретают смысл оценок сходства и различия изучаемых объектов. Таким образом, одни и те же технологические операции непараметрических методов в зависимости от условий задачи имеют смысл либо локальных оценок плотностей распределения вероятностей значений признаков, либо оценок сходства и различия объектов.

В контексте интенционального представления знаний здесь рассматривается первая сторона непараметрических методов, как оценок плотностей распределения вероятностей. Многие авторы (например, Kittler J. A., 1976; Айвазян С. А. и др., 1989) отмечают, что на практике непараметрические методы типа оценок Парзена работают хорошо. В. А. Хетагуров подробно исследовал методы синтеза непараметрических алгоритмов распознавания для решения задач клинической диагностики, в частности для определения эффективности лечения эпилепсий у детей. Основными трудностями применения указанных методов считаются необходимость запоминания всей обучающей выборки для вычисления оценок локальных плотностей распределения вероятностей и высокая чувствительность к непредставительности обучающей выборки.

2) Методы, основанные на предположениях о классе решающих функций

В данной группе методов считается известным общий вид решающей функции и задан функционал ее качества, на основании которого по обучающей последовательности ищется наилучшее приближение этой функции. Самыми распространенными являются представления решающих функций в виде линейных и обобщенных нелинейных полиномов

$$y(x) = w_0 + \sum_{i=0}^p w_i x_i + \sum_{i=0}^p \sum_{j=i}^p w_{ij} x_i x_j + \dots \quad (3.1)$$

Решающее правило для определения принадлежности неизвестного объекта x_k к одному из двух классов ω_1 и ω_2 часто записывается следующим образом

$$\begin{cases} x_k \in \omega_1, & \text{если } y(x_k) > 0, \\ x_k \in \omega_2, & \text{если } y(x_k) < 0. \end{cases} \quad (3.2)$$

Функционал качества решающего правила обычно связывают с ошибкой классификации.

Основным достоинством методов, основанных на предположениях о классе решающих функций, является ясность математической постановки задачи распознавания, как задачи поиска экстремума. Решение этой задачи нередко достигается с помощью каких-либо градиентных алгоритмов. Их достаточно полный обзор содержится, например, в /Дуда Р. и др., 1976; Shimura N., 1978/. Многообразие методов этой группы объясняется широким спектром используемых функционалов качества решающего правила и алгоритмов поиска экстремума. Обобщением рассматриваемых алгоритмов, к которым относятся, в частности, алгоритм Ньютона, алгоритмы перцептронного типа и др., является метод стохастической аппроксимации /Цыпкин Я. З., 1968/.

В отличие от параметрических методов распознавания успешность применения данной группы методов не так сильно зависит от рассогласования теоретических представлений о законах распределения объектов в пространстве признаков с эмпирической реальностью. Все операции подчинены одной главной цели — нахождению экстремума функционала качества решающего правила. В то же время результаты параметрических и рассматриваемых методов могут быть похожими. Как показано во второй главе, параметрические методы для случая нормальных распределений объектов в различных классах с равными ковариационными матрицами приводят к линейным решающим функциям. Отметим также, что алгоритмы отбора информативных признаков в линейных диагностических моделях, рассмотренные в той же главе, можно интерпретировать как частные варианты градиентных алгоритмов поиска экстремума.

Возможности градиентных алгоритмов поиска экстремума, особенно в группе линейных решающих правил, достаточно хорошо изучены. Сходимость этих алгоритмов доказана только для случая, когда распознаваемые классы объектов отображаются в пространстве признаков компактными геометрическими структурами. Данный факт всесторонне проиллюстрирован М. Минским и С. Пейпертом /1971/. Однако стремление добиться достаточного качества решающего правила нередко может быть удовлетворено с помощью алгоритмов, не имеющих строгого математического доказательства сходимости решения к глобальному экстремуму.

К таким алгоритмам относится большая группа процедур эвристического программирования, представляющих направление эволюционного моделирования /Фогель Л., и др., 1969; Букатова И. Л., 1979/. Эволюционное моделирование является бионическим методом, заимствованным у природы. Оно основано

на использовании известных механизмов эволюции с целью замены процесса моделирования сложного объекта моделированием его эволюции.

Известным представителем эволюционного моделирования в распознавании образов является метод группового учета аргументов (МГУА) /Ивахненко А. Г., 1969/. В основу МГУА положен принцип самоорганизации, и алгоритмы МГУА воспроизводят схему массовой селекции. В алгоритмах МГУА особым образом синтезируются и отбираются члены обобщенного полинома (3.1), который часто называют полиномом Колмогорова-Габора. Этот синтез и отбор производится с нарастающим усложнением, и заранее нельзя предугадать, какой окончательный вид будет иметь обобщенный полином. Сначала обычно рассматривают простые попарные комбинации исходных признаков, из которых составляются уравнения решающих функций, как правило, не выше второго порядка. Каждое уравнение анализируется как самостоятельная решающая функция, и по обучающей выработке тем или иным способом находятся значения параметров составленных уравнений. Затем из полученного набора решающих функций отбирается часть в некотором смысле лучших. Проверка качества отдельных решающих функций осуществляется на контрольной (проверочной) выборке, что автор называет принципом внешнего дополнения. Отобранные частные решающие функции рассматриваются далее как промежуточные переменные, служащие исходными аргументами для аналогичного синтеза новых решающих функций и т. д. Процесс такого иерархического синтеза продолжается до тех пор, пока не будет достигнут экстремум критерия качества решающей функции (3.1), что на практике проявляется в ухудшении этого качества при попытках дальнейшего увеличения порядка членов полинома относительно исходных признаков.

Принцип самоорганизации, положенный в основу МГУА, называют эвристической самоорганизацией, так как весь процесс основывается на введении внешних дополнений, выбираемых эвристически. Результат решения может существенно зависеть от этих эвристик. От того, как разделены объекты на обучающую и проверочную выборки, как определяется критерий качества распознавания, какое количество переменных пропускается в следующий ряд селекции и т. д., зависит результирующая диагностическая модель /Васильев В. И., 1983/.

Указанные особенности алгоритмов МГУА свойственны и другим подходам к эволюционному моделированию, которые подробно изложены в /Букатова И. Л., 1979/. Но отметим здесь иную сторону рассматриваемых методов. Это — их содержательная сущность. С помощью методов, основанных на предпо-

ложениях о классе решающих функций (эволюционных и градиентных), можно строить диагностические модели высокой сложности и получать достаточно высокие практически значимые результаты. В то же время достижению практических целей в данном случае не сопутствует извлечение новых знаний о природе распознаваемых объектов. Возможность извлечения этих знаний, в частности знаний о механизмах взаимодействия атрибутов (признаков), здесь принципиально ограничена заданной структурой такого взаимодействия, зафиксированной в выбранной форме решающих функций. Поэтому максимально, что можно сказать после построения той или иной диагностической модели — это перечислить комбинации признаков и сами признаки, вошедшие в результирующую модель. Но смысл комбинаций, отражающих природу и структуру распределений исследуемых объектов, в рамках данного подхода часто остается нераскрытым.

3) Логические методы

Логические методы распознавания образов базируются на аппарате алгебры логики и позволяют оперировать информацией, заключенной не только в отдельных признаках, но и в сочетаниях значений признаков. В этих методах значения какого-либо признака x_i рассматриваются как элементарные события T . Например, для признаков, измеренных в номинальных шкалах, элементарными событиями T называют события $x_i = a$ или $x_i \neq a$, где a — одно из возможных значений x_i . Если же шкала порядковая или интервальная, то элементарными событиями могут представляться события вида $a < x_i < b$ /Айвазян С. А. и др., 1989/.

В самом общем виде логические методы можно охарактеризовать как поиск по обучающей выборке логических закономерностей и формирование некоторой системы логических решающих правил (например, в виде конъюнкций элементарных событий), каждое из которых имеет собственный вес. Группа логических методов разнообразна и включает методы различной сложности и глубины анализа. Для дихотомических (булевых) признаков популярными являются так называемые деревообразные классификаторы /Лбов Г. С., 1978/, метод тупиковых тестов /Горелик А. Л. и др., 1985/, алгоритм «Кора» /Вайнцвайг М. Н., 1973/ и другие. Более сложные методы основываются на формализации индуктивных методов Д. С. Милля. Формализация осуществляется путем построения квазиаксиоматической теории и базируется на многосортной многозначной логике с кванторами по коротежам переменной длины /Финн В. К., 1983/.

В качестве примера логических методов распознавания образов рассмотрим более подробно алгоритм «Кора», который за два с половиной последних десятилетия зарекомендовал себя удачным в ряде прикладных областей. В алгоритме «Кора» анализируются все возможные конъюнкции вида

$$T_{i_1} \cap T_{i_2} \cap \dots \cap T_{i_l} \quad (l \leq l_0), \quad (3.3)$$

где T — элементарные события, а l_0 — некоторое наперед заданное число (в алгоритме «Кора» $l_0 = 3$). Среди конъюнкций выделяются те, которые характерны (верны на обучающей выборке чаще, чем некоторый порог $1 - \varepsilon_1$) для одного из классов и не характерны для другого (верны реже, чем в доле случаев ε_2 / в алгоритме «Кора» $\varepsilon_2 = 0$ /). Если коэффициент корреляции между какими-либо двумя выделенными конъюнкциями по модулю более $1 - \varepsilon_3$, то оставляется «наилучшая» с точки зрения различения классов из них, а если конъюнкции эквивалентны, то более короткая (имеющая в представлении (3.3) меньшее l) или просто отобранная ранее. Параметры ε_1 , ε_2 и ε_3 подбираются так, чтобы общее число отобранных (информативных) конъюнкций не превосходило некоторого числа n . Для нового наблюдения x подсчитывается n_i — число характерных для i -го класса отобранных конъюнкций, которые верны в точке x . Если n_i является максимальным из всех, то принимается решение от принадлежности объекта i -му классу.

Алгоритм «Кора», как и другие логические методы распознавания образов, является достаточно трудоемким, поскольку при отборе конъюнкций возможен полный перебор. Поэтому при применении логических методов предъявляются высокие требования к эффективной организации вычислительного процесса, и эти методы хорошо работают при сравнительно небольших размерностях пространства признаков.

4) Лингвистические (структурные) методы

Лингвистические методы распознавания образов основаны на использовании специальных грамматик, порождающих языки, с помощью которых может описываться совокупность свойств распознаваемых объектов.

Для различных классов объектов выделяются производные (атомарные) элементы (подобразы, признаки) и возможные отношения между ними. Грамматикой называют правила построения объектов из этих производных элементов. Таким образом, каждый объект представляется совокупностью производных элементов, «соединенных» между собой теми или иными способами или, другими словами, «предложением» некоторого

«языка». Путем синтаксического анализа (грамматического разбора) «предложения» устанавливается его синтаксическая «правильность» или, что эквивалентно, — может ли некоторая фиксированная грамматика (описывающая класс) породить имеющееся описание объекта. Грамматический разбор производится так называемым «синтаксическим анализатором», который представляет полное синтаксическое описание объекта в виде дерева грамматического разбора, если объект является синтаксически правильным (принадлежит классу, описываемому данной грамматикой). В противном случае, объект либо отклоняется, либо подвергается анализу с помощью других грамматик, описывающих другие классы объектов.

Лингвистический (структурный) подход к распознаванию образов достаточно полно рассмотрен в работе К. Фу /1977/. Формальная сторона лингвистического подхода имеет следующий вид.

Порождающей грамматикой G называют четверку

$$G = \langle V_N, V_T, P, S \rangle,$$

где V_N и V_T — соответственно основной и вспомогательный словари (множества непроеизводных элементов) грамматики G . Их объединение составляет полный словарь грамматики V . Символ P обозначает конечное множество правил вывода или правил подстановки, обозначаемых как $\alpha \rightarrow \beta$, где α и β — цепочки символов из V , причем α содержит по крайней мере один символ из V_N . Символ $S \in V_N$ — начальный.

Разные виды грамматик различаются формой правил подстановки. Самый широкий класс грамматик характеризуется отсутствием каких-либо ограничений на вид этих правил. Любые цепочки могут стоять как слева, так и справа от стрелки. Более узкий класс — грамматики составляющих. Правила подстановки грамматик такого вида выглядят следующим образом $\varepsilon_1 A \varepsilon_2 \rightarrow \varepsilon_1 \beta \varepsilon_2$, $A \in V_N$; $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \beta \in V$. Приведенное правило несет такой смысл: « A можно заменить на β в контексте $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ ». Известны также бесконтекстные, автоматные и другие типы грамматик.

Задача восстановления (определения) грамматик по некоторому множеству высказываний (предложений — описаний объектов), порождающих данный язык, является трудно формализуемой. В литературе (например, Фу К., 1977; Васильев В. И., 1983) приводится описание эвристических правил автоматического восстановления грамматик для конструирования и применения лингвистических алгоритмов распознавания образов.

В методах данной группы, в отличие от интенционального направления, каждому изучаемому объекту в большей или меньшей мере придается самостоятельное диагностическое значение. Применительно к психодиагностике эти методы близки по своей сути клиническому подходу, который рассматривает людей не как проранжированную по тому или иному показателю цепочку объектов, а как целостные системы, каждая из которых индивидуальна и имеет особенную диагностическую ценность. Такое бережное отношение к объектам исследования не позволяет исключать или утрачивать информацию о каждом отдельном объекте, что происходит при применении методов интенционального направления, использующих объекты только для обнаружения и фиксации закономерностей поведения их атрибутов.

Основными операциями в распознавании образов с помощью обсуждаемых методов являются операции определения сходства и различия объектов. Объекты в указанной группе методов играют роль диагностических прецедентов. При этом в зависимости от условий конкретной задачи роль отдельного прецедента может меняться в самых широких пределах от главной до весьма косвенного участия в процессе распознавания. В свою очередь, условия задачи могут требовать для успешного решения участия различного количества диагностических прецедентов от одного в каждом распознаваемом классе до полного объема выборки, а также разных способов вычисления мер сходства и различия объектов. Этими требованиями объясняется дальнейшее разделение экстенсиональных методов на подклассы.

1) Метод сравнения с прототипом

Это наиболее простой экстенсиональный метод распознавания. Он применяется, например, тогда, когда распознаваемые классы ω_i отображаются в пространстве признаков компактными геометрическими группировками. В таком случае обычно в качестве точки — прототипа выбирается центр геометрической группировки класса (или ближайший к центру объект), определяемый, как

$$z_i = (x_1 + x_2 + \dots + x_{N_i}) / N_i, \quad (3.4)$$

где N_i — количество объектов в классе ω_i .

Для классификации неизвестного объекта x находится ближайший к нему прототип, и объект относится к тому же классу, что и этот прототип.

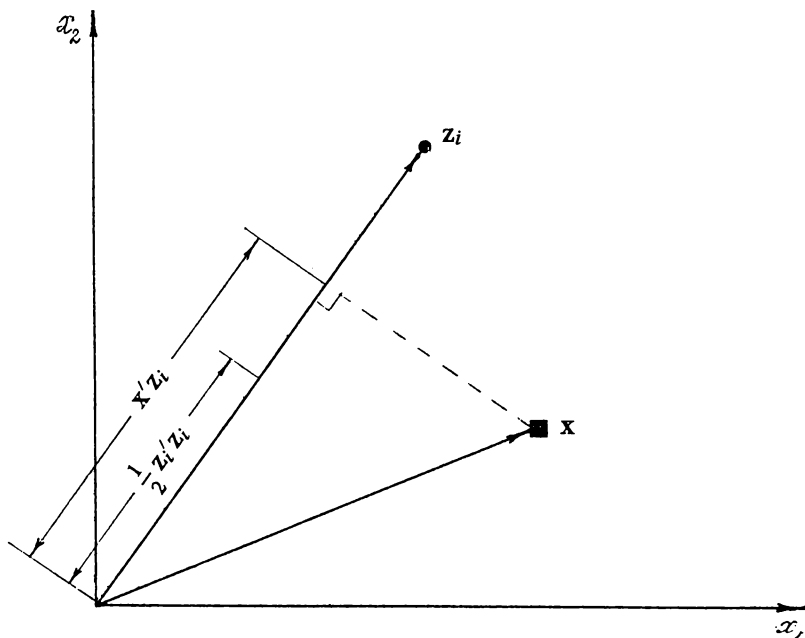


Рис. 3.1. Иллюстрация метода сравнения с прототипом

В качестве меры близости могут применяться различные типы расстояний, например (2.11—15). Часто для дихотомических признаков используется расстояние Хэмминга $d^{(H)}(x, z) = |x - z|$, которое в данном случае равно квадрату евклидова расстояния:

$$d^{(H)}(x, z_i) = (x - z_i)'(x - z_i) = x'x - 2x'z_i + z_i'z_i. \quad (3.5)$$

Так как $x'x$ не зависит от класса, то этот член из выражения (3.5) можно устранить. Тем самым, умножив оставшуюся часть на $-1/2$, получим правило классификации объектов, эквивалентное линейной решающей функции (рис. 3.1)

$$y_i(x) = x'z_i - \frac{1}{2} z_i'z_i. \quad (3.6)$$

Указанный факт следует особо отметить. Он наглядно демонстрирует связь прототипной и признаковой репрезентации информации о структуре данных. Пользуясь приведенным представлением, можно, например, любую традиционную психодиагностическую шкалу, являющуюся линейной функцией от значений дихотомических признаков, рассматривать как гипотетиче-

ский диагностический прототип. В свою очередь, если анализ пространственной структуры распознаваемых классов позволяет сделать вывод об их геометрической компактности, то каждый из этих классов достаточно заменить одним прототипом, который, как показывает (3.6), эквивалентен линейной диагностической модели.

На практике, конечно, ситуация часто бывает отличной от описанного идеализированного примера. Перед исследователем, намеревающимся применить метод распознавания, основанный на сравнении с прототипами диагностических классов, встают непростые проблемы. Это, в первую очередь, выбор меры близости (метрики), от которого может существенно измениться пространственная конфигурация распределения объектов. И, во-вторых, самостоятельной проблемой является анализ многомерных структур экспериментальных данных. Обе эти проблемы особенно остро встают перед исследователем в условиях высокой размерности пространства признаков, характерных для психодиагностических задач.

2) Метод k -ближайших соседей

Метод k -ближайших соседей для решения задач дискриминантного анализа был впервые предложен /Fix E., Hodges J. L., 1952/. Он заключается в следующем.

При классификации неизвестного объекта x к нему находится заданное число k геометрически ближайших в пространстве признаков объектов (ближайших соседей) с известной принадлежностью к распознаваемым классам. Решение об отнесении неизвестного объекта к тому или иному диагностическому классу принимается путем анализа информации об этой известной принадлежности его ближайших соседей, например, с помощью простого подсчета голосов.

Первоначально метод k -ближайших соседей (k -БС) рассматривался как непараметрический метод оценивания отношения правдоподобия в окрестности x . Для этого метода получены теоретические оценки его эффективности в сравнении с оптимальным байесовским классификатором. Так, для случая $k=1$ в /Cover T. et al., 1967/ была доказана следующая теорема. Пусть P_N — вероятность сделать ошибку по правилу первого ближайшего соседа (1-БС) в выборке X объема N . Тогда при распознавании двух классов в предположении, что из X делаются независимые случайные выборки с возвращением

$$P^* \leq P_\infty \leq 2P^* (1 - P^*), \quad (3.7)$$

где $P_\infty = \lim_{N \rightarrow \infty} P_N$;

P^* — риск ошибочной классификации любого случайным образом выбранного объекта при использовании неизвестного байесовского метода оптимальной классификации.

В работе /Дуда Р. и др., 1976/ приведен аналогичный результат для K классов

$$P^* \leq P_\infty \leq P^* \left(2 - \frac{K}{K-1} P^* \right). \quad (3.8)$$

Выражения (3.7) и (3.8) показывают, что асимптотические вероятности ошибки для правила I-БС превышают ошибки правила Байеса не более чем в два раза. Известны также другие исследования эффективности правила ближайших соседей. Например, для процедуры голосования по большинству в /Devroye L., 1980/ получена следующая оценка

$$P_\infty \leq (1 + c_k) P^*, \quad (3.9)$$

где для всех нечетных $k > 5$ имеет место неравенство

$$c_k \leq \alpha \frac{\sqrt{k-1}}{k-3} \left(1 + \frac{\beta}{\sqrt{k-3}} \right), \quad (3.10)$$

где $\alpha = 0,3399$; $\beta = 0,9749$.

Как отмечалось выше, в психодиагностических задачах приходится оперировать объектами, которые описываются большим количеством качественных и дихотомических признаков. При этом размерность пространства признаков соизмерима или превышает объем исследуемой выборки. В таких условиях удобно интерпретировать каждый объект обучающей выборки, как отдельный линейный классификатор. Тогда тот или иной диагностический класс представляется не одним прототипом, а набором линейных классификаторов. Совокупное взаимодействие линейных классификаторов дает в итоге кусочно-линейную поверхность, разделяющую в пространстве признаков распознаваемые классы. Вид разделяющей поверхности, состоящей из кусков гиперплоскостей, может быть разнообразным и зависит от взаимного расположения классифицируемых совокупностей (рис. 3.2).

Также можно использовать другую интерпретацию механизмов классификации по правилу k -ближайших соседей. В ее основе лежит представление о существовании некоторых латентных переменных, абстрактных или связанных каким-либо преобразованием с исходным пространством признаков. Если в пространстве латентных переменных попарные расстояния между объектами такие же, как и в пространстве исходных при-

знаков, и количество этих переменных значительно меньше числа объектов, то интерпретация метода k -ближайших соседей может рассматриваться под углом зрения сравнения непараметрических оценок плотностей распределения условных вероятностей. Приведенное здесь представление о латентных переменных близко по своей сути к представлению об истинной размерности /Pettis K. W. et al., 1979/ и другим представлениям, используемым в различных методах снижения размерности /Айвазян С. А. и др., 1989/.

При использовании метода k -ближайших соседей для распознавания образов исследователю приходится решать сложную проблему выбора метрики для определения близости диагностируемых объектов. Эта проблема в условиях высокой размерности пространства признаков чрезвычайно обостряется вследствие достаточной трудоемкости данного метода, которая становится значимой даже для высокопроизводительных компьютеров. Поэтому здесь так же, как и в методе сравнения с прототипом, необходимо решать творческую задачу анализа мно-

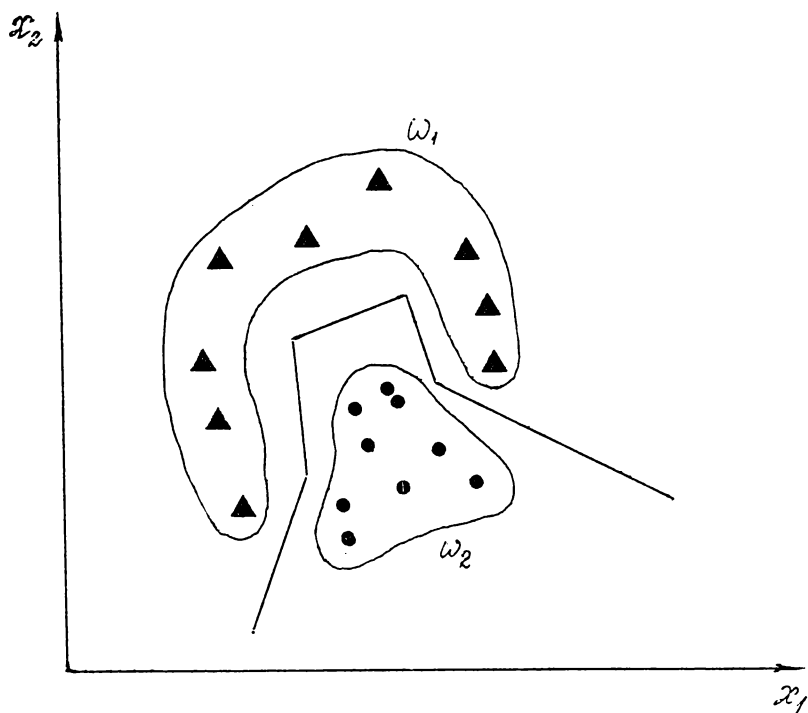


Рис. 3.2. Пример кусочно-линейной разделяющей границы для метода k -ближайших соседей

гомерной структуры экспериментальных данных для минимизации числа объектов, представляющих диагностические классы.

3) Алгоритмы вычисления оценок (голосования)

Принцип действия алгоритмов вычисления оценок (АВО) состоит в вычислении приоритетов (оценок сходства), характеризующих «близость» распознаваемого и эталонных объектов по системе ансамблей признаков, представляющей собой систему подмножеств заданного множества признаков /Журавлев Ю. И., 1976; 1978; Журавлев Ю. И. и др. 1990/.

В отличие от всех ранее рассмотренных методов алгоритмы вычисления оценок принципиально по-новому оперируют описаниями объектов. Для этих алгоритмов объекты существуют одновременно в самых разных подпространствах пространства признаков. Как отмечают авторы /Журавлев Ю. И. и др., 1990/, класс АВО доводит идею использования признаков до логического конца: поскольку не всегда известно, какие сочетания признаков наиболее информативны, то в АВО степень сходства объектов вычисляется при сопоставлении всех возможных или определенных сочетаний признаков, входящих в описания объектов.

Используемые сочетания признаков (подпространства) авторы называют опорными множествами или множествами частичных описаний объектов. Вводится понятие обобщенной близости между распознаваемым объектом и объектами обучающей выборки (с известной классификацией), которые называют эталонными объектами. Эта близость представляется комбинацией близостей распознаваемого объекта с эталонными объектами, вычисленных на множествах частичных описаний. Таким образом, АВО является расширением метода k -ближайших соседей, в котором близость объектов рассматривается только в одном заданном пространстве признаков.

Еще одним расширением АВО является то, что в данных алгоритмах задача определения сходства и различия объектов формулируется как параметрическая и выделен этап настройки АВО по обучающей выборке, на котором подбираются оптимальные значения введенных параметров. Критерием качества служит ошибка распознавания, а параметризуется буквально все. Сюда относятся правила вычисления близости объектов по отдельным признакам, правила вычисления близости объектов в подпространствах признаков, степень важности того или иного эталонного объекта как диагностического прецедента и значимость вклада каждого опорного множества признаков в итоговую оценку сходства распознаваемого объекта с каким-либо

диагностическим классом. Параметры АВО задаются в виде значений порогов и (или) как веса указанных составляющих.

Теоретические возможности АВО превышают или, по крайней мере, не ниже возможностей любого другого алгоритма распознавания образов, так как с помощью АВО могут быть реализованы все мыслимые операции с исследуемыми объектами. Но, как это обычно бывает, расширение потенциальных возможностей наталкивается на большие трудности их практического воплощения, особенно на этапе построения (настройки) алгоритмов данного типа. Отдельные трудности отмечались ранее при обсуждении метода k -ближайших соседей, который можно было интерпретировать как усеченный вариант АВО. Его тоже можно рассматривать в параметрическом виде и свести задачу к поиску взвешенной метрики выбранного типа. В то же время уже здесь для высокоразмерных задач возникают сложные теоретические вопросы и проблемы, связанные с организацией эффективного вычислительного процесса. Для АВО, если попытаться использовать потенциальные возможности данных алгоритмов в полном объеме, указанные трудности возрастают многократно.

Отмеченные проблемы объясняют то, что на практике применение АВО для решения высокоразмерных задач сопровождается введением каких-либо эвристических ограничений и допущений. В частности, известен пример использования АВО в психодиагностике /Зеличенко А. И., 1982; Общая психодиагностика, 1987/, в котором апробирована разновидность АВО, фактически эквивалентная методу k -ближайших соседей.

Заканчивая обзор методов распознавания образов, остановимся еще на одном подходе. Это так называемые коллективные решающие правила.

Так как различные алгоритмы распознавания проявляют себя по-разному на одной и той же выборке объектов, то закономерно встает вопрос о синтетическом решающем правиле, адаптивно использующем сильные стороны этих алгоритмов. В синтетическом решающем правиле применяется двухуровневая схема распознавания. На первом уровне работают частные алгоритмы распознавания, результаты которых объединяются на втором уровне в блоке синтеза. Наиболее распространенные способы такого объединения основаны на выделении областей компетентности того или иного частного алгоритма /Растригин Л. А. и др., 1981/. Простейший способ нахождения областей компетентности заключается в априорном разбиении пространства признаков, исходя из профессиональных соображений конкретной науки (например, расслоение выборки по некоторому признаку). Тогда для каждой из выделенных областей строится собственный распознающий алгоритм. Другой способ ба-

зируется на применении формального анализа для определения локальных областей пространства признаков как окрестностей распознаваемых объектов, для которых доказана успешность работы какого-либо частного алгоритма распознавания.

Самый общий подход к построению блока синтеза рассматривает результирующие показатели частных алгоритмов как исходные признаки для построения нового обобщенного решающего правила. В этом случае могут использоваться все перечисленные выше методы интенционального и экстенционального направлений в распознавании образов. Эффективными для решения задачи создания коллектива решающих правил являются логические алгоритмы типа «Кора» и алгоритмы вычисления оценок (АВО), положенные в основу так называемого алгебраического подхода, обеспечивающего исследование и конструктивное описание алгоритмов распознавания, в рамки которого укладываются все существующие типы алгоритмов /Журавлев Ю. И. и др., 1990/.

Приведенные характеристики различных методов распознавания образов были бы неполными без обсуждения вопроса о критериях качества алгоритмов и о способах оценки этих критериев. Показателями качества обычно являются либо собственно ошибка классификации, либо связанные с ней некоторые функции потерь. При этом различают условную вероятность ошибочной классификации, ожидаемую ошибку алгоритма классификации на выборке объема N и асимптотическую ожидаемую ошибку классификации. Функции потерь также разделяют на функцию средних потерь, функцию ожидаемых потерь и эмпирическую функцию средних потерь. Особенности указанных показателей качества алгоритмов подробно изложены в /Айвазян С. А. и др., 1989/.

Для оценки выбранного показателя качества того или иного алгоритма распознавания образов применяется три основных экспериментальных способа.

— Выборка используется одновременно как обучающая и контрольная.

— Выборка разбивается на две части — обучающую и контрольную.

— Из всей выборки случайным образом извлекается один объект, а по оставшимся синтезируется решающее правило и производится распознавание извлеченного объекта. Процедура повторяется заданное число раз (например, до полного перебора).

Первый способ дает завышенную оценку качества распознавания по сравнению с той же оценкой качества по не зависящим от обучения данным. Второй способ является самым простым и убедительным. Им широко пользуются, если экспери-

ментальных данных достаточно. В то же время третий способ, называемый также методом скользящего экзамена, является наиболее предпочтительным, так как дает меньшую дисперсию оценки вероятности ошибки /Lachenburch P. A. et al., 1968/. Однако метод скользящего экзамена самый трудоемкий, так как требует многократного построения правила распознавания.

Применительно к рассмотренным методам распознавания образов эта трудоемкость наиболее существенна для многих методов интенционального направления, для которых необходимо на каждом шаге скользящего экзамена производить коррекцию используемых характеристик признаков и их связей (например, средних значений и ковариаций). Но для экстенциональных методов, оперирующих объектами, достаточно просто не включать контрольный объект в исследуемое правило распознавания. Поэтому данные методы (k -ближайших соседей, АВО) как бы приспособлены для реализации метода скользящего экзамена, который позволяет избегать расточительного обращения с экспериментальным материалом и одновременно получать наиболее эффективные оценки качества распознающих алгоритмов.

Сравнение описанных выше методов распознавания образов приводит к следующим выводам.

Для решения психодиагностических задач из группы методов интенционального направления практическую ценность представляют параметрические методы и методы, основанные на предположениях о виде решающих функций. Параметрические методы составляют основу традиционной методологии конструирования психодиагностических показателей и были подробно рассмотрены во второй главе. Как было показано, применение этих методов в психодиагностике связано с наложением сильных ограничений на структуру данных, которые приводят к линейным диагностическим моделям с очень приблизительными оценками их параметров. При использовании методов, основанных на предположениях о виде решающих функций, исследователь также вынужден обращаться к линейным моделям. Это обусловлено высокой размерностью пространства признаков, характерной для психодиагностических задач, которая при повышении степени полиномиальной решающей функции дает огромный рост числа ее членов при проблематичном сопутствующем повышении качества распознавания. Таким образом, спроецировав область потенциального применения интенциональных методов распознавания на психодиагностическую проблематику, получим картину, соответствующую хорошо отработанной традиционной методологии линейных диагностических моделей.

Как отмечалось ранее, свойства линейных диагностических моделей, в которых диагностический показатель представлен

взвешенной суммой исходных признаков, хорошо изучены. Результаты этих моделей (при соответствующем нормировании) интерпретируются как расстояния от исследуемых объектов до некоторой гиперплоскости в пространстве признаков или, что эквивалентно, как проекции объектов на некоторую прямую линию в данном пространстве. Поэтому линейные модели адекватны только простым геометрическим конфигурациям областей пространства признаков, в которые отображаются объекты разных диагностических классов. При более сложных распределениях эти модели принципиально не могут отражать многие особенности структуры экспериментальных данных. В то же время такие особенности способны нести ценную диагностическую информацию.

В психодиагностике, изучающей сложнейшие феномены, появление в какой-либо задаче простых многомерных структур (в частности, многомерных нормальных распределений) следует скорее расценивать как нечто редкое, чем как правило. Часто диагностические классы формируются на основании сложно-составных внешних критериев, что автоматически влечет за собой геометрическую неоднородность данных классов в пространстве признаков. Это особенно касается «жизненных» критериев, охарактеризованных в п. 2.4. В таких условиях применение линейных моделей фиксирует только самые «грубые» закономерности экспериментальной информации.

Применение экстенциональных методов не связано какими-либо предположениями о структуре экспериментальной информации кроме того, что внутри распознаваемых классов должны существовать одна или несколько групп чем-то похожих объектов, а объекты разных классов должны чем-то отличаться друг от друга. В качестве мер сходства применяются различные меры близости (расстояния) объектов в пространстве признаков. Поэтому эффективное использование экстенциональных методов распознавания образов зависит от того, насколько удачно определены указанные меры близости, а также от того, какие объекты обучающей выборки (объекты с известной классификацией) выполняют роль диагностических прецедентов. Успешное решение данных задач дает результат, приближающийся к теоретически достижимым пределам эффективности распознавания.

Достоинствам экстенциональных методов распознавания образов противопоставлена, в первую очередь, высокая техническая сложность их практического воплощения. Для высокоразмерных пространств признаков внешне простая задача нахождения пар ближайших точек превращается в серьезную проблему. Также многие авторы отмечают в качестве проблемы необходимость запоминания достаточно большого количества объектов, представляющих распознаваемые классы. Решение указанных проблем возможно только с помощью высокопроиз-

водительных компьютеров. Поэтому имеются все основания считать использование экстенциональных методов распознавания образов в психодиагностике прерогативой компьютерной психодиагностики.

Теоретические проблемы применения экстенциональных методов распознавания связаны с проблемами поиска информативных групп признаков, нахождения оптимальных метрик для измерения сходства и различия объектов и анализа структуры экспериментальной информации. Эти проблемы будут рассмотрены в данной главе. В то же время успешное решение перечисленных проблем позволяет не только конструировать эффективные диагностические алгоритмы, но и осуществлять переход от экстенционального знания эмпирических фактов к интенциональному знанию о закономерностях их структуры.

Переход от экстенционального знания к интенциональному происходит на той стадии, когда формальный алгоритм распознавания уже сконструирован и продемонстрировал свою эффективность. Тогда производится изучение механизмов, за счет которых достигается полученная эффективность. Такое изучение, связанное с анализом геометрической структуры данных, может, например, привести к выводу, что достаточно заменить объекты, представляющие тот или иной диагностический класс, одним типичным представителем (прототипом). Это эквивалентно, как отмечалось выше, заданию традиционной линейной диагностической шкалы. Также возможно, что каждый диагностический класс достаточно заменить несколькими объектами, осмысленными как типичные представители некоторых подклассов, что эквивалентно построению веера линейных шкал. Возможны и другие варианты, которые будут рассмотрены в нижеследующем материале.

3.2. Потенциальные и реальные возможности экстенциональных методов распознавания образов

При сравнении общих характеристик экстенциональных и интенциональных методов распознавания образов была отмечена их аналогия со способами функционирования правого и левого полушарий головного мозга человека. Рассмотрим эту аналогию более подробно.

Правое и левое полушария головного мозга реализуют два фундаментальных способа отображения объектов мира и отражения отношений между ними.

Первый, правополушарный, способ основан на целостном отображении объектов мира (предметов, явлений, ситуаций и т. д.). Под целостным отображением понимается восприятие объекта как нерасчлененной совокупности его атрибутов (изве-

стно много других определений целостности, которые обсуждаются, например, в /Ушакова Т. Н., 1990/. Это — существенно многомерное отображение, при котором атрибуты объекта запечатлеваются в памяти параллельно, безусловно и одновременно. Поэтому память в правом полушарии — эпизодическая, данная в конкретном контексте /Грановская Р. М. и др., 1991/. Сведения в эпизодической памяти датированы и привязаны к автобиографическим подробностям, времени и месту их получения.

Спецификой правополушарного отображения объектов определяется особенность отражения отношений между этими объектами. Единственно возможным видом отношений при таком отображении является отношение сходства (многомерной близости). Данное сходство выражается интегральной, одномоментной и параллельной оценкой — объект больше или меньше похож на другой объект. Поэтому узнавание воспринимаемых объектов осуществляется через определение приоритетов оценок их сходства с ранее запечатленными объектами и правополушарная классификация — ситуативная, опирающаяся на практический опыт человека, факты, примеры и прецеденты.

Второй, левополушарный, способ основан на знаниях о статических и динамических закономерностях структуры воспринимаемой информации, которые позволяют в компактной абстрактной форме представлять сведения о мире и дают возможность произвольно воспроизводить, а также экстраполировать свойства объектов. Левополушарная память обнаруживает себя как хранилище этих знаний, выраженных словами, символами, значениями и отношениями между ними в формулах и алгоритмах /Грановская Р. М. и др., 1991/. Относящаяся к ней семантическая память — это «умственный лексикон» абстрактного знания, хранимый без ссылки на обстоятельство, при которых оно приобретено.

При левополушарном способе объекты отображаются на множество решений (заключений, выводов) с помощью различных правил, адекватных структурным связям между используемыми понятиями. Процесс левостороннего мышления, единый для анализа статических и динамических объектов, протекает во времени и осуществляется последовательно, пошагово. При этом применяемые правила, как и любые правила вообще, справедливы только при соблюдении определенных условий, то есть представляют собой условные операторы. С помощью последовательности условных операторов разного типа реализуется многообразие отражаемых отношений между объектами мира, которое необходимо для отражения широкого спектра статических и динамических закономерностей в структуре воспринимаемой информации.

Два способа отображения объектов мира и отражения отношений между ними взаимодействуют и дополняют друг друга. При этом левополушарные, интенциональные методы позволяют восходить на новые ступени познания, используя отработанные правила экстраполяции опытных сведений. В то же время для отработки этих правил первичной является правополушарная, экстенциональная модель мира. Данный факт хорошо иллюстрируется, например, динамикой развития детей, которые сначала реагируют только в реальном времени и постигают мир с помощью подражания, имитации и заражения /Грановская Р. М. и др., 1991/, пользуясь преимущественно отношениями сходства предметов и явлений в собственной системе координат. Затем, по мере углубления социальных контактов и развития произвольных действий ребенок начинает постигать закономерности окружающего мира и объединять объекты по некоему принципу, продвигаясь от общего к частному (дедукция) или от частного к общему (индукция). Так знаменуется созревание левосторонних мыслительных операций /там же/. В свою очередь, развитые левосторонние операции оказывают воздействие на целостное, прайстороннее восприятие объектов мира и в дальнейшем взаимодействие и специализация левой и правой моделей мира углубляются и совершенствуются.

Аналогичную эволюцию претерпевают научные методы познания окружающего мира. В начальной стадии происходит регистрация и накопление эмпирических фактов о какой-либо предметной области и наука о данной области носит описательный характер. Затем по мере расширения фактического материала все более проявляется его внутренняя неоднородность, дающая основание для определения некоторых принципов группирования накопленных сведений. И следующим шагом является выделение базисных понятий, выражающих существенные свойства объектов предметной области, и установление закономерностей, связывающих выделенные базисные свойства, которые позволяют воспроизводить свойства известных эмпирических фактов и экстраполировать эти свойства на новые объекты. Появления фактов, не укладывающихся в рамки установленных закономерностей, стимулирует исследователей к поиску новых принципов обобщения этих сведений, введению новых понятийных систем, определению новых закономерностей и уточнению условий их применимости. Так происходит взаимодействие правой и левой моделей мира, экстенциональных и интенциональных представлений о мире.

Как известно, наибольшее развитие интенциональное знание получило в естественнонаучных областях, оперирующих такими фундаментальными категориями, как пространство, время, энергия, масса, заряд и т. д. Усилиями многих есте-

ствоиспытателей вскрыты самые разнообразные закономерности и достигнут высокий уровень абстрактного представления этих закономерностей на языке математических формул и алгоритмов. Успехи математики в описании сложных явлений в естественнонаучных областях породили стремление перенести многие апробированные приемы формальных преобразований чисел и символов на другие предметные области, и нередко такое стремление было обоснованным и подкреплялось эффективными практическими результатами, перечисление которых заняло бы слишком много места.

В то же время вторжение математики в ряд областей встречает значительные трудности. Это, прежде всего, относится к так называемым трудно формализуемым областям, которым присуща размытость базисных понятий и в которой достижение непротиворечивых аналитических описаний сложных структурных связей сопровождается введением большого количества различных условий. К таким областям, как отмечалось выше, относится психодиагностика. Рассмотренные во второй главе математические методы и алгоритмы конструирования психодиагностических тестов являются представителями интенционального направления, и, как было показано, их адекватное применение возможно только при соблюдении достаточно строгих ограничений и допущений о структуре распределений объектов исследования.

Экстенциональные методы не страдают необходимостью использования каких-либо оговорок (условий), так как опираются на конкретные, целостные, эмпирические факты. При этом «конкретное одновременно воплощает и абстрактную сущность его, соприсутствует с ним; конкретное — всего лишь знак отвлеченного и всеобщего» /Колесов В. В., 1991/. В отличие от интенционального подхода к познанию всеобщего через разъединение и анализ, экстенциональные методы реализуют синтетическую модель познания. Познание в данном случае состоит «в совершенно внутреннем свободном соединении или синтезе» /Соловьев В. С., 1988/, для которого релевантны только «сходства и подобия» /Колесов В. В., 1991/.

Безусловность экстенциональных методов распознавания образов в сравнении с традиционными интенциональными математическими методами, применяемыми в психодиагностике, можно проиллюстрировать следующим простым примером.

Рассмотрим распределение объектов (испытываемых) в двумерном пространстве признаков x_1 и x_2 . Пусть эти признаки будут дихотомическими (первый признак имеет две градации a и b , а второй — c и d) и соответствуют, например, некоторым двум произвольно выбранным пунктам какого-либо психодиагностического теста. Предположим, что объекты с помощью актуаль-

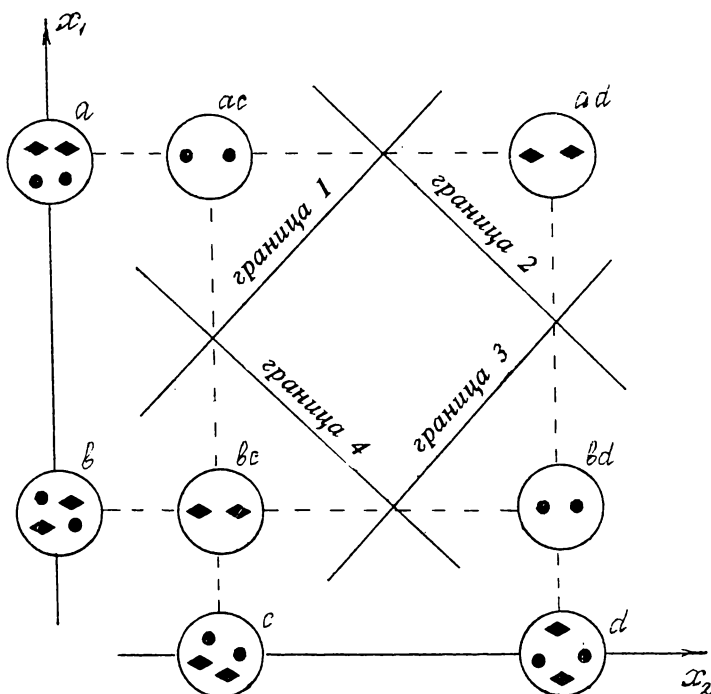


Рис. 3.3. Пример распределения объектов в пространстве двух дихотомических признаков

ного внешнего критерия разбиты на два класса. Обозначим объекты первого класса кружками (●), а второго класса — ромбиками (◆). Тогда возможно существование ситуации, изображенной на рис. 3.3 (всего объектов — 8, в каждом классе 4 объекта).

Приведенный рисунок иллюстрирует случай, когда взятые по отдельности признаки x_1 или x_2 совершенно не имеют диагностической ценности. В любую градацию каждого признака попадают 4 объекта по 2 из рассматриваемых классов. В то же время в пространстве этих признаков, в котором возможны 4 состояния — ac , ad , bc и bd , происходит однозначное разделение диагностируемых классов. Все объекты в данном пространстве распределены равномерно, но объекты класса (●) находятся в ячейках ac и bd , а объекты класса (◆) — в ячейках ad и bc . Таким образом, для иллюстрируемой ситуации использование экстенционального метода распознавания, основанного на оценках геометрической близости объектов в пространстве двух

признаков x_1 и x_2 дает стопроцентный положительный диагностический эффект.

В свою очередь, ни один из описанных во 2-й главе традиционных математических методов конструирования психодиагностических тестов не приведет к нахождению положительного диагностического решения. Оба признака будут забракованы и отброшены как неинформативные. Более того, если отвлечься от традиционных методов и попытаться любым способом провести линейную разделяющую границу в рассматриваемом пространстве признаков, то в лучшем случае можно получить 4 разных диагностических решения (4 диагностические границы показаны на рисунке), обладающих одинаковой сравнительно низкой эффективностью (вероятность ошибки равна 25%). Таким образом, интенциональные методы, основанные на предположениях (условиях) о виде закона распределения объектов и о виде решающих функций, в данном случае не только приво-

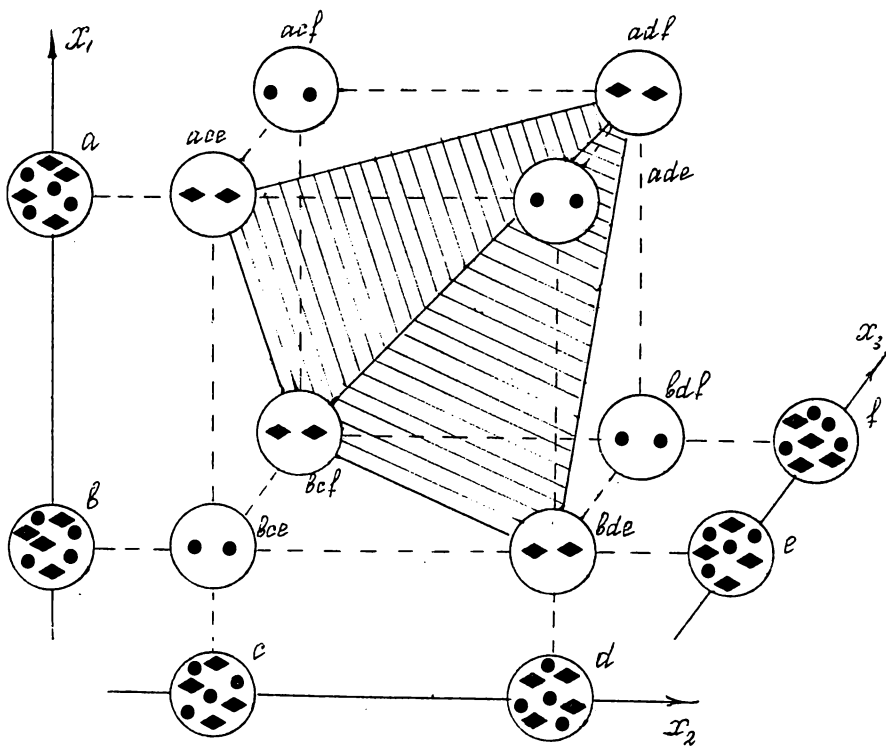


Рис. 3.4. Пример распределения объектов в пространстве трех дихотомических признаков

дают к гораздо худшим результатам, но также дают неоднозначные решения.

Аналогичный пример для трехмерного пространства признаков показан на рис. 3.4. Здесь также любой из трех дихотомических признаков, если его рассматривать изолированно, не обладает способностью дифференцировать диагностические классы. Кроме того, неинформативными являются все попарные комбинации, составленные из признаков x_1 , x_2 и x_3 . В то же время полное разделение классов происходит в трехмерном пространстве. Объекты класса (●) попадают в ячейки *acf*, *ade*, *bce* и *bd \bar{f}* , а объекты класса (◆) находятся в других ячейках трехмерного пространства дихотомических признаков *adf*, *bcf* и *bde*.

Полноценная реализация диагностического потенциала данной совокупности признаков с помощью традиционных математических методов конструирования тестов и линейных моделей, строящихся каким-либо другим способом, невозможна. Однако для экстенсинальных методов, опирающихся в диагностике объектов на оценки их близости, приведенная структура не является препятствием для достижения максимально возможного эффекта распознавания.

Безусловность экстенсинальных методов распознавания образов выражается в том, что независимо от вида группировок, которые составляют объекты разных классов в пространстве признаков (каждый класс может быть представлен, например, одной или несколькими группировками), для них важен лишь сам факт наличия тенденции отображений объектов к группированию внутри классов.

Приведенные выше два диагностических примера могли бы быть успешно решены с помощью логических методов распознавания из интенсинальной совокупности методов, в частности алгоритмом «Кора». Но для данного алгоритма последний трехмерный пример является пределом возможностей, так как в алгоритме «Кора» максимальное количество анализируемых конъюнкций значений признаков равно 3. В то же время рассмотренные примеры являются простейшими и были приведены в основном из-за удобства визуального представления. На практике встречаются гораздо более сложные ситуации, хотя бы по той причине, что размерность реальных психодиагностических задач, как это уже отмечалось, может выражаться двух- и трехзначными числами. В таких условиях логические методы сталкиваются с непреодолимыми препятствиями, связанными с проблемами огромного перебора, и их использование должно сопровождаться сильными эвристическими допущениями.

Возможности экстенсинальных методов определяются тем, что они опираются только на одну фундаментальную категорию

сходства объектов, которая операционально выражается оценками близости (удаленности) объектов в пространстве признаков. Независимо от размерности описания объектов и их распределения процедура распознавания всегда заключается в установлении приоритетов указанных оценок. В свою очередь, структура распределений объектов в пространстве, закономерности которой используют интенциональные методы распознавания образов, также определяется близостями (удаленностями) отображаемых объектов. Поэтому если удачный результат распознавания может быть получен с помощью какого-либо интенционального метода, то он обязательно может быть также получен в том же пространстве признаков с помощью экстенциональных методов. Экстенциональные методы распознавания образов являются первичными по отношению ко всем методам и потенциальные возможности данных методов не ниже любого другого метода.

Сказанное подтверждается авторитетным мнением разработчиков пакетов прикладных программ анализа данных, которые обращали внимание на различные разновидности экстенциональных методов распознавания. Например, в /Александров В. В. и др., 1990, с. 147/ констатируется: «Алгоритм "ближайшего соседа" хорошо работал при любой структуре данных...». Собственный опыт решения диагностических задач из самого широкого круга предметных областей не вступает в противоречие с данным фактом. Известно много других примеров эффективного применения экстенциональных методов распознавания образов. Некоторые из них приведены, в частности, в /Журавлев Ю. И. и др., 1990/.

В то же время в психодиагностике, в которой, как в фокусе, сконцентрированы многие проблемы распознавания образов (прежде всего, высокая размерность пространства признаков), использование экстенциональных методов сопряжено с необходимостью решения сложных и взаимосвязанных задач технического и теоретического порядка.

Во-первых, для вычисления оценок близости объектов и нахождения их приоритетов требуется производить весьма большое количество операций. Например, предположим, что в памяти компьютера хранится массив сведений о первичных результатах тестирования N испытуемых с помощью опросника ММРІ. В этом случае каждый испытуемый отображается точкой (вектором) в 566-мерном пространстве дихотомических признаков. Допустим также, что для указанных испытуемых известна их принадлежность к тому или иному диагностическому классу, заданная с помощью некоторого внешнего критерия, и распознавание нового объекта с неизвестной классификацией осуществляется по методу k -ближайших соседей, описанному в п. 3.1. Тогда для распоз-

навания неизвестного объекта нужно вычислить расстояние от него до каждого из N объектов (например, расстояние Хэмминга), упорядочить эти расстояния по степени убывания, отобрать k первых элементов в упорядоченной последовательности и определить, какой диагностический класс представлен максимальным количеством объектов в множестве найденных k -ближайших соседей. Одно только вычисление всех расстояний состоит из N операций, в каждой из которых суммируется 566 модулей разности значений дихотомических признаков. И далее требуется произвести большое количество операций для упорядочения вычисленных расстояний по величине с помощью так называемых алгоритмов сортировки, очень чувствительных к объему множества упорядочиваемых элементов.

Когда обсуждалась аналогия экстенциональных методов распознавания образов с феноменами правополушарного восприятия объектов, то в качестве одной из особенностей этих феноменов отмечалась параллельность протекающих процессов. При такой параллельности трудоемкость приведенных процедур существенно снижается. В то же время практическое воплощение указанных процедур с помощью компьютеров становится реальным только за счет совершенствования вычислительных средств (увеличение быстродействия, применение специальных процессоров для параллельной обработки информации) и путем создания экономичных алгоритмов сортировки данных. В недалеком прошлом производительность компьютерной техники не соответствовала операциональным запросам экстенциональных методов распознавания образов для решения таких сложных задач, какие возникают при конструировании и применении психодиагностических решающих правил. Однако в настоящее время многие, казавшиеся труднопреодолимыми, проблемы стали адекватными возросшим возможностям современных компьютеров. В частности поиск ближайших точек теперь осуществляется за приемлемое время.

В-вторых, фундаментальная теоретическая проблема экстенциональных методов состоит в поиске ответа на вопрос, какое множество признаков и какие меры близости объектов в пространстве признаков нужно использовать для получения заданного (наилучшего) эффекта распознавания. Для иллюстрации важности этой проблемы рассмотрим пример, изображенный на рис. 3.5.

На приведенном рисунке показано распределение объектов в пространстве трех дихотомических признаков x_1 , x_2 и x_3 . Так как в данном случае это имеет смысл, отметим, что числа, соответствующие градициям признаков, подобраны, исходя из условия: $|a - b| = |c - d| = |e - f| = d^{(H)}$. Всего рассматрива-

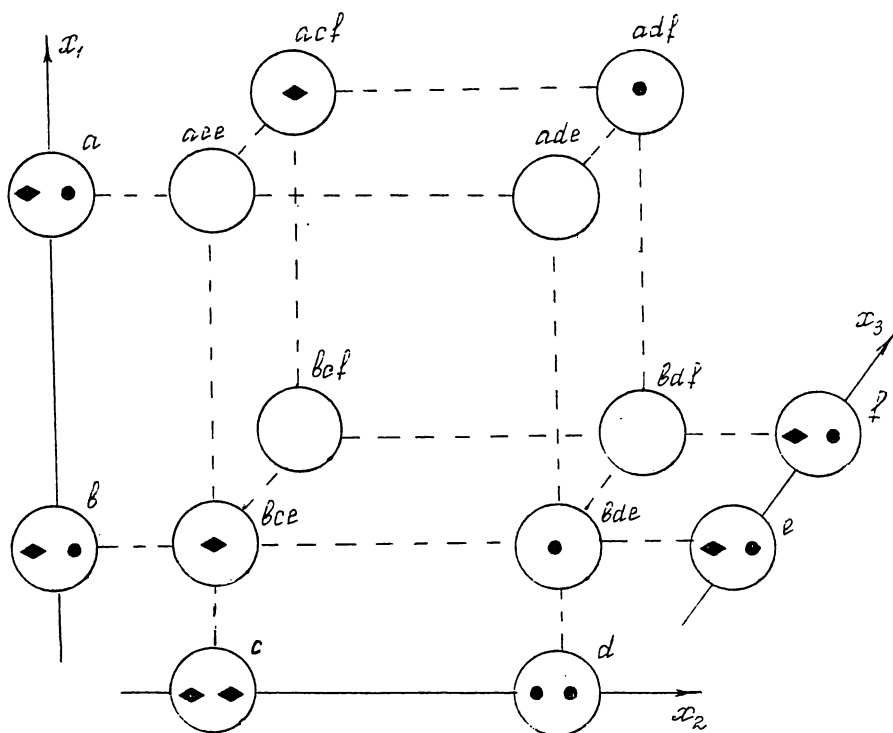


Рис. 3.5. Пример распределения объектов в трехмерном пространстве дихотомических признаков (смесь информативного и неинформативного подпространств)

есть 4 объекта — 2 из класса (●) и 2 из класса (◆). Из рисунка видно, что признаки x_1 и x_3 являются «шумящими» (в каждую отдельную градацию a , b , e и f попадают объекты из разных классов), тогда как x_2 четко дискриминирует объекты из разных классов. Таким образом, множество признаков представляет собой смесь информативного и неинформативного с позиций используемого внешнего критерия подмножеств признаков. Это приводит к тому, что «шумящие» признаки в объединенном трехмерном пространстве подавляют информативное отображение объектов на признак x_2 и первыми ближайшими соседями в этом пространстве, расположенными на расстоянии $d^{(H)}$ друг от друга, являются объекты разных диагностических классов, а объекты одного и того же класса отстоят друг от друга на расстояние $2d^{(H)}$ (расстояние измеряется в метрике Хэмминга).

В рассмотренном примере не случайно участвует небольшое количество объектов — всего 4. Если это количество начать

увеличивать, то при условии, что признак x_2 действительно хорошо дискриминирует диагностические классы, наступит такой момент, когда в трехмерном пространстве неинформативные признаки не смогут помешать осуществиться эффективной классификации по методу ближайшего соседа. Это случится тогда, когда в ячейки пространства adf и bde дополнительно попадет хотя бы по одному объекту класса (\bullet), а в acf и bce — класса (\blacklozenge). Таким образом, влияние неинформативных составляющих сказывается только на увеличении требований к объему обучающей выборки, при котором достигается диагностический эффект информативного подпространства (в данном случае признак x_2).

Сформулируем общее утверждение, выражающее безусловный характер экстенциональных методов распознавания образов:

В любом метрическом пространстве признаков конечной размерности при неограниченном увеличении объема выборки ошибка классификации объектов по методу ближайших соседей стремится к пределу, определяемому структурой распределения объектов в наиболее информативном подпространстве.

Иными словами, если в пространстве признаков имеется хотя бы один информативный элемент, а все остальные являются «шумом» по отношению к используемому внешнему критерию классификации, то все пространство в целом также будет отражать требуемое сходство и различие объектов внутри классов и между классами, но эта отражающая способность объединенного пространства проявится только при достаточно большом объеме обучающей выборки (количестве диагностических прецедентов). Поэтому известно так много примеров успешного непосредственного применения экстенциональных методов на исходном множестве признаков. Но эти успешные примеры имеются, как правило, в тех предметных областях, где количество признаков было сравнительно невелико и объем выборки был много больше количества признаков.

В психодиагностике и других областях, которым присуща высокая размерность описания объектов, а объем экспериментального материала ограничен, применение экстенциональных методов напрямую, без прохождения этапа выделения наиболее информативного подпространства, часто не может привести к положительным результатам. Кроме того, этап отделения информативного подпространства признаков от неинформативного крайне необходим для дальнейшего перехода от экстенционального представления информации к интенциональному знанию (знанию о закономерностях структуры данных).— Дело в том, что достижение формального положительного эффекта распознава-

ния в условиях не отделенного «шума» (этот термин был употреблен как синоним неинформативного подпространства) с помощью, например, алгоритма ближайших соседей, вряд ли удовлетворит исследователя — интересно знать, за счет каких особенностей структуры данных получен указанный эффект. Но «шум» может быть по-своему структурирован и его наложение на информативную структуру способно ее сильно усложнить. Такое усложнение вуалирует истинные закономерности множеством ненужных деталей и мешает их анализу.

Таким образом, несмотря на безусловность экстенциональных методов распознавания образов, их применению должен обязательно предшествовать этап нахождения наиболее информативного подпространства признаков или, иными словами, этап преобразования пространства признаков.

Прежде чем приступить к описанию конкретных алгоритмов этапа преобразования пространства признаков, необходимо формализовать понятия «информативность» и «неинформативность» и другие понятия, содержание которых зависит от типов используемых методов, и перейти на язык более точных соотношений между употребляемыми понятиями.

Так как единственным видом отношений в экстенциональных методах являются отношения сходства (близости) объектов, дальнейшие рассуждения будут строиться на представлениях о группировках объектов в пространстве признаков. Для начала ограничимся качественными рассуждениями с использованием терминологии общей теории измерений /Суппес П. и др., 1967; Пфанцагль И., 1967/.

В терминологии общей теории измерений задача распознавания образов формулируется следующим образом. С одной стороны, имеется множество A , содержащее N эмпирических объектов ($A = \{a_i\}$, $i = \overline{1, N}$), которое с помощью какого-либо внешнего критерия разбивается на диагностические классы. Тем самым задается эмпирическая система с отношением эквивалентности $A = \langle A; \approx \rangle$. С другой стороны, каждый объект измеряется по p признакам, которые соответствуют, например, пунктам психодиагностического теста. То есть задается отображение $\varphi: A \rightarrow X \subset R^p$, где множество эмпирических объектов изображается множеством p -мерных векторов $X = \{x_i\}$, принадлежащих числовой системе R^p . Вектор x_i является образом объекта a_i . Задача состоит в определении на R^p таких отношений $S_i \in J$, чтобы числовая система с отношениями $R = \langle R^p; S_j \in J \rangle$ была изоморфна эмпирической системе A . Иными словами, S_j представляют собой правила входжения x_i в группы, соответствующие классам эквивалентности эмпирической системы A .

В зависимости от указанных правил вхождения отображений объектов $x_i = \varphi(a_i)$ в группы способность числовой системы R^p отражать отношения эквивалентности эмпирической системы может быть раскрыта по-разному. Для экстенциональных методов эта способность непосредственно связана с тем, что объекты внутри диагностических классов каким-то образом группируются и группировки объектов различных классов в пространстве R^p не пересекаются или слабо пересекаются. Данный факт проверяется, например, путем анализа следующего условия

$$d(x_i, x_j) < \delta(N) \rightarrow a_i \approx a_j, \quad (3.11)$$

где $d(x_i, x_j)$ — мера близости x_i и x_j в R^p .

$\delta(N)$ — некоторый порог.

Если условие (3.11) выполняется для всех пар объектов из A , то, значит, выбранное отображение φ полностью отражает отношения эквивалентности эмпирической системы A . Если это условие выполняется случайным образом, то отображение φ не отражает отношения эквивалентности A . И, наконец, промежуточный вариант соответствует случаю, когда отображение φ частично отражает отношения эквивалентности эмпирической системы A .

Важной характеристикой способности отображения φ отражать отношения эмпирической системы является сложность отображения. В различных задачах для определения данной характеристики акцент делается на разных аспектах сложности. Первые работы по сложности принадлежат А. Н. Колмогорову и связаны с так называемой «сложностью задания объекта», мерой которой служит минимальная длина программы для универсальной машины, обеспечивающей кодирование объекта /Колмогоров А. Н., 1965/. В /Юдин Д. Б. и др., 1974/ приведен обзор различных определений понятия «сложность». С позиции распознавания образов наиболее близким является понятие информационной сложности /Юдин Д. Б. и др., 1976/, которое формулируется как минимальное число обращений к источнику информации, необходимое для идентификации системы из заданного класса. Также перекликается с этой формулировкой определение сложности оценивания статистических систем, данное в /Юдин А. Д., 1981/.

Интуитивно ясно, что отображение φ будет тем более сложно, чем более сложную конфигурацию будут иметь группировки x_i в R^p . Очевидно, при решении конкретной задачи распознавания с помощью экстенциональных методов в зависимости от этой конфигурации должно существовать минимальное число представителей диагностических классов (диагностиче-

ских прецедентов), при котором достигается полное покрытие соответствующих областей R^P . Дальнейшее увеличение числа представителей не ведет к улучшению качества классификации, а уменьшение, напротив, ухудшает характеристики экстензионных алгоритмов. Поэтому данное минимальное число диагностических прецедентов, нормированное по отношению к общему количеству распознаваемых классов, может служить мерой сложности отображения φ .

В простейшем случае (минимальная сложность) каждый класс отображается в R^P компактной геометрической группировкой, максимальный линейный размер которой меньше любого из расстояний между группировками разных классов. Тогда каждый диагностический класс достаточно представить всего лишь одним диагностическим прецедентом и идентификация неизвестного объекта может осуществляться по правилу 1-го ближайшего соседа из множества прецедентов. Если теперь увеличить количество используемых прецедентов в « l » раз, то идентификация неизвестного объекта с совершенно одинаковым эффектом может производиться по любому из k ближайших соседей из множества прецедентов, где $k \leq l$. Аналогичная закономерность присуща случаям более сложных отображений φ .

Приведенные качественные рассуждения служат основой для следующего формального определения отражающей способности какого-либо отображения.

Определение 3.1. Будем говорить, что отображение φ отражает отношение эквивалентности эмпирической системы A , если существует число $\alpha \in (0, 1)$ такое, что вероятность правильной классификации P_p объектов множества A по любому из « k » ближайших соседей из этого множества A , где $k(N) = \text{entier}(\alpha N) - 1$ постоянна и превосходит P_q — вероятность правильной классификации объектов множества A при случайном угадывании ближайшего соседа.

Назовем φ полностью отражающим отношения A , если $P_p = 1$; частично отражающим при $P_q < P_p < 1$ и неотражающим при $P_p = P_q$. Данное определение отражающей способности φ не противоречит определению, выраженному выше через условие (3.11).

Введенный в определение 3.1 параметр α характеризует сложность отображения φ . Он обратно пропорционален половине минимального объема множества объектов A , на котором метод скользящего экзамена, примененный для оценки вероятности правильной классификации по 1-му ближайшему соседу, даст потенциальный достижимый уровень этой вероятности. Например, для рассмотренного выше простейшего случая двух диагностических классов, отображаемых на R^P двумя компакт-

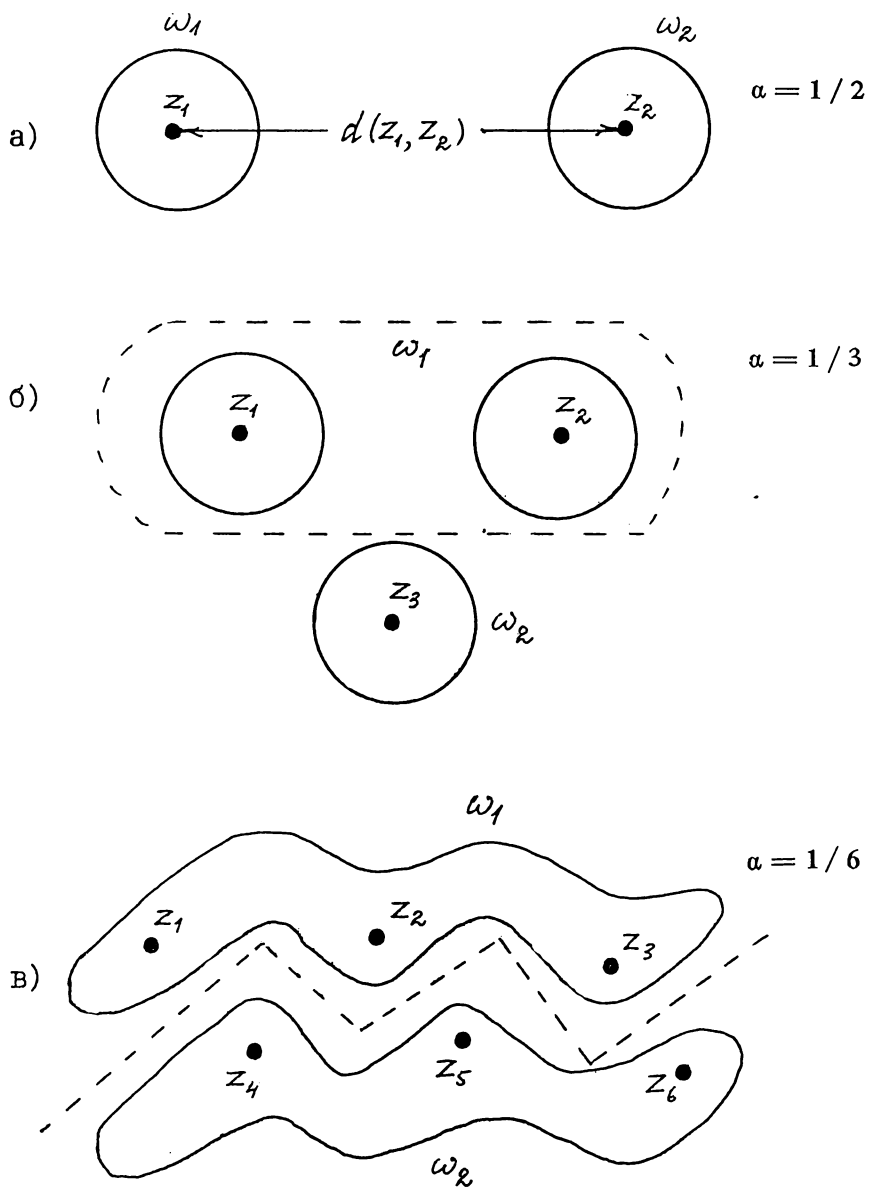


Рис. 3.6. Примеры отображений различной сложности для случая двух классов ω_1 и ω_2

ными и достаточно удаленными друг от друга группировками объектов, $\alpha = 1/2$ (рис. 3.6 а). Для трех компактных и разнесенных на большое расстояние группировок $\alpha = 1/3$ (рис. 3.6 б) и т. д. Для более сложных случаев параметр α можно интерпретировать как оценку минимального количества линейных классификаторов, обеспечивающих достижимый уровень кусочно-линейного разделения распознаваемых классов (рис. 3.6 в). Предельное значение $\alpha = 1$ возможно, когда все объекты A принадлежат одному классу. Противоположный предельный случай $\alpha = 0$ означает, что отображение φ не отражает отношение эквивалентности эмпирической системы A и любое уточнение оценок эффекта классификации за счет увеличения объема множества исследуемых объектов A не приведет к практически значимым результатам.

Формализация отражающей способности отображения эмпирической системы на числовую систему позволяет описать закономерности взаимодействия информативного и неинформативного подпространств признаков при использовании экстенциональных методов распознавания образов. Это является актуальным, так как при изучении сложных объектов возникают большие трудности в задании исходной системы признаков. Такое задание основано на трудноформализуемых знаниях, опыте и интуиции исследователя и производится путем «постулирования» потенциально полезных признаков. В подобных условиях в исходную систему входит много «дублирующих» и «шумящих» признаков /Лбов Г. С., 1981/.

В частности, в психодиагностике, как отмечалось в п. 2.1, нередко система исходных признаков заимствуется у какого-либо одного или нескольких известных, апробированных тестов широкого диапазона, например ММРІ, 16РРF Р. Кэттелла и др. В этом случае задача конструирования нового психодиагностического правила обретает характерную особенность. А именно, числовое описание эмпирических объектов представляет собой смесь двух частей — отражающей и неотражающей внешний критерий, или, иными словами, исходное пространство признаков является объединением информативного и неинформативного подпространств. При этом доля неинформативного подпространства может быть велика, а в условиях ограниченной обучающей выборки экстенциональные методы распознавания, как будет показано ниже, весьма чувствительны к присутствию в описании объектов «шумящих» признаков.

В соответствии с вышесказанным рассмотрим два отображения $\varphi_p: A \rightarrow X^p \subset R^p$ и $\varphi_q: A \rightarrow X^q \subset R^q$. Пусть φ_p отражает отношения эквивалентности эмпирической системы $A = \langle A; \approx \rangle$, а φ_q — не отражает эти отношения; X^p и X^q —

множества точек, равномерно распределенных в p и q -мерных единичных кубах соответственно. Введем отображение $\varphi: A \rightarrow X^{p+q} \subset R^{p+q}$ такое, что пространство R^{p+q} является объединением двух подпространств R^p и R^q .

С помощью комбинаторных методов установлена следующая зависимость

$$N_p = \frac{1}{k+1} \alpha^{1 + \frac{q}{p}} N^2, \quad (3.12)$$

где N_p — количество объектов, которые в объединенном пространстве признаков R^{p+q} классифицируются по k -ближайшему соседу таким же образом, как и в информативном подпространстве R^p ;

N — общее количество объектов, содержащихся в A .

Таким образом, количество объектов N_p , которые будут классифицироваться в R^{p+q} в соответствии с отражающими свойствами информативного отображения φ_p с вероятностью P_p (см. определение 3.1), растет пропорционально квадрату общего числа объектов. Полностью все объекты начнут классифицироваться по закону информативного подпространства R^p , когда выполнится условие $N_p = N$, то есть когда объем выборки достигнет величины

$$N_{\text{гр}} = (k+1) \alpha^{-\left(1 + \frac{q}{p}\right)}. \quad (3.13)$$

Выражение (3.12) подтверждает безусловность экстенсиональных методов распознавания образов, в частности то, что независимо от доли неинформативной части в описании объектов предельный уровень правильной классификации, определяемый структурой распределения объектов в информативном подпространстве, достигается при увеличении объема выборки. В то же время от указанной доли (веса) неинформативного подпространства существенно зависит количество диагностических прецедентов (обучающих примеров), достаточное для получения максимально возможного качества распознавания.

Рассмотрим пример. Пусть некоторая структура $X^p \subset R^p$ характеризуется сложностью, которой соответствует значение параметра $\alpha = 0,1$. Тогда для достижения максимально возможной вероятности правильной классификации P_p по правилу 1-го ближайшего соседа, оцениваемой методом скользящего экзамена, требуется иметь всего исходя из (3.13), $N_{\text{гр}} = 2\alpha^{-1} = 20$ объектов ($q = 0$). В свою очередь, если добавить к R^p неинфор-

мативное подпространство такой же размерности ($q = p$), то в объединенном пространстве R^{p+q} вероятность правильной классификации станет равной P_p только тогда, когда исследователь будет располагать 200 объектами. В противном случае, на меньших объемах выборки, исследователь, не знающий закономерностей экстенционального подхода, будет неудовлетворен низким эффектом классификации и отвергнет данный подход как малопродуктивный.

Выражение (3.12) получено для случая равномерного распределения объектов в многомерном объеме. При отличии распределения объектов от равномерного справедливо следующее соотношение:

$$N_p \geq \frac{1}{k+1} \alpha^{1 + \frac{q}{p}} N^2. \quad (3.14)$$

Таким образом, независимо от вида распределения количество объектов, классифицируемых в R^{p+q} , по законам информативного отображения φ_p растет не медленнее, чем N^2 . Тем не менее, имея в виду данный факт, в дальнейших выкладках будет использоваться (3.12), так как это выражение определяет нижнюю границу эффекта классификации.

Для определения закона, по которому изменяется вероятность правильной классификации P_Σ в R^{p+q} , оцениваемая методом скользящего экзамена, при изменении объема выборки N , допустим, что в R^p вероятность правильной классификации по $(k+l)$ -му ближайшему соседу, где $k = \text{entier}(\alpha N) - 1$ и $l=1, 2, \dots$, резко падает до нуля. Тогда в R^{p+q} будет классифицироваться по закону информативного отображения φ_p с вероятностью $P_p - \frac{1}{k+1} \alpha^{1 + \frac{q}{p}} N^2$ объектов, а все остальные объекты будут классифицироваться по случайному закону с вероятностью P_q . Тем самым

$$P_\Sigma = P_q + \frac{1}{k+1} \alpha^{1 + \frac{q}{p}} N (P_p - P_q). \quad (3.15)$$

Из полученного выражения следует, что вероятность правильной классификации объектов по k -ближайшему соседу, оцениваемая методом скользящего экзамена, растет прямо пропорционально объему множества исследуемых объектов. Такой рост от P_q до P_p наблюдается при $N < N_{\text{гр}}$. Для $N \geq N_{\text{гр}}$ данная вероятность становится постоянной и принимает значение P_p , которое определяется структурой распределения объектов в информативном подпространстве признаков R^p .

Выражение (3.15) справедливо в идеализированных условиях, которые были оговорены выше. В реальных условиях оно может быть применено для приблизительных оценок некоторых аспектов правила ближайших соседей. Практически важной является возможность использовать полученную зависимость (3.15) для ориентировочного планирования экстенционального эксперимента. Так, исходя из (3.15), можно произвести приблизительную оценку требуемого объема выборки, достаточного для достижения максимального результата классификации по k -ближайшему соседу при решении конкретной задачи распознавания. Этот объем равен величине $N_{гр}$, которая, в свою очередь, составляет

$$N_{гр} = N \frac{P_p - P_q}{P_{\Sigma} - P_q}. \quad (3.16)$$

Рассмотрим практический пример. Предположим, исследователь располагает 50 объектами, принадлежащими двум различным диагностическим классам с одинаковыми априорными вероятностями. Это означает, что $P_q = 0,5$. Пусть на данной выборке методом скользящего экзамена получена оценка вероятности правильной классификации по k -ближайшему соседу $P_{\Sigma} = 0,7$. Исследователь может быть не удовлетворен полученным результатом и, поэтому, выдвигает гипотезу, что вычисленное значение P_{Σ} не является пределом информационных возможностей используемого пространства признаков, и назначает, исходя из собственных соображений, потенциальный предел, к которому нужно стремиться, например $P_p = 0,9$. Тогда, подставив приведенные значения в (3.16), определим, что ориентировочный объем выборки для удовлетворения притязаний исследователя должен составить $N_{гр} = 100$.

При произведении расчетов, основанных на (3.15), следует учитывать, что оценка вероятности правильной классификации P_{Σ} , которая определяется экспериментальным путем, является случайной величиной. Так как применение экстенциональных методов не связано с какими-либо допущениями о виде распределений объектов в пространстве признаков, то для определения доверительных интервалов P_{Σ} целесообразно использовать подход, базирующийся на представлении о действующем классификаторе как о «черном ящике». Если истинный, но неизвестный уровень ошибки такого классификатора равен « u » и если классификация m из N независимых, случайно взятых объектов неверна, то распределение $u(m)$ биномиально /Закс Л., 1976/

$$u(m) = C_{mN}^N u^m (1 - u)^{N-m}. \quad (3.17)$$

Исходя из этого распределения, оценка ошибки классификации по максимуму правдоподобия составит

$$\hat{n} = \frac{m}{N}. \quad (3.18)$$

Свойства такой оценки хорошо изучены. Если использовать, как это часто принято, 95 % доверительный интервал, то можно вычислить, что отсутствие ошибок на 50 объектах означает колебание вероятности ошибки от 0 до 8 %.

Другое важное практическое приложение приведенная закономерность (3.15) может иметь для определения критерия информативности группы признаков (подпространства признаков). В рассмотренном выше числовом примере у исследователя в распоряжении есть еще одно средство для попытки улучшить качество распознавания объектов по правилу ближайшего соседа. Оно заключается в отделении от используемого множества признаков неинформативных составляющих (уменьшении второго слагаемого в показателе степени α), если таковые имеются. Конкретные алгоритмы решения этой задачи будут рассмотрены в следующем разделе. Здесь же отметим, что для высокоразмерных задач, к которым относится психодиагностика, чрезвычайно большое значение приобретает эффективность оценки критерия информативности сравниваемых групп признаков. Это связано с тем, что в условиях высокой размерности влияние каждого отдельного признака на результирующий эффект классификации становится соизмеримо с погрешностью измерения данного эффекта и вынесение суждения о принадлежности того или иного признака к информативной группе затрудняется.

Влияние отдельного признака на интегральный эффект классификации в условиях высокой размерности (сотни признаков) настолько мало, что, в частности, исключение какого-либо признака из пространства, в котором эта классификация проводится, дает изменение (увеличение или уменьшение) вероятности правильного принятия решения в пределах единиц процентов. В то же время, например для объема выборки $N=100$ и $P=0,7$, 95% доверительный интервал, исходя из биномиального распределения (3.17), составляет приблизительно 0,60—0,78. Поэтому с позиций классической теории статистических решений использование напрямую вероятности правильной классификации (или вероятности ошибки) в качестве критерия информативности группы признаков не позволяет считать разницу двух подпространств, отличающихся друг от друга на незначительное абсолютное число признаков, достоверной.

Гораздо более мощный критерий, чем вероятность правильной классификации по k -ближайшему соседу, можно построить, если сориентироваться на оценку величины

$$\nu = \alpha^{1 + \frac{q}{p}}. \quad (3.19)$$

С одной стороны, параметр ν имеет ясный смысл. Как отмечалось выше, α характеризует сложность информативного отображения эмпирических объектов в числовое пространство R^p . Этот параметр, исходя из данного ему определения, обратно пропорционален минимальному количеству требуемых диагностических прецедентов или, что эквивалентно, обратно пропорционален половине минимального объема множества объектов A , на котором метод скользящего экзамена, примененный для оценки вероятности правильной классификации по 1-му ближайшему соседу, дает потенциально достижимый уровень этой вероятности P_p . Соответственно ν имеет аналогичное содержание для пространства R^{p+q} , представляющего собой объединение информативного и неинформативного подпространств.

С другой стороны, теоретическая взаимосвязь (3.15) между вероятностью правильной классификации P_Σ в R^{p+q} , объемом выборки N , номером ближайшего соседа k , по которому производится эта классификация методом скользящего экзамена, и параметром ν позволяет оценивать данный параметр ν на одной и той же выборке многократно, варьируя k . Например, можно использовать следующую оценку

$$\nu = \frac{1}{NL(P_p - P_q)} \cdot \sum_{k=1}^L (k+1) [P_\Sigma(k) - P_q], \quad (3.20)$$

где $P_\Sigma(k)$ — вероятность правильной классификации методом скользящего экзамена по k -ближайшему соседу;

L — заданное количество первых ближайших соседей.

Если предположить, что эффекты классификации по ближайшим соседям с различными порядковыми номерами k являются независимыми, то в соответствии с теоремой Линдберга — Леви оценка ν по (3.20) будет такой же, как при выборке в $L \cdot N$ объектов. Данный факт свидетельствует о возможности значительного повышения эффективности оценки критерия информативности пространства признаков, в котором осуществляется классификация объектов по методу ближайших соседей. Такое повышение происходит за счет того, что для определе-

ния параметра γ одна и та же выборка N объектов используется L -кратно и каждый раз по-новому.

Из закономерности (3.15) можно почерпнуть немало других приемов оценки отражающих способностей отображений эмпирических систем с отношениями эквивалентности на числовую систему. Но, как и любая другая закономерность, эта также носит условный характер и справедлива в определенных границах, обуславливаемых конкретными обстоятельствами. Основным ограничителем служит диапазон номеров ближайших соседей, в котором соблюдаются отношения (3.15). На практике этот диапазон устанавливается эмпирически, исходя из графика зависимости вероятности правильной классификации от номера ближайшего соседа $P_{\Sigma}(k)$. Другой аспект заключается в неточном соответствии реальных значений $P_{\Sigma}(k)$ аналитическому выражению (3.15), полученному для идеализированных условий. На практике это выглядит в основном как необоснованное завышение роли значений $P_{\Sigma}(k)$ для больших номеров k и коррекция указанного несоответствия достигается искусственным изменением соотношения весов $P_{\Sigma}(k)$.

В заключение данного раздела еще раз отметим, что, несмотря на безусловность экстенциональных методов распознавания образов, их практическому применению обязательно должен предшествовать этап преобразования пространства признаков, позволяющий достигать предела потенциальных возможностей распознавания при существенном снижении требований к объему анализируемых эмпирических фактов. В свою очередь, лаконичность достигнутого в результате такого преобразования отображения объектов дает возможность не только минимальными средствами реализовывать трудоемкий принцип распознавания на основе сходства с диагностическими прецедентами, но также вскрывать закономерности структуры данных для дальнейшего перехода к интенциональному знанию особенностей изучаемых феноменов.

3.3. Алгоритмы преобразования пространства признаков

Преобразование пространства признаков при применении экстенциональных методов распознавания образов позволяет достигать представления распознаваемых классов минимальным количеством диагностических прецедентов. Задачу преобразования нередко разделяют на две части: поиск группы информативных признаков (информативного подпространства) и определение метрики в найденном подпространстве. В то же время указанные две части можно рассматривать совместно, если

сформулировать данную задачу как нахождение оптимальных весов для взвешенной метрики того или иного типа.

Так как в психодиагностике часто используются дихотомические признаки, то в этой области целесообразно ориентироваться на взвешенную метрику Хэмминга $d^{(H)}$ (2.15), которой охватываются все возможные виды преобразований признаков, принимающих значения 0 либо 1. В свою очередь, если представить, что вес w_i какого-либо признака x_i эквивалентен w_i — кратному дублированию x_i , то определение оптимальных весов может быть сведено к задаче поиска группы информативных признаков.

Для ординальных признаков дело обстоит несколько сложнее, так как оптимальное решение находится в области всех монотонных преобразований этих признаков. Однако данную задачу также можно свести к поиску группы информативных признаков. Это осуществляется, например, следующим образом.

Пусть некоторый признак x_k измеряется в шкале порядка. В соответствии с обозначениями, введенными в п. 2.2, этот признак для i -го объекта принимает значение x_{ik} . Пронумеруем (если требуется) все градации x_k цифрами от 0 до L и введем вместо ординального признака x_k L новых дихотомических признаков $x_k(l)$ ($l = \overline{1, L}$) таких, что

$$\begin{cases} x_{ik}(l) = 1 & \text{при } x_{ik} > l, \\ x_{ik}(l) = 0 & \text{при } x_{ik} \leq l. \end{cases} \quad (3.21)$$

Возможны другие способы кодирования новых признаков, например, каждую отдельную градацию x_k можно считать самостоятельной дихотомической переменной. В то же время способ кодирования (3.21) обладает существенными для экстенсинальных методов распознавания свойствами.

Во-первых, при таком способе в пространстве производных дихотомических признаков $x_k(l)$ расстояние Хэмминга между двумя объектами равно расстоянию Хэмминга между этими объектами на исходном ординальном признаке x_k :

$$|x_{ik} - x_{jk}| = \sum_{l=1}^L |x_{ik}(l) - x_{jk}(l)|. \quad (3.22)$$

И, во-вторых, любое монотонное преобразование ординального признака x_k может быть реализовано путем задания весов для производных дихотомических признаков (веса больше либо равны нулю). Это вытекает из (3.22) и поясняется примером на рис. 3.7.

На приведенном рисунке по оси абсцисс отложены значения исходного ординального признака x_k , а по оси ординат — значе-

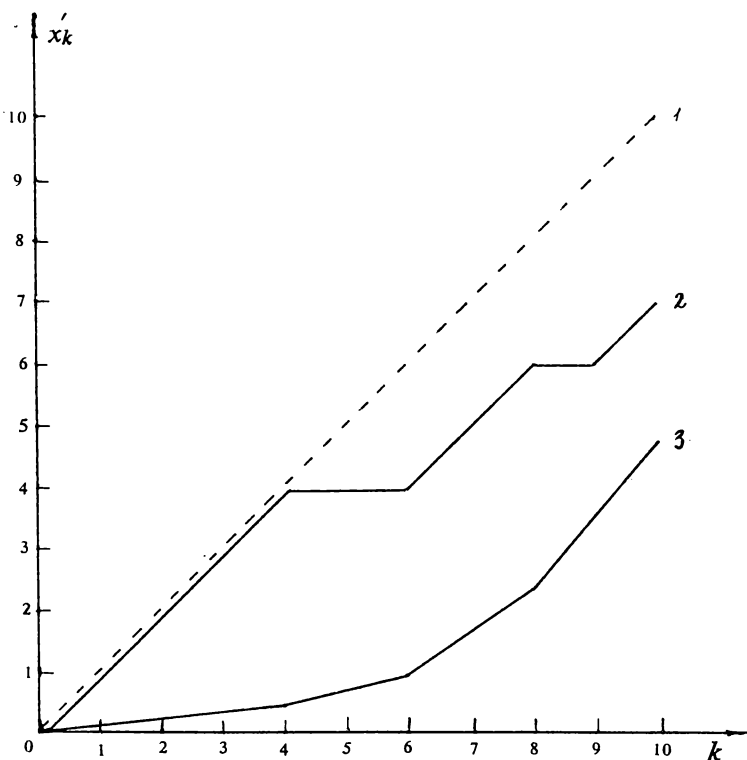


Рис. 3.7. Примеры преобразования ординального признака

ния этого признака после преобразования x'_k . Прямая линия 1, обозначенная пунктиром, соответствует случаю, когда все производные дихотомические признаки $x_k(l)$ имеют веса, равные 1. Ломаная линия 2 отражает вариант преобразования, когда веса признаков $x_k(1)$, $x_k(2)$, $x_k(3)$, $x_k(4)$, $x_k(7)$, $x_k(8)$, $x_k(10)$ равны 1, а веса для $x_k(5)$, $x_k(6)$ и $x_k(9)$ равны 0. И наконец, линия 3 соответствует случаю, когда веса $x_k(1)$, $x_k(2)$, $x_k(3)$, $x_k(4)$ равны $1/4$, веса $x_k(5)$ и $x_k(6)$ равны $1/2$, веса $x_k(7)$ и $x_k(8)$ равны $3/4$ и веса для признаков $x_k(9)$ и $x_k(10)$ составляют 1.

Таким образом, принимая во внимание вышесказанное, преобразования ординальных признаков могут быть сведены к операциям по определению взвешенной метрики Хэмминга в пространстве производных дихотомических признаков. А эти операции, в свою очередь, с учетом требуемой точности можно рассматривать под углом зрения задачи поиска группы информативных признаков.

Тема поиска группы информативных признаков была затронута ранее в п. 2.4, когда речь шла об отборе переменных при построении регрессионной и дискриминантной диагностических моделей. Здесь обсуждение этой проблемы несколько дублирует изложенный в п. 2.4 материал. В то же время в данном разделе задача поиска группы информативных признаков рассматривается в расширенном и наиболее общем виде.

Задача поиска группы информативных признаков при построении алгоритмов распознавания формулируется следующим образом /Кузнецов А. С., 1982/. Пусть $X = \{x_i\}$, $i = \overline{1, p}$ исходное множество признаков и задан некоторый критерий качества распознавания J (данный критерий J в зависимости от применяемого метода может быть самым различным. В частности, в регрессионном анализе это квадрат коэффициента множественной корреляции, в классическом дискриминантном анализе — это ошибка распознавания, для экстенсиональных методов это может быть, например, сложность отображения v , формализованная в предыдущем разделе). Обозначим $X_n \in X$ группу из n признаков, которая имеет наилучшее значение критерия качества решения задачи распознавания $J(X_n)$ по сравнению с любой другой группой $X_n^{(l)} \in X$. То есть

$$J(X_n) = \max_l J(X_n^{(l)}). \quad (3.23)$$

Самый надежный метод поиска X_n заключается в полном переборе всех возможных групп признаков. Но количество таких групп составляет C_p^n , и для высоких размерностей полный перебор является абсолютно нереальным. Поэтому все практические алгоритмы определения X_n тем или иным образом связаны с попытками избежать «слепого» полного перебора.

Первые попытки уменьшить вычислительную сложность алгоритмов поиска X_n были предприняты в работах /Барабаш Б. А., 1962; Lewis P. M., 1962; Загоруйко Н. Г., 1964/. В них использовалось предположение о статистической независимости признаков. Методы, основанные на данном предположении, называют методами k лучших, и они сводятся к следующему. Прежде всего, осуществляется ранжировка одиночных исходных признаков по выбранному критерию качества, то есть строится ряд

$$J(x_{i_1}) \geq J(x_{i_2}) \geq \dots \geq J(x_{i_j}) \geq \dots \geq J(x_{i_p}). \quad (3.24)$$

После этого оптимальная группа определяется так:

$$X_k = \{x_{ij} / \forall j \leq k\}. \quad (3.25)$$

Очевидно, статистическая независимость признаков является очень «грубым» допущением и в практике конструирования психодиагностических тестов встречается нечасто. Отклонение реальной ситуации от этого допущения приводит к результатам далеким от оптимальных. Наиболее наглядный пример несостоятельности данного допущения о независимости признаков был рассмотрен в /Cover T. M., 1974/. Аналогичные проблемы для бинарных переменных обсуждались в /Elashoff J. D. et al., 1967; Toussaint G. T., 1971/.

Из подходов, в той или иной мере учитывающих зависимость признаков, в первую очередь следует отметить методы последовательного уменьшения группы (ПУМГ), последовательного увеличения группы (ПУВГ) и «плюс l минус r ». Как уже отмечалось, эти методы частично затрагивались в п. 2.4.

ПУМГ /Marill T. et al., 1963/ основан на последовательном уменьшении группы на один признак. Сначала из текущей группы X_k поочередно удаляются одиночные признаки. Образовавшиеся группы X_{k-1} проверяются по критерию J . Исключению подлежит признак, при отсутствии которого уменьшенная группа X_{k-1} имеет максимальное значение критерия J . Затем поочередно удаляются оставшиеся в X_{k-1} признаки и исключается следующий «наименее ценный» признак. Процедура повторяется до тех пор, пока не будет построена группа из n признаков.

В ПУВГ сначала определяется один признак, имеющий максимальное значение критерия J . Затем на каждой ступени поиска новая группа образуется путем прибавления одного признака, который, будучи включенным в расширенную группу, дает максимальное значение критерия J . Процедура повторяется, пока не будет построена группа из n признаков.

Метод «плюс l минус r » служит обобщением ПУМГ и ПУВГ. Здесь на k -й ступени поиска группа сначала расширяется на l признаков, используя метод ПУВГ, а затем из получившейся группы удаляется r признаков с помощью метода ПУМГ. Если $l < r$, то имеем метод уменьшения группы, а при $l > r$ метод увеличения группы. Хотя алгоритм «плюс l минус r » позволяет удалять или включать признаки в текущую группу, учет их взаимного отношения не производится. Этот недостаток в определенной мере может быть компенсирован путем добавления и исключения из группы одновременно нескольких признаков. Такой метод поиска группы признаков называется «обобщенный алгоритм плюс l минус r » /Kittler J., 1978/. Интересно отметить, что все методы, обсужденные выше, а также методы поиска с использованием динамического программирования

/Chang C. Y., 1973; Michael M. et al., 1973/ могут интерпретироваться как частные случаи «обобщенного алгоритма плюс 1 минус r ».

Следующая распространенная группа методов основана на стратегии максмина. Особенностью этих методов является использование очень ограниченного объема информации, например, только об индивидуальной $J(x_i)$ и парной эффективности признаков $J(x_i, x_j)$. В данном случае новый признак x_j включается в группу, если его присоединение обеспечивает максимальное дополнительное приращение критерия качества к одному из уже имеющихся признаков, то есть

$$\Delta J(x_i, x_j) = J(x_i, x_j) - J(x_i) = \max. \quad (3.26)$$

В то же время включение x_j в группу оправдано, если x_j не коррелирован с другими признаками. Эти требования удовлетворяются при максминной стратегии /Backer E. et al., 1977/.

Одним из наиболее эффективных примеров стохастического поиска групп признаков служит метод случайного поиска с адаптацией (СПА) /Лбов Г. С., 1965, 1981/. Суть алгоритма, реализующего данный метод, заключается в следующем. Проводится серия опытов по случайному определению состава группы X_n из множества исходных признаков X . Затем определяются величины критерия J для всех полученных $X_n^{(i)}$. Группа с максимальным значением критерия поощряется увеличением вероятности выбора ее признаков в следующих опытах, а группа с наименьшей величиной критерия наказывается соответствующим образом. Эта процедура повторяется до тех пор, пока вероятность выбора остальных групп не приблизится к нулю. Группа с максимальной вероятностью выбора принимается за наиболее ценную группу из n признаков.

Единственным методом поиска, позволяющим проверить все возможные группы признаков X_n из X без полного перебора вариантов, является метод ветвей и границ /Кофман А., 1975; Narendra P. M. et al., 1976/. В основе данного метода лежит допущение о монотонности функции критерия, выражающееся следующим условием

$$J(X_p) > J(X_{p-1}) > \dots > J(X_n). \quad (3.27)$$

Метод заключается в процедуре уменьшения группы, но с возможностью возврата и позволяет исключить из рассмотрения некоторые группы признаков без расчетов оценки их эффективности. На каждом k -м шаге анализа дерева решений образуется группа признаков k -го уровня, содержащая признаки,

выбранные из группы $(k+1)$ -го уровня. Затем одна из ветвей дерева решений обследуется до последнего n -го уровня. Максимальная величина критерия групп X_n последнего уровня берется за порог. Допустим, что, продолжая поиск, мы оказались на k -м уровне неисследованной части дерева и обнаружили, что величина критерия $J(X_k)$ оказалась меньше порога. Очевидно, что дальнейший поиск среди групп, образующихся из X_k , будет бесполезным, так как вследствие монотонности критерия (3.27) все эти группы будут иметь величину критерия ниже порога. Как правило, для нахождения оптимальной группы признаков большое количество ветвей дерева обследуется не до последнего уровня, что обеспечивает значительное сокращение вычислительных затрат.

Заканчивая обзор основных методов поиска групп информативных признаков, охарактеризуем трудоемкость этих методов.

Наибольшая трудоемкость, как указывалось, приходится на методы полного перебора, так как в данном случае требуется оценить $Q = C_p^n$ возможных групп X_n .

Самым простым является метод k лучших признаков. Он требует оценки по критерию J всего p признаков в отдельности, но в случае зависимых признаков дает группу сильно отличающуюся от оптимальной.

Методы ПУМГ и ПУВГ содержат

$$Q = \frac{1}{2} (n + 1) (2p - n) \quad (3.28)$$

шагов поиска. Однако метод ПУМГ является более трудоемким, чем ПУВГ, так как критерий J в первом случае оценивается в пространстве с размерностью большей или равной n , в то время как во втором случае оценка J ведется в пространстве, размерность которого не превышает n .

Лучшая организация поиска в методе «плюс l минус r » приводит к увеличению количества вычислений. Число шагов здесь становится равно

$$Q = \sum_{k=0}^{\overbrace{l-r}^n} \left\{ \sum_{i=0}^r [p - k(l-r) - i] + \sum_{j=0}^r [p - k(l-r) - j] \right\} \quad (3.29)$$

Трудоемкость алгоритма случайного поиска с адаптацией зависит от условий, задаваемых экспериментатором: количества испытаний, мер поощрения и наказания признаков, которые существенно влияют на скорость сходимости алгоритма. Поэтому данную трудоемкость трудно предугадать. В то же время экс-

периментально на одних и тех же примерах показано, что алгоритм СПА давал оптимальное либо близкое к оптимальному решение за число шагов, сравнимое со следующей величиной /Загоруйко Н. Г., 1972/

$$Q = \sum_{i=1}^n (p - i). \quad (3.30)$$

Максиминные методы требуют сравнительно небольших вычислительных затрат:

$$Q = p(p + 1) / 2. \quad (3.31)$$

Однако эти методы не дают достаточно хороших групп признаков, так как используют весьма ограниченную информацию.

Значительное сокращение требуемых операций дает метод ветвей и границ, так как обычно для нахождения оптимальной группы признаков нужно рассмотреть гораздо меньшее количество групп, чем при полном переборе. Однако для высоких размерностей объем этих операций остается весьма внушительным. Кроме того, метод ветвей и границ требует проверки условия монотонности критерия (3.27), которое на практике может не всегда выполняться.

Приведенный обзор в основном отражает подходы к решению задачи определения групп информативных признаков. Поток работ в этом направлении не ослабевает, и их анализ свидетельствует о постоянном поиске компромисса между строгостью необходимого результата и вычислительной сложностью алгоритма, приводящего к данному результату. Исследователю, намеревающемуся применить тот или иной алгоритм нахождения групп информативных признаков, следует хорошо представлять, что в зависимости от специфики решаемой задачи распознавания (специфики информации и метода) всегда существуют определенные ресурсы, которые можно активизировать для достижения оптимума наиболее экономичным способом. Это утверждение иллюстрируется ниже приведенным изложением метода оптимизации алгоритма ПУМГ.

Проблема оптимизации алгоритма ПУМГ является актуальной, так как, несмотря на внешне простые операции, этот алгоритм остается, однако, весьма трудоемким в условиях высокой размерности для экстенсинальных методов, в частности для метода ближайшего соседа. В простейшем варианте ПУМГ для проверки того или иного признака на информативность анализируемый признак удаляется из группы и, если качество критерия распознавания ухудшается, то возвращается обратно.

Забегаая несколько вперед в главу практических результатов, отметим, что решение типовой задачи поиска информативного пространства признаков для распознавания испытуемых по методу ближайшего соседа (исходное пространство признаков $p=500$, количество испытуемых — $N=200$) при использовании алгоритма ПУМГ «в лоб» требовало порядка 10 часов непрерывного счета ЭВМ ЕС-1040. Это связано, главным образом, с тем, что при исключении признаков из группы « p » раз заново определяется иерархия близости всех N объектов по отношению друг к другу. Так как процедуры, реализующие данную операцию, имеют высокую сложность порядка $O(N^2)$, то в указанном случае сложность алгоритма ПУМГ в целом характеризовалась величиной $O(pN^2)$.

Идея уменьшения трудоемкости алгоритма ПУМГ применительно к описанной выше задаче заключается в разбиении процесса нахождения информативной группы признаков на L циклов. В начале любого из L циклов иерархия близости определяется для всех N объектов. Затем для каждого объекта x_i составляется собственный список $U_i(m)$ его m ближайших соседей и внутри циклов ПУМГ анализируются перестановки в иерархии близостей только между объектами, вошедшими в $U_i(m)$. Тем самым процесс ПУМГ оказывается состоящим из набора L операций в начале каждого цикла сложности $O(N^2)$ и $(p-L)$ операций внутри циклов сложности $O(mN)$. Таким образом, сложность алгоритма ПУМГ в целом оказывается равной $O[(p-L)mN + LN^2]$ и по отношению к неоптимизированному варианту ПУМГ выигрыш в быстродействии будет

$$v = \frac{pN^2}{(p-L)mN + LN^2}. \quad (3.32)$$

Так как L является монотонно убывающей функцией от m , то из (3.32) следует, что должен существовать некоторый оптимальный объем списков ближайших объектов $m_{\text{опт}}$, при котором достигается максимальный выигрыш v . Для ответа на этот вопрос рассмотрим гистограмму $W_i(d)$ распределения расстояний от объекта x_i до всех остальных объектов (рис. 3.8). В соответствии с теоретическими результатами /Pettis K. W. et. al., 1979/ $W_i(d)$ соответствует логарифмическому нормальному закону, что подтверждается также эмпирическими данными.

Выделим на приведенной гистограмме область $\Delta d_i(m)$, в которую попадает m ближайших к x_i объектов и занесем их в список $U_i(m)$. Начнем производить отбор информативных признаков методом ПУМГ. При этом классификацию объектов будем осуществлять по « k » ближайшим к x_i соседям, попадающим

в область $\Delta d_i(k)$. После каждого акта исключения неинформативного признака из группы распределение расстояний между объектами будет меняться и, в принципе, может измениться настолько, что область $\Delta d_i(m)$ заполнится новыми объектами, не вошедшими в $U_i(m)$. После этого уже нельзя искать истинно ближайшие объекты, пользуясь списком $U_i(m)$. Поэтому возникает вопрос, сколько актов исключения неинформативных признаков можно произвести так, чтобы в списке $U_i(m)$, определенном в начале цикла ПУМГ, обязательно находилось « k » объектов, попадающих в область $\Delta d_i(k)$.

Так как надежности критерия информативности в условиях высокой размерности придается исключительно важное значение, следует проанализировать наихудший вариант перестановки объектов в процессе поиска информативных признаков. Этим вариантом будет следующий: с каждым актом исключения признака расстановка объектов в области $\Delta d_i(m)$ остается без изменения, и только один объект x_j , ближайший справа к $\Delta d_i(m)$ перемещается влево по оси d . Ошибки классификации, вызванные тем, что анализируются лишь объекты, вошедшие в $U_i(m)$, возникнут тогда, когда перемещающийся объект x_j попадет в область $\Delta d_i(k)$. Ввиду того, что после каждого исключения дихотомического признака из группы максимальное

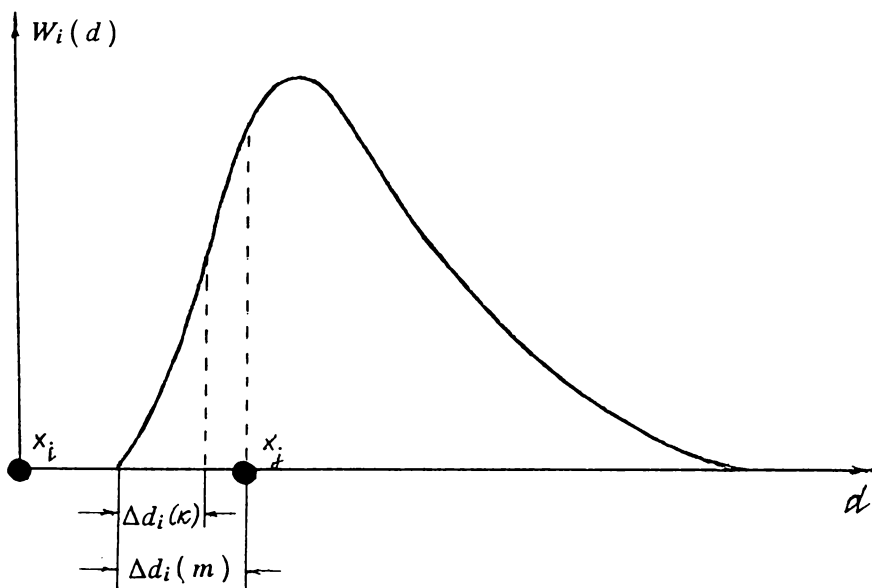


Рис. 3.8. Пример распределения расстояний

уменьшение расстояния Хэмминга между x_i и x_j составляет 1, максимальное количество актов ПУМГ, для которого с полной гарантией исключаются вышеуказанные ошибки, составляет

$$t = \Delta d_i(m) - \Delta d_i(k). \quad (3.33)$$

Если считать, что применяемый в ПУМГ критерий позволяет каждый раз правильно исключать только неинформативные признаки, то общее количество циклов ПУМГ будет

$$L = \frac{q}{t}, \quad (3.34)$$

где q — количество неинформативных признаков. Таким образом, сложность алгоритма ПУМГ в данном случае приблизительно равна $O[(p - q/t)mN + N^2q/t]$. Следовательно, экономичность алгоритма с дроблением процедуры ПУМГ на L циклов по отношению к стандартному варианту ПУМГ, когда постоянно анализируются все N объектов, имеет следующее количественное выражение

$$\nu = \frac{pN}{(p - \frac{q}{t})m + \frac{q}{t}N}. \quad (3.35)$$

Для достижения максимума выражения (3.35) требуется минимизировать величину

$$\frac{m}{N} - \frac{qm}{pNt} + \frac{q}{pt} = \min. \quad (3.36)$$

Если учесть, что, как правило, область $\Delta d_i(m)$ приходится на левую ветвь распределения $W_i(d)$, которую можно аппроксимировать прямой, то

$$m \approx ct, \quad (3.37)$$

где $c = \text{const}$. Тогда (3.36) примет вид

$$\frac{ct}{N} - \frac{cq}{pN} + \frac{q}{pt} = \min \quad (3.38)$$

Тем самым, наибольший выигрыш в быстродействии циклического алгоритма ПУМГ достигается при

$$t_{\text{опт}} = \sqrt{\frac{qN}{cp}}. \quad (3.39)$$

Соответственно, оптимальный размер области $\Delta d_{i\text{опт}}(m)$ составляет $t_{\text{опт}} + \Delta_i(k)$. При этом количество циклов ПУМГ равно

$$L = \frac{q}{t_{\text{опт}} + \Delta_i(k)}, \quad (3.40)$$

или

$$L = \frac{q}{\sqrt{\frac{qN}{cp}} + \Delta_i(k)}. \quad (3.41)$$

Из полученных выражений следует, что оптимальный объем списков $U_i(m_{\text{опт}})$ будет

$$m_{\text{опт}} \approx \sqrt{\frac{cqN}{p}}. \quad (3.42)$$

Для лучшего представления приведенных теоретических выкладок рассмотрим практический пример. На рис. 3.9 показано типичное для встречающихся практических задач распределение $W_i(d)$.

Прежде всего, оценивается постоянная c , характеризующая крутизну левой ветви распределения $W_i(d)$. Для оценки c выделим область на левой ветви распределения $\Delta d_i(m) = 20$ и подсчитаем число объектов m , попавших в данную область. В нашем случае $m = 22$. Таким образом, для классификации объектов по 1-му ближайшему соседу $c \approx 1$. Для дальнейших расчетов возьмем встречавшиеся на практике значения $q = 200$ и $p = 500$. Тогда из формулы (3.39) находим $t_{\text{опт}} \approx 6$. С незначительным отклонением от оптимального интервала примем размер области $\Delta d_i(m)$, для которой составляются списки $U_i(m)$, равным 10. Как видно из рис. 3.9, в эту область попадает 4 объекта, то есть $\Delta d_i(4) = 10$.

Теперь известны значения всех необходимых величин и можно произвести расчет количества циклов ПУМГ и вычислить выигрыш циклического оптимизированного варианта ПУМГ по отношению к стандартному. Из формул (3.35) и (3.40) получаем оптимальное число циклов $L \approx 20$ и выигрыш $\nu \approx 10$.

Произведенные расчеты показывают, что оптимизированный алгоритм ПУМГ, обеспечивающий максимальное быстродействие, выглядит следующим образом.

Для каждого исследуемого объекта организуется список длиной в 4 элемента. В начале первого цикла ПУМГ в организованные списки заносится 4 ближайших к объектам соседа, определенных на всем множестве N объектов. Затем при проверке признаков на информативность анализируются изменения

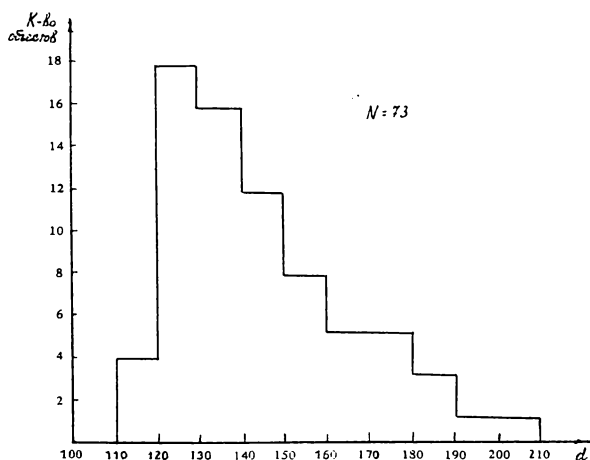


Рис. 3.9. Пример распределения расстояний

расстояний от объектов только по отношению к элементам, вошедшим в соответствующие списки. Так как классификация производится по 1-му ближайшему соседу и расчетное значение $\Delta d_i(4) = 10$, то использование списков будет правомерным до тех пор, пока не будет исключено 10 неинформативных признаков. После этого первый цикл заканчивается и списки обновляются ближайшими соседями, определенными по всей совокупности N объектов. Далее начинается второй цикл ПУМГ и повторяется описанная выше процедура. Всего таких циклов, как показано, будет 20, и применение данного алгоритма даст приблизительно 10-кратную экономию времени по отношению к стандартному варианту ПУМГ.

Описанный алгоритм можно образно сравнить с человеком, исследующим какой-либо круг явлений и постепенно привлекающим, по мере необходимости, новые эмпирические факты. Сначала этот исследователь манипулирует ограниченным количеством фактов, отобранным по некоторым предварительным соображениям из всего доступного множества. Затем в ходе анализа результатов манипуляций у исследователя несколько изменяется картина явлений, например, меняется система признаков, которые он привлекает для анализа. Такое изменение при достижении некоторого порога сопровождается новым взглядом на полную систему фактов и уточнением того ограниченного набора эмпирических сведений, который использовался изначально. Очевидно, подобная процедура является циклической и может повторяться многократно до получения искомого результата.

По поводу рассмотренного выше практического примера следует сделать несколько замечаний. Они необходимы для заинтересованного в конкретной реализации циклического алгоритма ПУМГ разработчика. В данном примере все расчеты основывались на распределении расстояний $W_i(d)$, полученном для одного объекта x_i . Для других объектов это распределение может больше или меньше отличаться. Поэтому рассчитанные оптимальные объем списков $U_i(m)$ и размер области $\Delta d_i(m)$ не будут являться таковыми для всей совокупности объектов. Причем нельзя пользоваться усредненными по N значениями параметров циклов ПУМГ.

Гарантированное исключение возможных ошибок оптимизации, которые способен внести описанный циклический алгоритм ПУМГ, обеспечивается при ориентации на «наихудший» вариант распределения $W_i(d)$. Таким вариантом служит распределение с наиболее крутой левой ветвью, так как для него при фиксированном объеме списка требуется самое мелкое дробление ПУМГ на циклы. Определение этого наихудшего варианта на практике не представляет особой сложности. В частности, исходя из результатов работы /Pettis K. W. et al., 1979/, к нему относится распределение расстояний $W_i(d)$ для объекта x_i , имеющего в пространстве признаков самую высокую истинную размерность своей окрестности. После нахождения указанного распределения для него рассчитываются оптимальные значения параметров цикла ПУМГ, и эти значения распространяются на процесс ПУМГ в целом.

В приведенных рассуждениях и выкладках анализировались крайние случаи, встреча с которыми в действительности маловероятна. Несомненно, что введение столь жестких ограничений на практике нецелесообразно и при решении реальных задач можно получить гораздо больший выигрыш в быстродействии ПУМГ по сравнению с расчетными формулами. Здесь появляется достаточно широкое поле для экспериментирования и дальнейших исследований.

В заключение данного раздела остановимся еще на одном вопросе, касающемся технического воплощения алгоритмов преобразования пространства признаков при применении экстенсинальных методов распознавания образов. Это — вопрос о поиске ближайших объектов.

Процедура поиска ближайших объектов состоит из двух частей: вычисления попарных расстояний между исследуемыми объектами и упорядочивания элементов матрицы попарных расстояний по степени убывания их величины. Так как указанные операции входят в ядро циклических структур вычислительных программ, реализующих тот или иной выбранный метод преобразования пространства признаков, быстротой их вы-

полнения во многом определяется экономичность данных программ.

Кардинальное решение проблемы заключается в применении многопроцессорных компьютеров и спецпроцессоров для произведения параллельных вычислений. Экстенсиональные методы распознавания, опирающиеся на оценки многомерной близости объектов, как бы предназначены для распараллеливания, так как содержат большое количество совершенно однотипных и безусловных элементарных операций. В то же время при реализации какого-либо экстенсионального алгоритма на однопроцессорном компьютере с последовательной обработкой данных программисту, в первую очередь, следует обратить внимание на экономичность процедуры вычисления расстояний между объектами. Здесь может потребоваться создание специальных программ, оптимизирующих взаимодействие процессора с устройствами памяти.

Во вторую очередь, чрезвычайно важным является выбор продуктивной процедуры для упорядочивания объектов по расстоянию друг от друга. Задачу упорядочивания элементов решают так называемые алгоритмы сортировки. Она формулируется следующим образом.

Дана последовательность из N элементов a_1, a_2, \dots, a_N , выбранных из множества, на котором задан линейный порядок. Требуется найти перестановку π этих N элементов, отображающую данную последовательность в неубывающую (невозрастающую) последовательность $a_{\pi(1)} \geq a_{\pi(2)} \geq \dots \geq a_{\pi(N)}$. Для решения этой задачи большое распространение получили ХЕШ-алгоритмы /Кнут Д., 1977/ или, что то же самое, алгоритмы сортировки вычерпыванием /Ахо А. и др., 1979/. Эти алгоритмы характеризуются максимальным быстродействием при минимальной используемой памяти. Рассмотрим принцип их действия.

Пусть последовательность целых чисел a_1, a_2, \dots, a_N заключена в интервале от 0 до $R_{\max}-1$. Если R_{\max} не слишком велико, то производятся следующие операции.

1) Организуется R_{\max} пустых очередей по одной для каждого числа a_i (эти очереди называют «черпаками»).

2) Последовательность a_1, a_2, \dots, a_N просматривается слева направо, и элемент a_i помещается в очередь с номером a_i (в этом случае говорят, что ХЕШ-функция определена так, что ее значения равны данному элементу $h(a_i) = a_i$).

3) Очереди сцепляются, то есть содержимое $(i+1)$ -й очереди привязывается к концу i -й очереди. В результате получается упорядоченная последовательность.

Так как любой элемент вставляется в очередь за постоянное время, то N элементов вставляются в очереди за время

$O(N)$. Сцепление m очередей требует времени $O(m)$. Если m есть $O(N)$, то данный алгоритм сортирует N целых чисел за время $O(N)$.

Некоторые языки программирования не обладают достаточной эффективностью размещения элементов в очередь. Поэтому вместо ХЕШ-функций нередко применяют ХЕШ-таблицы. Для уменьшения памяти, в которую заносится ХЕШ-таблица, обычно рассматриваются не все a_i , а только те, которые меньше некоторого числа R_0 (ограничивающего радиуса). Значение R_0 обычно выбирают, исходя из требуемого количества ближайших объектов и плотности распределения a_i . Часто предполагают равномерное распределение a_i . Тогда $R_0 = (R_{\max} / N) k$, где k — количество ближайших объектов. От адекватности этого эвристического допущения во многом зависит эффективность процедуры хеширования, поэтому вид функции распределения ближайших объектов требует экспериментального уточнения.

Заключительный материал данного раздела предназначен в основном для разработчиков вычислительных программ, а также для тех, кто намеревается расширить свои представления о тех проблемах, с которыми приходится сталкиваться при программировании экстенциональных распознающих алгоритмов. В следующем разделе основной акцент делается на формировании у недостаточно подготовленного в области прикладной статистики исследователя знаний об особенностях современных методов анализа структуры многомерных экспериментальных данных.

3.4. Методы и алгоритмы анализа структуры многомерных данных

После осуществления преобразования исходного пространства признаков с помощью какого-либо из рассмотренных в предыдущем разделе алгоритма экспериментатор получает новое пространство признаков с определенной метрикой, обладающее повышенной способностью отражать эмпирические отношения эквивалентности между объектами исследования посредством экстенциональной классификации. В этом новом пространстве отсутствие «шумящих» составляющих, образно говоря, обеспечивает максимальную «сферу влияния» диагностических прецедентов (объектов обучающей выборки), на оценках сходства с которыми строится дальнейшее распознавание неизвестных объектов.

При условии достаточно малых ошибок распознавания экспериментатор, стремящийся только к достижению хорошего формального эффекта, может удовлетворяться полученным

результатом преобразования, отнесясь к обучающей выборке, как к классификатору в виде «черного ящика». Однако для более пытливого экспериментатора на этом исследование далеко не заканчивается, а, напротив, с момента достижения хорошего формального эффекта начинается интересная работа по изучению закономерностей структуры данных, обуславливающих данный эффект.

Структура данных, находящая свое выражение в особенностях матрицы расстояний между исследуемыми объектами, может быть самой разнообразной. Например, это может быть гиперэллипсоид, обусловленный тенденцией объектов различных диагностических классов располагаться в пространстве признаков R^p вдоль какой-либо гиперпрямой (рис. 3.10а). Другой пример — отображение каждого класса одной или несколькими компактными группировками в R^p (рис. 3.10б). Еще один пример — распределение объектов разных классов по поверхностям гиперсфер, вложенных друг в друга (рис. 3.10в), и т. п.

Рассмотрение гипотетических примеров разнообразных структур экспериментальных данных можно было бы продолжить. Их множество очень велико, и при решении какой-либо конкретной задачи преобразования многомерного пространства признаков не часто удается предугадать реальный вид распределения объектов, проливающий свет на достигнутый эффект распознавания. В то же время не существует единого метода анализа многомерных данных, адекватного всему разнообразию возможных структур. Поэтому исследование этих структур производится путем комплексного применения различных подходов и выяснение закономерностей многомерных распределений является искусством, требующим специфических знаний и в значительной степени апеллирующим к интуиции экспериментатора.

В настоящее время накоплен обширный арсенал средств анализа структуры многомерных данных. Наиболее полное изложение современных подходов, сопровождающееся подробными ссылками на ключевые работы, содержится в /Айвазян С. А. и др., 1989/. Классификация известных методов анализа структуры многомерных данных приведена в табл. 3.1.

Разделение методов носит достаточно условный характер, так как различные методы имеют немало пересечений в отдельных приемах обработки информации. В основу приведенной классификации положен признак, отражающий степень участия экспериментатора в выделении особенностей распределений исследуемых объектов. Если в методах автоматического группирования это участие минимально, то применение методов проецирования данных в пространство меньшей размерности нацелено на поиск наиболее выразительных изображений сово-

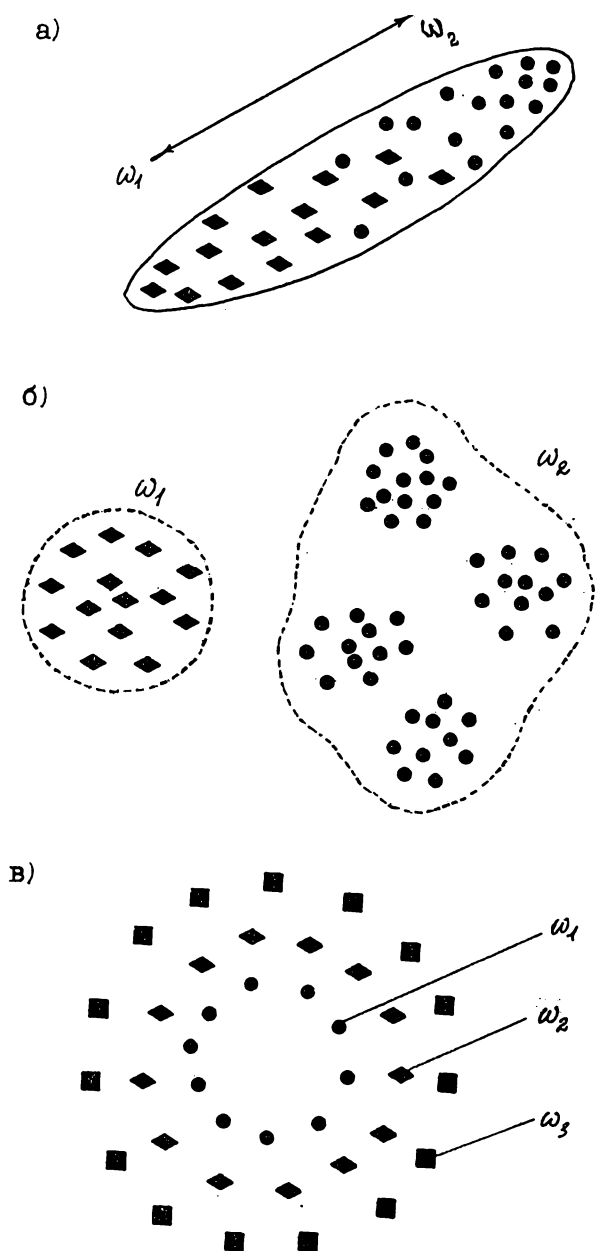


Рис. 3.10. Примеры распределений объектов

Таблица 3.1

Классификация методов анализа структуры данных

Методы автоматического группирования	Методы проецирования данных в пространства меньшей размерности
Факторный анализ объектов. Кластерный анализ. Иерархическое группирование. Определение «точек сгущения».	Линейные методы снижения размерности. Нелинейные отображения. Многомерное шкалирование. Заполняющие пространство кривые (квазинепрерывные отображения).

купности исследуемых объектов для последующего максимального задействования потенциала зрительного анализатора экспериментатора. Рассмотрим указанные методы более подробно.

Методы автоматического группирования данных

1) Факторный анализ объектов.

При факторном анализе объектов используется формальный аппарат факторного анализа, изначально предназначавшийся для агрегирования взаимосвязанных признаков. Этому аппарату была дана характеристика в п.2.3. Отличие состоит в том, что в факторном анализе объектов таблица экспериментальных данных поворачивается на 90° (транспонируется), то есть объекты и признаки меняются местами. Если при факторном анализе признаков ищутся группы близких (коррелированных) признаков на основе корреляционной матрицы, то для транспонированных данных аналогом корреляционной матрицы является матрица, описывающая попарные коэффициенты корреляции (сходства) объектов. Она вводится в алгоритм формального факторного анализа, и в результате получаются факторы, описывающие уже не группы коррелированных признаков, а группы сходных объектов /Александров В. В. и др., 1990/. Особенности данной процедуры подробно рассмотрены в /Айвазян С. А. и др., 1974/.

2) Кластерный анализ.

Кластерный анализ предназначен для разбиения множества объектов на заданное или неизвестное число классов на основании некоторого математического критерия качества классификации (*cluster* (англ.) — гроздь, пучок, скопление, группа элементов, характеризующихся каким-либо общим свойством). Критерий качества кластеризации в той или иной мере отражает следующие неформальные требования /Миркин Б. Г., 1980/:

а) внутри групп объекты должны быть тесно связаны между собой;

б) объекты разных групп должны быть далеки друг от друга;

в) при прочих равных условиях распределения объектов по группам должны быть равномерными.

Требования а) и б) выражают стандартную концепцию компактности классов разбиения /Аркадьев А. Г. и др., 1971/; требование в) состоит в том, чтобы критерий не навязывал объединения отдельных групп объектов.

Узловым моментом в кластерном анализе считается выбор метрики (или меры близости объектов), от которого решающим образом зависит окончательный вариант разбиения объектов на группы при заданном алгоритме разбиения /Айвазян С. А. и др., 1989/. В каждой конкретной задаче этот выбор производится по-своему, с учетом главных целей исследования, физической и статистической природы используемой информации и т. п. При применении экстенсинальных методов распознавания, как было показано в предыдущих разделах, выбор метрики достигается с помощью специальных алгоритмов преобразования исходного пространства признаков.

Другой важной величиной в кластерном анализе является расстояние между целыми группами объектов. Приведем примеры наиболее распространенных расстояний и мер близости, характеризующих взаимное расположение отдельных групп объектов.

Пусть ω_i — i -я группа (класс, кластер) объектов, N_i — число объектов, образующих группу ω_i , вектор μ_i — среднее арифметическое объектов, входящих в ω_i (другими словами μ_i — «центр тяжести» i -й группы), а $q(\omega_l, \omega_m)$ — расстояние между группами ω_l и ω_m

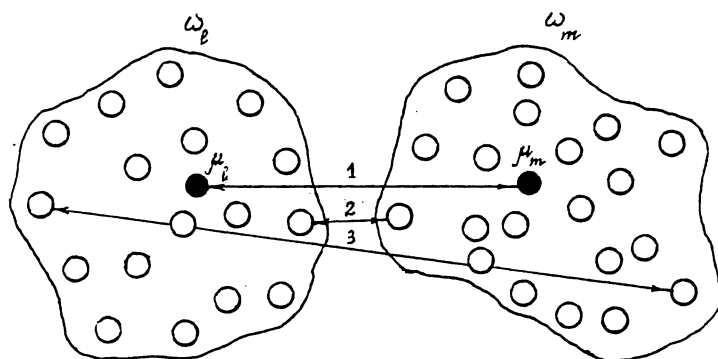


Рис. 3.11. Различные способы определения расстояния между кластерами ω_l и ω_m : 1 — по центрам тяжести, 2 — по ближайшим объектам, 3 — по самым далеким объектам

Расстояние ближайшего соседа есть расстояние между ближайшими объектами кластеров:

$$Q_{\min}(\omega_l, \omega_m) = \min_{x_i \in \omega_l, x_j \in \omega_m} d(x_i, x_j). \quad (3.43)$$

Расстояние дальнего соседа — расстояние между самыми дальними объектами кластеров:

$$Q_{\max}(\omega_l, \omega_m) = \max_{x_i \in \omega_l, x_j \in \omega_m} d(x_i, x_j). \quad (3.44)$$

Расстояние центров тяжести равно расстоянию между центральными точками кластеров:

$$Q(\omega_l, \omega_m) = d(\mu_l, \mu_m). \quad (3.45)$$

Обобщенное (по Колмогорову) расстояние между классами, или обобщенное K -расстояние, вычисляется по формуле

$$Q_{\tau}^{(K)}(\omega_l, \omega_m) = \left[\frac{1}{N_l N_m} \sum_{x_i \in \omega_l} \sum_{x_j \in \omega_m} d^{\tau}(x_i, x_j) \right]^{\frac{1}{\tau}}. \quad (3.46)$$

В частности, при $\tau \rightarrow \infty$ и при $\tau \rightarrow -\infty$ имеем

$$Q_{\infty}^{(K)}(\omega_l, \omega_m) = Q_{\max}(\omega_l, \omega_m), \quad (3.47)$$

$$Q_{-\infty}^{(K)}(\omega_l, \omega_m) = Q_{\min}(\omega_l, \omega_m). \quad (3.48)$$

Выбор той или иной меры расстояния между кластерами влияет, главным образом, на вид выделяемых алгоритмами кластерного анализа геометрических группировок объектов в пространстве признаков. Так, алгоритмы, основанные на расстоянии ближайшего соседа, хорошо работают в случае группировок, имеющих сложную, в частности, цепочечную структуру. Расстояние дальнего соседа применяется, когда искомые группировки образуют в пространстве признаков шаровидные облака. И промежуточное место занимают алгоритмы, использующие расстояния центров тяжести и средней связи, которые лучше всего работают в случае группировок эллипсоидной формы.

Нацеленность алгоритмов кластерного анализа на определенную структуру группировок объектов в пространстве

признаков может приводить к неоптимальным или даже неправильным результатам, если гипотеза о типе группировок неверна. В случае отличия реальных распределений от гипотетических указанные алгоритмы часто «навязывают» данным не присущую им структуру и дезориентируют исследователя. Поэтому экспериментатор, учитывающий данный факт, в условиях априорной неопределенности прибегает к применению батареи алгоритмов кластерного анализа и отдает предпочтение какому-либо выводу на основании комплексной оценки совокупности результатов работы этих алгоритмов.

Алгоритмы кластерного анализа отличаются большим разнообразием. Это могут быть, например, алгоритмы, реализующие полный перебор сочетаний объектов или осуществляющие случайные разбиения множества объектов. В то же время большинство таких алгоритмов состоит из двух этапов. На первом этапе задается начальное (возможно, искусственное или даже произвольное) разбиение множества объектов на классы и определяется некоторый математический критерий качества автоматической классификации. Затем, на втором этапе, объекты переносятся из класса в класс до тех пор, пока значение критерия не перестанет улучшаться.

Многообразие алгоритмов кластерного анализа обусловлено также множеством различных критериев, выражающих те или иные аспекты качества автоматического группирования. Простейший критерий качества непосредственно базируется на величине расстояния между кластерами. Однако такой критерий не учитывает «населенность» кластеров — относительную плотность распределения объектов внутри выделяемых группировок. Поэтому другие критерии основываются на вычислении средних расстояний между объектами внутри кластеров. Но наиболее часто применяются критерии в виде отношений показателей «населенности» кластеров к расстоянию между ними. Это, например, может быть отношение суммы межклассовых расстояний к сумме внутриклассовых (между объектами) расстояний или отношение общей дисперсии данных к сумме внутриклассовых дисперсий и дисперсии центров кластеров.

Функционалы качества и конкретные алгоритмы автоматической классификации достаточно полно и подробно рассмотрены в /Айвазян С. А. и др., 1989/. Эти функционалы и алгоритмы характеризуются различной трудоемкостью и подчас требуют ресурсов высокопроизводительных компьютеров. Разнообразные процедуры кластерного анализа входят в состав практически всех современных пакетов прикладных программ для статистической обработки многомерных данных.

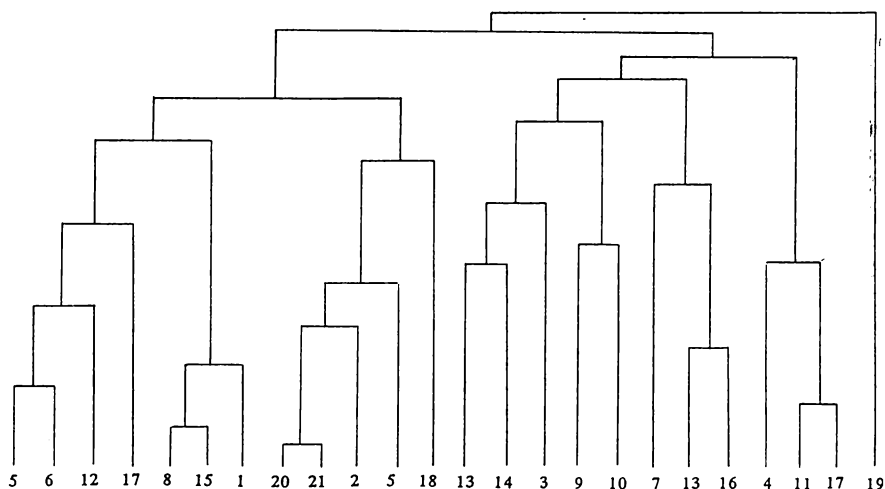


Рис. 3.12. Результаты работы иерархической агломеративной процедуры группирования объектов, представленные в виде дендрограммы (общее количество объектов — 21)

3) Иерархическое группирование.

Классификационные процедуры иерархического типа предназначены для получения наглядного представления о стратификационной структуре всей исследуемой совокупности объектов. Эти процедуры основаны на последовательном объединении кластеров (агломеративные процедуры) и на последовательном разбиении (дивизимные процедуры). Наибольшее распространение получили агломеративные процедуры. Рассмотрим последовательность операций в таких процедурах.

На первом шаге все объекты считаются отдельными кластерами. Затем на каждом последующем шаге два ближайших кластера объединяются в один. Каждое объединение уменьшает число кластеров на один так, что в конце концов все объекты объединяются в один кластер. Наиболее подходящее разбиение выбирает чаще всего сам исследователь, которому предоставляется дендрограмма, отображающая результаты группирования объектов на всех шагах алгоритма (рис. 3.12). Могут одновременно также использоваться и математические критерии качества группирования.

Различные варианты определения расстояния между кластерами дают различные варианты иерархических агломеративных процедур. Учитывая специфику подобных процедур, для задания расстояния между классами оказывается достаточным указать порядок пересчета расстояний между классом ω_1 и классом $\omega(m, n)$ являющимся объединением двух других клас-

сов ω_m и ω_n по расстояниям $q_{lm} = q(\omega_l, \omega_m)$, $q_{ln} = q(\omega_l, \omega_n)$ и $q_{mn} = q(\omega_m, \omega_n)$ между этими классами /Айвазян С. А. и др., 1989/. В /Keller W. J., 1986/ предлагается следующая общая формула для вычисления расстояния между некоторым классом ω_l и классом $\omega(m, n)$:

$$q_{l(m,n)} = q(\omega_l, \omega(m, n)) = \alpha q_{lm} + \beta q_{ln} + \gamma q_{mn} + \delta |q_{lm} - q_{ln}|, \quad (3.49)$$

где α , β , γ и δ — числовые коэффициенты, определяющие нацеленность агломеративной процедуры на решение той или иной экстремальной задачи. В частности, полагая $\alpha = \beta = -\delta = 1/2$ и $\gamma = 0$, приходим к расстоянию, измеряемому по принципу ближайшего соседа. Если положить $\alpha = \beta = \delta = 1/2$ и $\gamma = 0$, то расстояние между двумя классами определится как расстояние между двумя самыми далекими объектами этих классов, то есть это будет расстояние дальнего соседа. И, наконец, выбор коэффициентов соотношения (3.49) по формулам

$$\alpha = \frac{N_m}{N_m + N_n}, \quad \beta = \frac{N_n}{N_m + N_n}, \quad \gamma = \delta = 0 \quad (3.50)$$

приводит к расстоянию $q_{ср}$ между классами, вычисленному как среднее расстояние между всеми парами объектов, один из которых берется из одного класса, а другой из другого.

Полезный результат исследования алгоритмов иерархической классификации представлен в /Wishart D., 1969/. Показано, что использование следующей модификации формулы (3.49)

$$q_{l(m,n)}^2 = \frac{N_l + N_m}{N_l + N_m + N_n} q_{lm}^2 + \frac{N_l + N_n}{N_l + N_m + N_n} q_{ln}^2 - \frac{N_l}{N_l + N_m + N_n} q_{mn}^2 \quad (3.51)$$

дает агломеративный алгоритм, приводящий к минимальному увеличению общей суммы квадратов расстояний между объектами внутри классов на каждом шаге объединения этих классов.

В отличие от оптимизационных кластерных алгоритмов предоставляющих исследователю конечный результат группирования объектов, иерархические процедуры позволяют проследить процесс выделения группировок и иллюстрируют соподчиненность кластеров, образующихся на разных шагах какого-либо агломеративного или дивизимного алгоритма. Это

стимулирует воображение исследователя и помогает ему привлекать для оценки структуры данных дополнительные формальные и неформальные представления.

4) Определение «точек сгущения»

Алгоритмы автоматической классификации, основанные на определении «точек сгущения» или, в другой терминологии, на описании классов «ядрами», представляют обширную группу алгоритмов, непосредственно опирающихся на выделение в многомерном пространстве компактных совокупностей точек. В несколько упрощенном виде методы определения «точек сгущения» можно охарактеризовать следующим образом.

Сначала несколько объектов, выбранных по каким-либо соображениям (возможно даже произвольно), задаются в качестве центров кластеров. Затем поочередно все остальные объекты относятся к тем кластерам, центры которых к ним ближе всего. Центры кластеров пересматриваются либо после включения каждого нового объекта, либо после отнесения всех объектов. Некоторые кластеры могут быть ликвидированы, если для них не выполняется заданный критерий качества. Также могут образовываться новые кластеры. Описанная процедура повторяется до получения устойчивой классификации.

К наиболее известным представителям данной группы алгоритмов относятся алгоритмы Форель /Загоруйко Н. Г. и др., 1985/, *Isodata* /Ту Дж. и др., 1978/, алгоритмы метода динамических сгущений /Методы..., 1985/ и менее сложные эвристические алгоритмы, такие как *k* эталонов, «взаимного поглощения» и др., рассмотренные в /Айвазян С. А. и др., 1989/.

С позиции экстенционального распознавания применение алгоритмов определения «точек сгущения» является полезным для минимизации числа диагностических прецедентов, которые должны войти в окончательный вариант распознающего правила. При условии, что выделенные «ядра» включают объекты только одного диагностического класса, в качестве диагностических прецедентов без снижения уровня распознавания могут выступать центры ядер и соответственно число этих прецедентов будет снижено до количества таких «ядер».

Сравнительный анализ различных алгоритмов автоматического группирования был проведен в работе Дж. Меззиха /Классификация..., 1980/. По результатам исследований семи алгоритмов сделан вывод, что наилучшим образом на использованных четырех наборах реальных данных зарекомендовали себя два варианта (из трех, самых распространенных) алгоритма иерархического группирования (среди сравниваемых алгоритмов находились: процедура факторного анализа объектов, один оптимизационный кластерный алгоритм, два алгоритма поиска «точек сгущения» и три варианта иерархичес-

кой процедуры). Собственный опыт и опыт других авторов (например, Александров В. В. и др., 1990) подтверждают этот вывод. Для практического исследования структуры многомерных данных с помощью алгоритмов автоматического группирования часто оказывается вполне достаточным иметь в пакете прикладных программ один иерархический алгоритм группирования объектов по принципу ближайшего соседа и один алгоритм, группирующий объекты по принципу «центров тяжести» или «средней связи».

Методы проецирования данных в пространства меньшей размерности

Основное назначение рассматриваемой группы методов — дать визуальное представление о структуре изучаемых данных. Визуализация данных предполагает получение тем или иным способом графического отображения совокупности объектов на числовую ось, на плоскость или в трехмерный объем, максимально отражающего особенности распределения этих объектов в многомерном объеме. Быстро возрастающая роль визуального анализа обусловлена развитием современных технических средств (прежде всего, графических дисплеев), обеспечивающих построение визуальных образов. Тем не менее некоторые динамические формы визуального анализа были разработаны уже в начале 70-х годов с целью использования возможностей графического дисплея, обслуживаемого достаточно мощным компьютером (например, Распознавание..., 1974; Friedman J. M. et al., 1974). Современная графика для статистического анализа обладает всеми свойствами и преимуществами компьютерной графики — построение, обработка и модификация графических форм возможна в интерактивном режиме и за короткое время /Айвазян С. А. и др., 1989/.

1) Линейные методы снижения размерности.

Линейные методы снижения размерности направлены на нахождение нового координатного пространства $R^{p'}$ ($p' \leq 3$), в котором каждая координатная ось является линейной комбинацией исходных признаков (в данном случае под исходными понимаются признаки, полученные в результате определения информативного отображения φ^P). Популярность данного подхода объясняется тем, что линейные комбинации признаков хорошо поддаются интерпретации — коэффициенты в уравнениях координатных осей трактуются, например, как веса или вклады признаков.

Всесторонне изученным является использование в качестве осей нового пространства $R^{p'}$ первых главных компонент (ГК).

Методу главных компонент (МГК) была дана краткая характеристика в п. 2.3 в контексте решения задачи построения линейной диагностической модели. Здесь предлагаются к вниманию ранее не отмеченные свойства МГК, обуславливающие высокую эффективность этого метода как средства для визуализации структуры многомерных данных.

Напомним, что первой главной компонентой $y_1(x)$ исследуемой системы признаков $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)'$ называется такая нормированно-центрированная линейная комбинация этих признаков (2.19), которая среди всех прочих нормированно-центрированных линейных комбинаций переменных x_1, \dots, x_p обладает наибольшей дисперсией /Айвазян С. А. и др., 1989/. И далее: k -й и главной компонентой ($k = 2, \dots, p$) исследуемой системы признаков называется такая нормированно-центрированная линейная комбинация этих признаков, которая не коррелирована с $k - 1$ предыдущими главными компонентами и среди всех прочих нормированно-центрированных и не коррелированных с предыдущими $k - 1$ главными компонентами линейных комбинаций переменных x_1, \dots, x_p обладает наибольшей дисперсией.

Из ряда экстремальных свойств главных компонент с точки зрения визуализации экспериментальных данных выделяются свойства наименьшего искажения геометрической структуры исходных точек (объектов) при их проектировании в пространство меньшей размерности p' , «натянутое» на p' первых главных компонент. Это следующие свойства.

Свойство 1. Сумма квадратов расстояний от исходных точек — объектов x_1, x_2, \dots, x_N до их отображений в пространстве, натянутом на первые p' главных компонент, наименьшая относительно всех других подпространств размерности p' , полученных с помощью произвольного линейного преобразования исходных координат.

Свойство 2. Среди всех подпространств заданной размерности p' ($p' < p$), полученных из исследуемого пространства R^p с помощью произвольного линейного преобразования исходных координат x_1, x_2, \dots, x_p , в подпространстве, натянутом на первые p' главных компонент, наименее искажается сумма квадратов расстояний между всеми возможными парами рассматриваемых точек-объектов.

Свойство 3. Среди всех подпространств заданной размерности p' ($p' < p$), полученных из исследуемого пространства R^p с помощью произвольного линейного преобразования исходных координат x_1, x_2, \dots, x_p в пространстве, натянутом на первые p' главных компонент, наименее искажаются расстояния от рассматриваемых точек-объектов до их общего «центра тяжести»,

а также углы между прямыми, соединяющими всевозможные пары точек-объектов с их общим «центром тяжести».

Приведенные свойства главных компонент обуславливают полезность МГК для изучения структуры распределения объектов в многомерном пространстве признаков. Практически ни одно современное экспериментальное исследование такой структуры не обходится без того, чтобы не рассмотреть проекции объектов в пространстве, натянутом на первую, первые две и, реже, первые три главные компоненты. Нередко имеет смысл прибегнуть к анализу проекций объектов в пространства, образованные комбинациями главных компонент более высокого порядка, например, 3-й и 4-й ГК, 5-й и 6-й и т. п.

Ценную информацию о структуре данных могут дать главные компоненты, полученные отдельно для различных диагностических классов. Причем в этом случае к интересным результатам может привести анализ не только первых главных компонент, но и главных компонент с высоким порядком, близким к p . По определению на такие главные компоненты приходится минимальный процент дисперсии распределения объектов. Поэтому они выражают устойчивые, стабильные свойства диагностических классов, инвариантные к изменчивости объектов внутри классов. Таким образом, если, например, у одного диагностического класса удастся выделить какую-либо главную компоненту высокого порядка, которая не находит аналога у других диагностических классов, то, возможно, уравнение данной главной компоненты способно служить линейной диагностической моделью для своего класса. Это нетрудно проверить, спроецировав всю совокупность объектов на выделенную главную компоненту.

Для иллюстрации линейного проецирования объектов из многомерного пространства признаков в пространство меньшей размерности с помощью метода главных компонент приведем следующий практический пример.

Экспериментальными данными служили результаты психологического обследования студентов Северо-Западного политехнического института (СЗПИ), проведенного сотрудниками этого института доцентом Н. Д. Гусевой и ст. преподавателем К. Н. Строковой в 1976 году. Целью данного обследования, осуществленного с участием психологов ЛГУ, являлось создание методики оценки личностных качеств студентов и разработка методики прогнозирования успешности их обучения. Для реализации указанной цели студенты-первокурсники проходили тестирование с использованием батареи методик, которая включала методики на избирательность и концентрацию внимания, на точность вос-

приятия, методику на определение силы нервной системы, методику на направленность мотивации, методику Кюсси (активность, внимание), методику Шелдона по определению соматотипа, методику Векслера по определению вербального, невербального и общего интеллекта, опросники Айзенка, 16PF Р. Кэттелла и др. В результате обследования каждый студент получал характеристику, состоящую из 44-х психологических показателей. Кроме того, студенты с учетом текущей успеваемости оценивались преподавателями как сильные или слабые.

Проекция объектов (обследованных студентов) из исходного 44-мерного пространства на плоскость 1-й и 2-й главных компонент представлена на рис. 3.13 (первые две главные компоненты в данном примере объясняют 28% общей дисперсии). Из этого рисунка видно (сильные студенты обозначены темными кружками, а слабые — светлыми), что распределения сильных и слабых студентов имеют значительные пересечения.

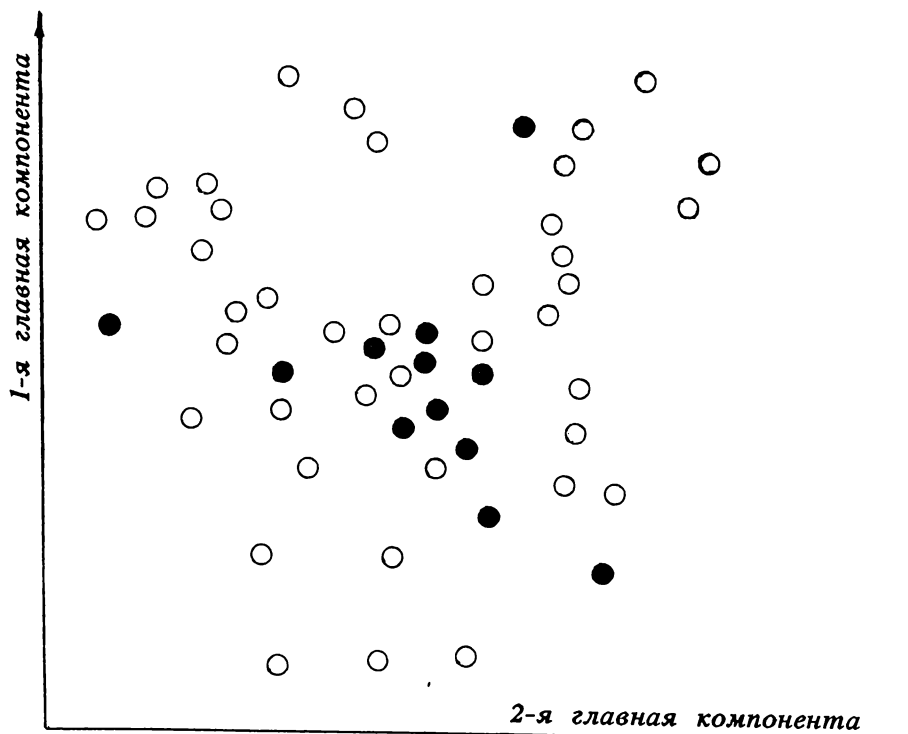


Рис. 3.13. Проекция объектов (обследованных студентов) на плоскость 1-й и 2-й главных компонент («сильные» студенты обозначены темными кружками, «слабые» студенты — светлыми кружками)

время можно с достаточной долей уверенности заметить, что сильные студенты (темные кружки) концентрируются ближе к центру общего распределения объектов. Данный факт, как это будет показано в 4-й главе практических результатов, можно, по-видимому, попытаться связать с результатами исследования общих адаптивных способностей психики. Весьма вероятно, что успешность обучения в заочном высшем учебном заведении определяется не столько специальными способностями, сколько диапазоном психической адаптивности, сбалансированностью и пластичностью различных свойств личности, которые при условии хорошей сформированности мотивационной сферы позволяют студенту достигать поставленной цели. В свою очередь, исследования лиц с высокой психической адаптивностью с помощью различных личностных тестов выявляют их тенденцию концентрироваться вблизи ядра распределения представителей той или иной популяции.

Кроме метода главных компонент известно много других линейных методов проецирования многомерных данных. В первую очередь сюда относятся методы факторного анализа, охарактеризованные в п. 2.3. С помощью этих методов снижение размерности исходного пространства признаков достигается за счет существования в данном пространстве групп взаимосвязанных признаков, которые агрегируются в строящихся факторах. Как и при использовании метода главных компонент, полезные выводы о структуре данных можно произвести на основании визуального анализа проекций объектов выборки в одно-, двух- и трехмерные пространства, образованные комбинациями таких факторов. Также ценную информацию о структуре исследуемой выборки могут дать результаты факторного анализа, проведенного раздельно в различных диагностических классах. Здесь исследователю предоставляется широкое поле для экспериментирования.

Другие методы линейного проецирования данных развиваются в рамках направления, получившего название разведочный анализ данных /Тьюки Дж., 1981/. Современные методы проецирования, в частности методы целенаправленного проецирования, являются естественным обобщением классических методов многомерного статистического исследования, таких как анализ главных компонент, факторный анализ, линейный дискриминантный анализ и др. Систематизация этих методов и их характеристики представлены в /Айвазян С. А. и др., 1989/.

2) Нелинейные отображения.

Нелинейные методы отображения данных в пространство меньшей размерности, как правило, пренебрегают аналитическим выражением преобразования исходного пространства признаков в новые координатные оси, позволяющим иссле-

дователю интерпретировать новое координатное пространство. Они не скованы никакими ограничениями на вид допустимых преобразований. Все операции подчинены одной главной цели: построить графическое изображение совокупности данных, дающее наиболее наглядное представление об особенностях их структуры. Причем особенности структуры понимаются достаточно широко. Это приводит к тому, что алгоритмы нелинейного отображения могут быть направлены не обязательно на минимальное искажение всех попарных расстояний между объектами выборки в исходном пространстве признаков, а, например, на максимально точное отображение только сравнительно больших расстояний или, наоборот, только малых. Такая гибкость методов нелинейного отображения позволяет настраивать их на тот или иной интересующий аспект структуры данных и как бы нацеленно зондировать изучаемую выборку.

Для получения нелинейных отображений $y(x)$ задается некоторый критерий (мера) искажения структуры данных $J\{y(x)\}$ и решается задача на определение минимума J . Большинство мер искажения основано на сравнении попарных расстояний между точками в исходном пространстве R^p и пространстве отображения $R^{p'}$ ($p' \leq 3$). Например, используется мера, предложенная в [Sammon J. W., 1969] и являющаяся аналогом критерия «стресса», применяемого в многомерном шкалировании,

$$J\{y(x)\} = \frac{1}{N-1} \sum_{i > j}^{N-1} (d_{ij}^* - d_{ij})^2 (d_{ij}^*)^a. \quad (3.52)$$

где d_{ij}^* — расстояние между i -м и j -м объектами в исходном пространстве R^p .

d_{ij} — евклидово расстояние между отображениями этих объектов в $R^{p'}$.

Если в критерии (3.52) положить $a < 0$, то он станет более чувствительным к ошибкам отображения малых расстояний и менее чувствителен к искажениям больших расстояний. При $a > 0$, наоборот, точнее отображаются большие расстояния и загрубаются малые, так как критерий (3.52) начинает сильнее реагировать на ошибки в передаче больших расстояний. Обычно результаты, полученные для $a < 0$, лучше, чем для $a > 0$ [Айвазян С. А. и др., 1989/].

Несколько более разнообразные возможности предоставляет использование двухпараметрического критерия, предложенного в [Терехина А. Ю., 1986/],

$$a = \begin{cases} a_1, & \text{если } d_{ij} > d_{ij}^*; \\ a_2, & \text{если } d_{ij} \leq d_{ij}^*. \end{cases} \quad (3.53)$$

Данный критерий может оказаться полезным, если при отображении объектов в $R^{p'}$ требуется большие расстояния еще больше увеличить, а малые — еще сильнее уменьшить. Этот эффект будет получен, если в (3.53) положить $a_1 < 0$ и $a_2 > 0$.

В качестве расстояний между объектами x_i и x_j используются расстояния, найденные в результате преобразования пространства признаков с помощью алгоритмов, описанных в п. 3.3. Расстояние d_{ij} в пространстве для визуального анализа $R^{p'}$, как уже указывалось, считается евклидовым.

Поиск отображений объектов в пространство меньшей размерности, минимизирующих значение функционала (3.52), осуществляется, как правило, с помощью различных градиентных процедур. Большой выбор таких процедур для решения данной задачи, а также разнообразные функционалы качества отображения предлагаются, например, в /Попечителей Е. П. и др., 1985; Терехина А. Ю., 1986/. В качестве начального приближения для новых координат отображаемых объектов часто используются их проекции на первые главные компоненты. Размерность пространства для визуального анализа данных $R^{p'}$, допустимое количество итераций в градиентной процедуре и точность отображения задаются исследователем. В зависимости от выбранного критерия J могут получаться различные конфигурации точек в $R^{p'}$ и может существенно варьироваться время работы алгоритма отображения, которое также во многом определяется типом применяемой градиентной процедуры. Известны другие, менее распространенные разновидности методов нелинейного отображения объектов. Они рассматриваются, например, в /Айвазян С. А. и др., 1989/.

3) Многомерное шкалирование.

Многомерное шкалирование — совокупность методов, позволяющих по заданной информации о мерах различия (близости) между объектами рассматриваемой совокупности приписывать каждому из этих объектов вектор характеризующих его количественных показателей; при этом размерность искомого координатного пространства задается заранее, а «погружение» в него анализируемых объектов производится таким образом, чтобы структура взаимных различий (близостей) между ними, измеренных с помощью приписываемых им вспомогательных координат, в среднем наименее отличалась бы от заданной в смысле того или иного функционала качества /Айвазян С. А. и др., 1989/. Процедуры многомерного шкалирования отличаются от

описанных выше методов линейного и нелинейного проецирования данных в пространство меньшей размерности в основном тем, что исходной информацией для них служит только матрица различий (или близостей) между исследуемыми объектами и не требуется знания значений признаков для этих объектов. Когда информация задана в виде матрицы попарных расстояний между объектами, используются методы так называемого метрического шкалирования. Если же элементы матрицы выражают порядковые отношения между объектами, то применяются методы неметрического шкалирования. В контексте данной книги наибольший интерес представляют процедуры метрического шкалирования, так как в результате преобразования пространства признаков, рассмотренного в п.3.3, экспериментатор получает пространство с определенной метрикой.

Обычно, хотя это и не обязательно, пространство $R^{p'}$ предполагается евклидовым. Для этого случая справедливы следующие преобразования, необходимые для перехода от матрицы расстояний $D = \{d_{ij}\}$ к координатам объектов в пространстве для визуального анализа $x_1, \dots, x_{p'}$.

Метод определения координат точек x_1, \dots, x_N (с точностью до ортогонального вращения) и заодно размерности пространства, в которое они отображаются, основан не на непосредственном использовании матрицы D , а на преобразовании ее в матрицу B скалярных произведений центрированных векторов

$$b_{ij} = (x_i - \mu)'(x_j - \mu). \quad (3.54)$$

Между элементами матрицы B и расстояниями d_{ij} установлено следующее соотношение

$$b_{ij} = \frac{1}{2} \left(-d_{ij}^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{ij}^2 + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d_{ij}^2 - \frac{1}{N^2} \sum_{i,j} d_{ij}^2 \right). \quad (3.55)$$

Процедура перехода от D к B называется двойным центрированием D . Матрица B размера $(N \times N)$ обладает следующими свойствами /Айвазян С. А. и др., 1989/:

1. Неотрицательно определена.
2. Ранг матрицы B равен размерности искомого пространства отображения.
3. Ненулевые собственные числа матрицы B , упорядоченные в порядке убывания, совпадают с соответствующими собственными числами матрицы $S = XX'$, где X — центрированная матрица данных (неизвестная нам). Матрица S/N есть матрица ковариаций для X .

4. Пусть u_r есть r -й собственный вектор матрицы S , соответствующий r -му собственному числу λ_r . Тогда вектор значений r -й главной компоненты будет $z_r = X' u_r$.

В то же время пусть y_r — r -й собственный вектор матрицы B , соответствующий тому же самому собственному значению λ_r , то есть

$$B y_r = \lambda_r y_r. \quad (3.56)$$

Тогда

$$z_r = \sqrt{\lambda_r} y_r. \quad (3.57)$$

Из свойства 4 следует, что, решая проблему собственных чисел и собственных векторов для матрицы B и ограничиваясь ненулевыми собственными числами $\lambda_1, \dots, \lambda_{p'}$, получаем координатное представление точек в пространстве главных компонент, основываясь на формулах (3.56) и (3.57).

Элементы матрицы B могут быть представлены в виде

$$b_{ij} = \sum_{r=1}^{p'} z_{ir} z_{jr}. \quad (3.58)$$

Очевидно, решение Z является линейной функцией X и определяется лишь с точностью до ортогонального преобразования, поскольку, применяя к матрице Z преобразование вращения, получим, что преобразованная матрица Z' столь же точно восстанавливает матрицу B , как и матрица Z . Поэтому такое шкалирование называется линейным.

Подробно с классическим подходом к многомерному шкалированию можно ознакомиться в работах /Torgerson W. S., 1952; Терехина А. Ю., 1986; Дэйвисон М., 1988/. Решение задачи шкалирования, полученное классическим линейным методом, часто используется как начальное приближение в процедурах нелинейного многомерного шкалирования, которые строятся аналогично рассмотренным выше градиентным процедурам нелинейного проецирования данных в пространство меньшей размерности. Особенности этих процедур описаны в приведенной литературе по многомерному шкалированию.

4) Заполняющие пространство кривые.

Суть данной группы методов визуализации данных состоит в заполнении пространства признаков гиперкривой таким образом, чтобы близкие в пространстве объекты оказались по возможности близкими и на этой кривой. Визуальному анализу

подвергаются гистограммы распределений объектов на построенной гиперкривой. Весь процесс называется разверткой пространства признаков.

В /Александров В. В. и др., 1978/ описан рекурсивный алгоритм порождения кривой, заполняющей многомерный интервал, дальнейшее исследование которого проводилось, например, в /Горский Н. Д., 1981/. Для построения заполняющей пространство кривой (ЗПК) экспериментальные данные приводятся к единичному p -мерному гиперкубу. Стороны этого гиперкуба разбивают на части и получают квантованное p -мерное пространство. ЗПК порождается путем задания рекурсивного правила обхода данных квантов.

Главными свойствами отображений объектов на ЗПК являются взаимная однозначность, сходимость по разбиениям и квазинепрерывность. Взаимная однозначность выражает строго определенное соответствие каждого кванта p -мерного пространства какому-либо участку ЗПК. Сходимость по разбиениям означает, что при очередном дроблении пространства R^p на ЗПК сохраняется закон принадлежности отображений новых, более мелких квантов старому — более крупному. Под квазинепрерывностью понимается то, что два соседних отображения квантов на ЗПК обязательно являются также соседними в многомерном пространстве R^p (обратное условие выполняется не всегда).

Приведенные свойства дают основание считать ЗПК полезным инструментом исследования структуры данных. Развертки пространства признаков R^p с помощью ЗПК хорошо дополняют информацию о взаимном расположении объектов выборки, которую экспериментатор получает, рассматривая проекции объектов, например, на плоскости главных компонент или выделенных факторов. Если для таких проекций справедливо правило: далекие на проекции объекты обязательно далеки в исходном пространстве R^p , но близкие на проекции объекты могут быть далекими в R^p , то для ЗПК все происходит наоборот: близкие на развертке объекты обязательно близки в R^p , но далекие на развертке объекты могут быть близкими в R^p .

Несмотря на сравнительную экономичность машинной реализации ЗПК, с их помощью удастся решать, однако, практические задачи с размерностью не более нескольких десятков. Как глобус нельзя преобразовать в географическую карту, не разрезая его в одном или нескольких местах, так и при развертке пространства между некоторыми его точками обязательно возникают разрывы /Александров В. В. и др., 1990/. Этих разрывов будет тем больше, чем более высокая размерность у исходного пространства R^p . Кроме того, вследствие чисто механического подхода к развертке пространства недостатком

описанного выше алгоритма ЗРК является множество лишних шагов, которые кривая делает, обходя пустые кванты исследуемого пространства. Также отметим непригодность данного подхода для изучения структуры данных, представленных дихотомическими признаками.

Другой подход к построению ЗПК, названный адаптивной разверткой, лишен перечисленных недостатков рекурсивной алгоритмизации, но включает значительный эвристический компонент. Он заключается в следующем.

Начальной точкой гиперкривой в R^p выбирается объект, наиболее удаленный от всех остальных объектов выборки. Затем гиперкривая начинает свой путь в R^p , последовательно переходя от одного объекта к другому, пока не пройдет все объекты. Этот путь определяется двумя факторами. Первый фактор — близость предыдущего и последующего объектов. И второй фактор — это минимальная истинная размерность окрестности каждого последующего объекта, исследованию которой посвящена работа /Pettis K. W. et al., 1979/. Одновременный учет указанных двух факторов приводит к тому, что гиперкривая начинается на краю распределения исследуемых объектов и далее обходит все объекты выборки, как бы «спиралеобразно закручиваясь» внутрь встречающихся на ее пути группировок. Затем по виду графика приращения длины кривой при ее переходе от одного объекта к другому удобно выносить суждения о тех или иных структурных особенностях выборки.

Ниже приводится алгоритм адаптивной развертки. Он заключается в нахождении перестановки $\pi(i)$, задающей порядок прохождения гиперкривой объектов выборки $x_i (i = \overline{1, N})$.

Шаг 1. Найти объект x_i такой, для которого суммарное расстояние до остальных объектов выборки максимально, то есть $d_{\Sigma}(x_i) = \max$. Присвоить следующие значения $\pi(i) = 1, z = x_i, k = 1$.

Шаг 2. Найти из ранее не упорядоченных объектов такой объект x_j , для которого выполняется условие

$$\frac{[d_{\Sigma}^M(x_j) / M]^{\beta}}{d(z, x_j)} = \max, \quad (3.59)$$

где $d_{\Sigma}^M(x_j)$ — суммарное расстояние от объекта x_j до его M ближайших соседей, которое в данном случае монотонно связано с величиной, обратной истинной размерности окрестности x_j , β — коэффициент, регулирующий значимость фактора истинной размерности окрестности x_j .

Присвоить следующие значения $k = k + 1, \pi(j) = k, z = x_j$.

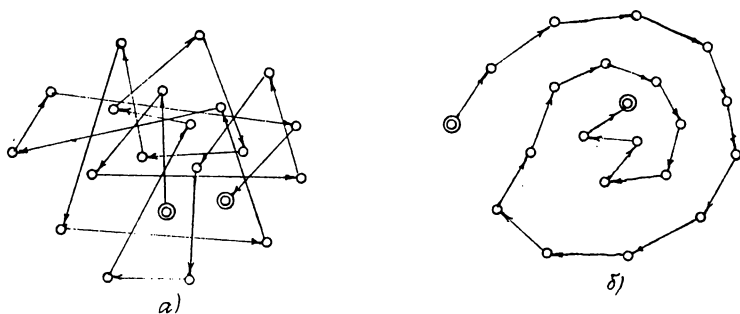


Рис. 3.14. Иллюстрация работы алгоритма адаптивной развертки
($M = N - 1$, $\beta = 1$)

Шаг 3. Если $k < N$, то перейти к шагу 2. Иначе — «конец работы».

На рис. 3.14а показана кривая, полученная при случайном выборе пути через объекты. Рис. 3.14б иллюстрирует работу описанного алгоритма для того же множества объектов, что и на рис. 3.14а. Приведенная иллюстрация получена для $M = 3$ и $\beta = 1$. Выбор этих параметров может существенным образом повлиять на результат. Если, например, M велико (предположим $M = N - 1$), то кривая сначала стремится пройти как можно дальше от центра тяжести общего распределения объектов. Поэтому, если центр тяжести лежит внутри множества (рис. 3.15а), алгоритм обеспечивает «закручивание» кривой внутрь множества. В противном случае (рис. 3.15б) кривая начинается и заканчивается на границах распределения и с точки зрения анализа группировок путь кривой будет не лучшим (рис. 3.15в), так как переход от одной группировки к другой осуществляется через ближайших соседей этих групп. Для того чтобы обеспечить вид кривой, показанный на рис. 3.15г, нужно выбирать минимально возможное число ближайших соседей M , лишь ненамного превышающее истинную размерность, для определения которой удобно пользоваться результатом, полученным в [Pettis K. W. et al., 1979/].

Другой параметр адаптивной развертки β определяется эмпирически. Критерием правильного выбора этого параметра может служить, например, общая длина полученной гиперкривой. Очевидно, чем меньше будет такая длина, тем более экономичным является выбранный путь гиперкривой. В свою очередь, лаконичность развертки, по-видимому, способствует лучшему отражению с помощью описанного алгоритма структурных особенностей данных.

Рассмотрим практический пример применения адаптивной развертки для анализа структуры распределения многомерных объектов. Он построен на тех же экспериментальных данных, которые приводились при обсуждении линейных методов проецирования объектов в пространство меньшей размерности и были показаны на рис. 3.13. Объектами являются студенты-первокурсники СЗПИ, обследованные с помощью батареи тестовых психологических методик. Как уже указывалось, исходное описание объектов составили 44 показателя, полученные с помощью этих методик.

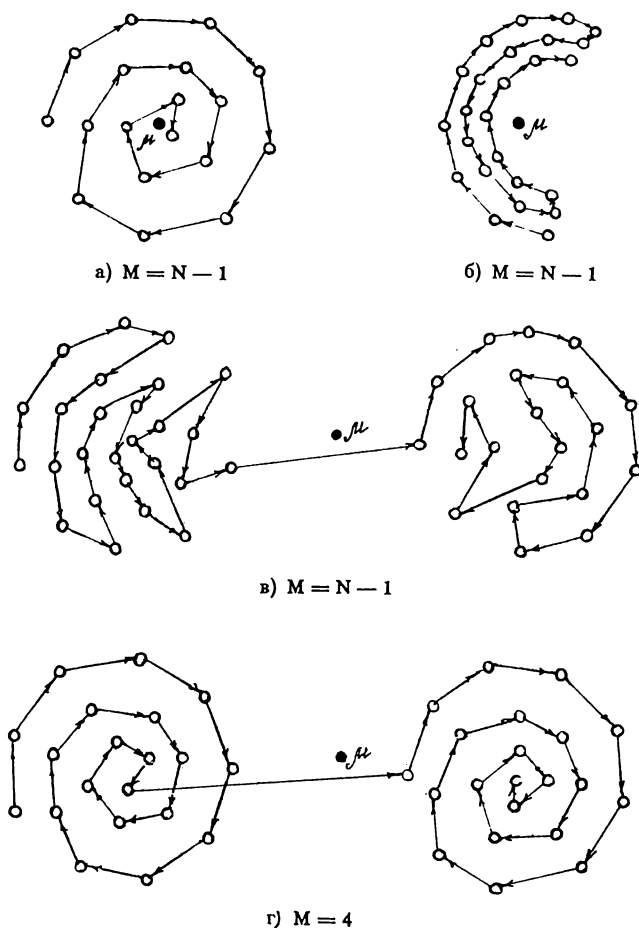


Рис. 3.15. Иллюстрация работы алгоритма адаптивной развертки при различных значениях параметра M

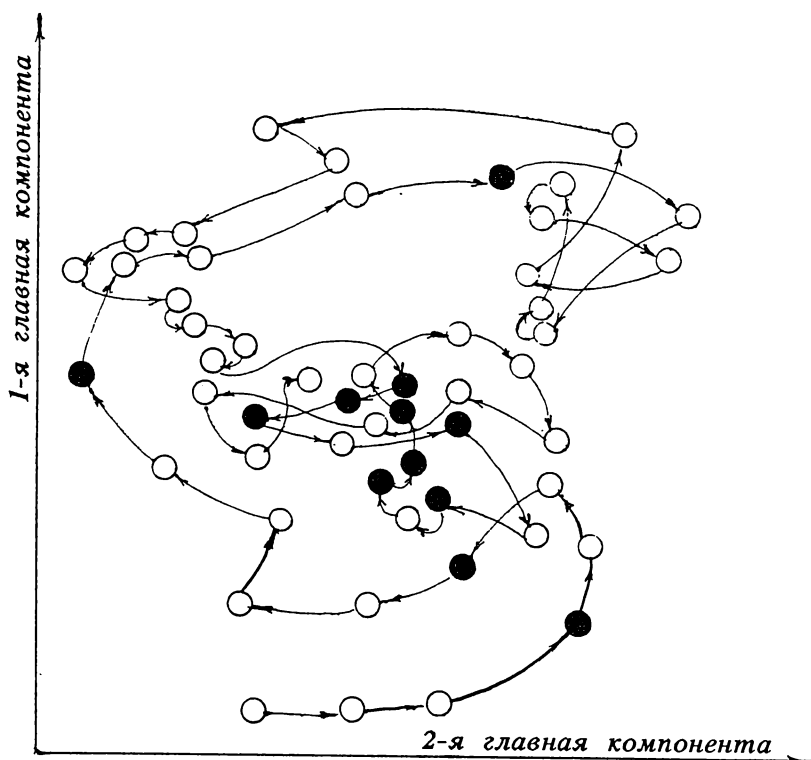


Рис. 3.16. Иллюстрация работы алгоритма адаптивной развертки на примере экспериментально-психологических данных (параметры алгоритма: $M = 50$, $\beta = 1,5$)

На рис. 3.16 приведено изображение проекций объектов и гиперкривой, построенной алгоритмом адаптивной развертки, на плоскость 1-й и 2-й главных компонент (всего обследован 51 студент, «сильные» студенты обозначены темными кружками, «слабые» — светлыми кружками). На рис. 3.17 дан график приращения длины гиперкривой ΔL при переходе от объекта к объекту. $\Delta L_{\text{п}}$ обозначена пороговая величина приращения длины гиперкривой, введенная эмпирически. Расстояния между объектами, расположенными на графике ниже $\Delta L_{\text{п}}$, сравнительно небольшие, что дает основание сделать вывод о наличии в структуре данных двух группировок объектов K_1 и K_2 .

Из этих рисунков хорошо видно, как гиперкривая берет свое начало на границе распределения объектов, плавно обходит его по краю и затем устремляется внутрь данного распре-

деления. В первой половине своего пути гиперкривая сталкивается с одной небольшой группировкой K_1 , которая расположена в верхнем правом углу проекции объектов на плоскость главных компонент (рис. 3.16) и состоит из «слабых» студентов. Потом, перемещаясь ближе к центру распределения, гиперкривая попадает в область второй, более крупной группировки K_2 . Данная группировка K_2 насыщена как «сильными», так и «слабыми» студентами, но с некоторым преобладанием «сильных» студентов. Это подтверждает гипотезу, рассмотренную ранее, о тенденции «сильных» студентов, как лиц с более высокими адаптивными способностями, концентрироваться вблизи ядра распределения. График на рис. 3.17 помогает более объективно оценить вид и состав выделенной центральной группировки K_2 .

Алгоритм адаптивной развертки имеет аналогию с методом, предложенным в /Kittler J. A., 1976/, который определяет путь гиперкривой, исходя из оценок плотностей распределения типа «окон Парзена». В данной работе гиперкривая стремится сначала к центру какой-либо группировки и уже оттуда начинает «закручиваться» к ее периферии. Таким образом, переход от одной группировки к другой группировке осуществляется через их ближайших соседей, что делает метод менее чувствительным, а результат менее выразительным для визуального анализа.

Методы заполнения пространства гиперкривыми, подобные адаптивной развертке, хорошо дополняют результаты анализа структуры многомерных данных с помощью других методов, описанных в настоящем разделе. Дополнительное удобство, в отличие, например, от дендрограмм, предоставляемых методами иерархического группирования, которые для большого количества исследуемых объектов имеют громоздкий вид, составляет возможность последовательного просмотра графика приращения длины гиперкривой $\Delta L(k)$ с целью вынесения суждения о наличии группировок в структуре данных. Другое удобство заключается в способности алгоритма адаптивной развертки настраиваться на ту или иную структуру данных путем подбора описанных выше параметров алгоритма. Вспомогательным свойством адаптивной развертки является то, что по виду результирующего графика $\Delta L(k)$ можно косвенным образом судить о форме группировок объектов. В частности, для нормальных распределений объектов внутри кластеров гиперкривая будет плавно «закручиваться» в группировки, что должно отражаться в существовании участков монотонного уменьшения функции $\Delta L(k)$. Кроме того, алгоритм адаптивной развертки удобно сопровождать параллельными вычислениями значений истинной размерности окрестностей объектов выборки /Pettis K. W. et al., 1979/, которые

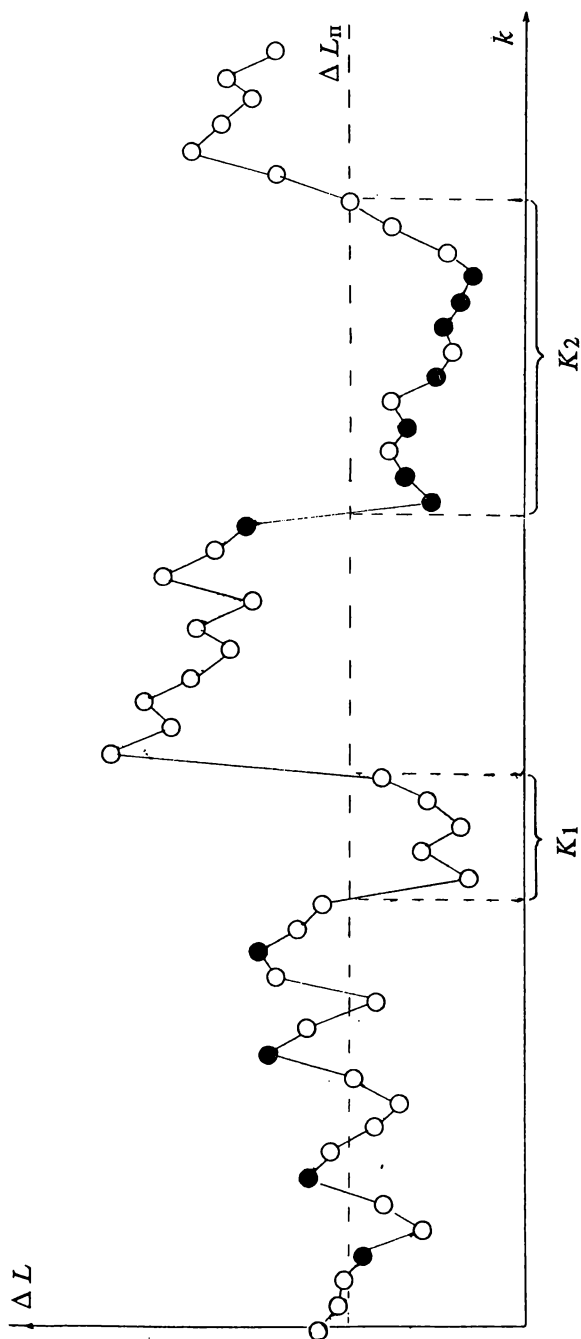


Рис. 3.17. График приращения длины гиперкривой при переходе от объекта к объекту, построенной методом адаптивной развертки на примере экспериментально-психологических данных («сильные» студенты обозначены темными кружками, «слабые» студенты — светлыми кружками)

дают исследователю ценную информацию о структуре изучаемых многомерных данных.

Рассмотренные методы и алгоритмы анализа структуры многомерных данных представляют основные направления современной компьютерной технологии исследования сложных объектов и явлений. Каждый из описанных методов и алгоритмов имеет свою специфику и позволяет по-разному «заглянуть» в многомерное пространство, которое отражает отношения сходства и различия эмпирических объектов через отношения геометрической близости (удаленности) числовых отображений указанных объектов. Отличия в специфике применяемых методов становятся тем более заметными и ощутимыми, чем с более сложными, разнообразными и многомерными объектами приходится иметь дело. Именно такими сложными, разнообразными и многомерными являются объекты психодиагностики. Поэтому исследователю в данной области необходимо достаточно хорошо и свободно владеть всем инструментарием автоматического группирования и проектирования экспериментальных наблюдений.

3.5. Локальные метрики и обобщенные $d^{(s)}$ -метрики — новый подход к анализу данных

В настоящем разделе представлен новый подход к анализу данных и конструированию диагностических процедур. Он вытекает из существа экстенциональных методов распознавания образов, придающих собственное значение каждому отдельному эмпирическому факту. В этом подходе основная идея экстенциональных методов доводится до своего логического завершения — любой объект обучающей выборки рассматривается как самостоятельный классификатор, обладающий некоторыми полезными свойствами для решения конкретной диагностической задачи.

Указанные свойства какого-либо объекта выражаются через иерархию близостей к нему других объектов обучающей выборки. Эти свойства являются неодинаковыми для разных объектов. Например, один объект может находиться в окружении большого количества объектов своего диагностического класса, а другой объект — малого. Или представим, что по мере удаления в пространстве признаков от изучаемого объекта встречается достаточно протяженная область, однородная по составу в смысле принадлежности входящих в нее объектов к тому или иному классу эквивалентности.

В свою очередь, иерархия близостей определяется используемым пространством признаков и мерой близости, которые

могут подбираться индивидуально для каждого отдельного объекта (эмпирического факта), исходя из заданного критерия оптимальности.

Предлагаемый подход принципиально отличается от рассмотренных в предыдущих разделах методов как экстенсионального, так и интенционального направления в распознавании образов. Это отличие кроется в использовании разных представлений о пространстве признаков и мере близости в данном пространстве.

Ранее охарактеризованные методы опираются на представление об *общем пространстве признаков* для всех исследуемых объектов и об *одинаковой мере*, с помощью которой определяются расстояния между объектами. Незначительная вариация этого представления имеется в алгоритмах вычисления оценки (АВО), которые предполагают существование объектов одновременно в нескольких подпространствах признаков. Однако набор данных подпространств и формулы для оценивания сходства объектов в АВО являются также одинаковыми для всей выборки.

Использование представления об общих свойствах пространства признаков уместно при изучении, например, однородных физических феноменов, в которых объект можно рассматривать как реализацию многомерной случайной величины, имеющей ясный физический смысл, когда есть все основания интерпретировать зафиксированные особенности объектов внутри диагностических классов как случайные отклонения, обусловленные воздействием шумов, погрешностями приборов и т. п. В то же время в психодиагностике и других областях, связанных с изучением человека, отношение к объектам как к реализациям многомерной случайной величины приводит к уравниванию информационных описаний эмпирических фактов. Это, с одной стороны, в значительной степени затушевывает присущую объектам индивидуальность и, с другой стороны, дает лишь компромиссные, квазиоптимальные диагностические решения.

Описываемый подход отталкивается от того, что каждый объект обучающей выборки является целостным информационным фактом, имеющим ценные для диагностики, уникальные особенности. Максимальное раскрытие диагностического потенциала любого объекта достигается путем конструирования для него *собственного пространства признаков* и нахождения *индивидуальной меры*, с помощью которой оценивается его сходство и различие с другими объектами.

Конструирование собственного пространства признаков и нахождение индивидуальной меры близости для какого-либо объекта будем называть, как и в 3.3, преобразованием пространства признаков. Эффекты, получаемые посредством данного преобразования, аналогичны эффектам, отраженным в те-

оретической модели экстенционального распознавания, описанной в п. 3.2. Если не прибегать к такому преобразованию и довольствоваться исходным пространством признаков, в котором присутствуют неинформативные «шумящие» компоненты, то «сфера влияния» объекта, как диагностического прецедента, является суженой. В этом случае надежные диагностические решения относительно того или иного неизвестного объекта, подлежащего распознаванию, становятся возможны лишь при малых расстояниях от него до ближайшего диагностического прецедента (в пределе при большом удельном весе неинформативной части в описании лишь при полном совпадении значений всех признаков). В то же время отсутствие неинформативных компонент в описании диагностического прецедента, достигаемое с помощью специального преобразования исходного пространства признаков, выражается, главным образом, в увеличении радиуса действия, в расширении области, на которую распространяется влияние данного диагностического прецедента.

Задача преобразования пространства описания объекта x_i формулируется как задача определения локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j)$ того или иного типа, обеспечивающей оптимальную иерархию близостей объектов x_j ($j = \overline{1, N}$) относительно объекта x_i . Например, в случае дихотомических признаков это может быть локальная взвешенная метрика Хэмминга

$$d_i(x_i, x_j) = w_i' \Delta_{ij}, \quad (3.60)$$

где $\Delta_{ij} = (|x_{i1} - x_{j1}|, |x_{i2} - x_{j2}|, \dots, |x_{ip} - x_{jp}|)'$ и $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ip})'$ — весовой вектор.

Примечательным является то, что, как видно из (3.60), задача нахождения локальной взвешенной метрики сводится к определению линейного преобразования новой векторной переменной $\Delta_i = |x_i - x|$. Поэтому для решения этой задачи пригоден весь хорошо разработанный арсенал методов многомерного линейного анализа данных.

Единственное ограничение на применение известных линейных методов многомерного анализа данных накладывается требованием *неотрицательности* компонент весового вектора w_{ik} ($k = \overline{1, p}$). Это связано с тем, что различие объектов x_i и x_j по какому-либо признаку x_k должно обязательно приводить к увеличению расстояния $d_i(x_i, x_j)$ либо в случае $w_{ik} = 0$ вообще не сказываться на изменении расстояния $d_i(x_i, x_j)$ (это эквивалентно исключению признака x_k из описания объекта x_i в контексте решаемой диагностической задачи). Во всем остальном испытанный инструментарий линейного многомерного анализа

данных может напрямую использоваться для решения задачи определения локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j)$ объекта x_i .

В выборе конкретного метода определения локальных взвешенных метрик для объектов обучающей выборки исследователю предоставляется большой простор, такой же, как и при выборе того или иного метода конструирования линейного диагностического решающего правила из ранее описанных. Здесь так же можно разграничить все методы на те, которые не используют критерий внешней информативности (опираются на критерий автоинформативности новых признаков Δ_i), и те, которые задействуют сведения о принадлежности объектов обучающей выборки диагностическим классам (используют критерий внешней информативности). В то же время результат применения того или иного метода должен отражать следующее условие

$$J = \frac{\sum_{x_j \in \omega_{K_i}} d_i(x_i, x_j)}{\sum_{x_j \in \bar{\omega}_{K_i}} d_i(x_i, x_j)} = \min, \quad (3.61)$$

где ω_{K_i} — обозначение диагностического класса объекта x_i , для которого конструируется оптимальная локальная взвешенная метрика $d_i(x_i, x_j)$, а $\bar{\omega}_{K_i}$ — обозначение всех остальных диагностических классов.

Условие (3.61) выражает факт группирования объекта x_i с объектами собственного диагностического класса ω_{K_i} . Числитель (3.61) — это суммарное расстояние от x_i до объектов класса ω_{K_i} , а знаменатель (3.61) — суммарное расстояние от x_i до объектов других классов. Поэтому естественная общая характеристика конструируемой локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j)$, с помощью которой можно сравнивать различные линейные преобразования $w_i' \Delta_i$ и делать выводы о наилучшем преобразовании, определяется соотношением данных суммарных расстояний.

Из группы методов, не использующих критерий внешней информативности, наиболее понятные результаты дает метод главных компонент (МГК). Как уже отмечалось, первая главная компонента интерпретируется как гиперпрямая в пространстве признаков, имеющая максимальную дисперсию проекций на нее исследуемых объектов. Так как вполне разумно предположить, что основной разброс распределения объектов в новом пространстве признаков Δ_i обусловлен, главным образом, разницей в расстояниях x_i с объектами собственного класса ω_{K_i} и других

классов $\overline{\omega_k}$, то весьма вероятно, что уравнение первой главной компоненты окажется тем самым искомым линейным преобразованием $w_i' \Delta_i$, удовлетворяющим критерию (3.61). При этом, конечно, следует учитывать сделанное выше замечание о неотрицательности элементов высокого вектора. Если формальный алгоритм МГК определит для какого-либо нового признака $\Delta_{ik} = |x_{ik} - x_k|$ отрицательный вес $w_{ik} < 0$, то данный признак Δ_{ik} подлежит исключению из описания объекта x_i , для которого строится локальная метрика $d_i(x_i, x_j)$.

Оценка успешности решения задачи нахождения локальной взвешенной метрики с помощью МГК производится либо путем прямого вычисления соотношения (3.61), либо посредством визуального анализа гистограммы распределения проекций объектов на полученную первую главную компоненту (распределение проекций объектов эквивалентно распределению расстояний от объектов обучающей выборки до исследуемого объекта, вычисленного в соответствии с найденной взвешенной локальной метрикой). Полезным может явиться также рассмотрение проекций объектов на главные компоненты более высокого порядка. Возможны другие подходы к оценке полученного результата, связанные с представлением об объекте как о локально оптимальном классификаторе, которые будут рассмотрены несколько позже.

Аналогичным образом оцениваются результаты, предоставляемые формальными алгоритмами факторного анализа и метода контрастных групп, описанными в п. 2.3 под рубрикой методов, основанных на критерии автоинформативности экспериментальных данных. При использовании этих алгоритмов вращение факторов следует осуществлять так, чтобы исчезли нагрузки с отрицательными весами, а в «черновой» модели метода контрастных групп нужно задавать только положительные весовые коэффициенты.

Из группы методов, использующих критерий внешней информативности, для решения задачи конструирования локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j)$ пригодны все методы, приводящие к линейной диагностической модели. Это, в первую очередь, методы классического дискриминантного анализа, основанные на байесовской схеме принятия решений, и методы построения линейных дискриминантных функций, описанные в п. 2.4. Как было показано, результат данных методов выражается, главным образом, в минимизации вероятности ошибочной классификации. В то же время в контексте задачи определения локальной взвешенной метрики более существенный интерес представляет интерпретация указанных методов с позиции максимизации отношения межклассового разброса проекций ис-

следуемых объектов на некоторую гиперпрямую к внутриклассовому разбросу этих проекций. Логично предположить, что распределение проекций объектов класса ω_{K_i} будет в данном случае смещено ближе к нулевому значению взвешенной суммы $w'_i \Delta_i$, чем распределение проекций класса $\bar{\omega}_{K_i}$ (то есть объекты класса ω_{K_i} при использовании метрики $d_i(x_i, x_j) = w'_i \Delta_{ij}$ будут располагаться в среднем ближе к x_i , чем объекты класса $\bar{\omega}_{K_i}$). Тогда можно считать, что результаты применения методов линейного дискриминантного анализа в значительной степени способны удовлетворить требованию, предъявляемому к локальной взвешенной метрике и выраженному в (3.61).

Если критерий внешней информативности представлен порядковой переменной z , то для решения задачи конструирования локальной взвешенной метрики объекта x_i применимы известные методы линейного регрессионного анализа (п. 2.4). Тогда данная задача становится во многом похожа на использование локальных параметрических описаний регрессии, которые достаточно подробно охарактеризованы в /Айвазян С. А. и др., 1985/. Основное отличие, связанное со спецификой новых переменных $\Delta_{ik} = |x_{ik} - x_k|$, заключается в оговоренном выше требовании неотрицательности весовых коэффициентов w_{ik} и в замене критериального показателя z на производный показатель $z^{(i)} = |z_i - z|$, где z_i — значение критериального показателя z для объекта x_i .

Другая разновидность методов построения линейных диагностических моделей, пригодная для конструирования локальных взвешенных метрик, рассмотрена в п. 3.1 под рубрикой методов, основанных на предположении о классе решающих функций. Это, главным образом, методы, в которых задача определения весового вектора w_i формулируется как поиск экстремума заданной функции критерия. В качестве критерия может выступать соотношение (3.61), являющееся интегральной характеристикой распределения близостей объектов обучающей выборки к исследуемому объекту x_i . В то же время возможно задание других критериев, чувствительных лишь к отдельным аспектам данного распределения.

Например, можно строить критерий качества локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j)$ только на анализе первых k -ближайших соседей к x_i , то есть фактически на локальной оценке отношения правдоподобия в точке x_i /Мешалкин Л. Д., 1969/. Также не лишен смысла критерий, основанный на сравнении расстояний от объекта x_i до его l -ближайших соседей из собственного класса $\bar{\omega}_{K_i}$ с расстояниями до его m -ближайших соседей из класса ω_{K_i} и т. п.

Алгоритмы поиска экстремума в задаче построения решающей функции, как отмечалось в п. 3.1, отличаются большим разнообразием. Сюда относится обширная группа алгоритмов градиентного спуска и процедур эвристического программирования, в частности эволюционного моделирования. Можно также рассматривать данную задачу под углом зрения проблемы поиска групп информативных признаков, описанной в разделе 3.3, где шла речь об алгоритмах преобразования пространства признаков.

В целом, резюмируя вышесказанное, сделаем вывод, что для решения задачи конструирования локальной взвешенной метрики не существует единого рецепта. Множество подходов здесь почти совпадает с множеством подходов к построению линейных диагностических процедур, которое, как известно, достаточно велико. Поэтому исследователю, взявшемуся за указанную задачу, есть где проявить свои знания в данной предметной области и применить искусство владения методами многомерного линейного анализа данных. Для того чтобы отдать предпочтение какому-либо методу, требуется предварительное изучение специфики конкретной диагностической задачи и особенностей исходного экспериментального материала.

При конструировании локальных взвешенных метрик после выбора того или иного метода построения линейных классификаторов задача анализа данных, содержащих p -мерные описания N объектов, распадается на N самостоятельных подзадач. В каждой такой подзадаче исходный материал представлен множеством из $N - 1$ p -мерных векторов Δ_{ij} ($j = 1, N; j \neq i$). Таким образом, объем работы по анализу данных по сравнению с типовым подходом возрастает как минимум в N раз (следует иметь в виду, что необходимо произвести также работу по окончательному обобщению результатов). Поэтому, прежде чем вступить на путь реализации рассматриваемого подхода, нужно хорошо взвесить имеющиеся вычислительные ресурсы и попытаться как можно более четко осознать выгоды, которые сулит его применение.

Аргументы против рассматриваемого подхода, основанного на определении для каждого объекта обучающей выборки собственного пространства описания и индивидуальной меры близости, достаточно прозрачны. Это, в первую очередь, указанное выше многократное увеличение объема требуемых вычислений. Кроме того, возникает опасение, что очень просто «запутаться» в обилии результатов (цифр, таблиц, графиков), количество которых также возрастает прямо пропорционально объему исследуемой выборки.

На данные аргументы есть два главных контрдовода. Первый связан с сугубо техническими вопросами и заключается в

том, что современная информационная технология на базе высокопроизводительных компьютеров располагает всеми необходимыми средствами для производства эффективных вычислений и удобной организации хранения и представления пользователю результатов работы вычислительных программ. Второй контрдовод затрагивает общие проблемы вычислительного эксперимента.

Как известно, в экспериментальных исследованиях (особенно в психологии и медицине) нередко наблюдается парадоксальная ситуация — на сбор и накопление экспериментальных данных уходят месяцы и даже годы, а на получение результатов обработки этих данных с помощью какого-либо формального алгоритма статистического анализа тратятся в худшем случае лишь считанные дни (при этом большая часть временных затрат, как правило, приходится на контроль ошибок и редактирование введенных в компьютер данных). Такая типичная диспропорция дает основание не считать для исследователя слишком обременительными затраты дополнительных ресурсов времени на обработку и анализ данных, тем более если они способствуют улучшению формального диагностического эффекта и помогают пролить новый свет на структуру собранной экспериментальной информации.

Положительные стороны предлагаемого подхода следующие. Во-первых, он гарантированно приводит, по крайней мере, не к худшему формальному диагностическому результату по сравнению с экстенциональными методами распознавания образов, описанными в предыдущих разделах (метод k -ближайших соседей, алгоритмы вычисления оценок). Это обусловлено тем, что индивидуально сконструированные локальные взвешенные метрики обеспечивают каждому диагностическому прецеденту (объекту обучающей выборки) максимально возможную «сферу влияния», которой нельзя достигнуть при построении общего пространства признаков и использовании одинаковой метрики для всех объектов обучающей выборки. В свою очередь, лучший диагностический результат выражается, с одной стороны, в меньших ошибках распознавания и, с другой стороны, в возможности получения устойчивого эффекта при минимальном количестве диагностических прецедентов.

Во-вторых, построение локальных взвешенных метрик помогает лучше раскрыть роль и место каждого отдельного эмпирического факта (объекта обучающей выборки) в процедуре экстенционального распознавания. При этом существует возможность получения удовлетворительного диагностического правила на промежуточных стадиях обработки данных, даже не прибегая к обобщению локальных результатов по всей обучающей выборке.

Вышесказанное иллюстрируется следующими примерами. На рис. 3.18 изображено гипотетическое распределение объектов обучающей выборки в виде эллипсоида рассеивания. Каждый объект принадлежит одному из двух диагностических классов. Объекты первого класса обозначены кружками, а второго — ромбиками. Как видно из приведенного рисунка, распределения кружков и ромбиков поляризованы по главной оси эллипсоида рассеивания и не пересекаются (область, занимаемая кружками, заштрихована). Такая геометрическая структура данных отражается, в частности, в специфике гистограмм распределения расстояний $d_i(x_i, x_k)$ и $d_j(x_j, x_k)$ от всех объектов выборки x_k ($k = \overline{1, N}$) до двух объектов x_i и x_j , расположенных на противоположных краях по главной оси эллипсоида рассеивания (рис. 3.18 б, в). Общий вид этих гистограмм одинаков. В то же время на первой гистограмме (рис. 3.18 б) кружки концентрируются в левой половине гистограммы (заштрихованная область), а на второй (рис. 3.18 в) — в правой. Таким образом, изучая распределение расстояний от какого-либо объекта (в данном случае x_i или x_j) до других объектов обучающей выборки, можно сразу натолкнуться на положительное диагностическое решение.

Также положительное диагностическое решение в рассматриваемом примере будет найдено при изучении распределений расстояний от объектов x_i и x_m , каждый из которых располагается вблизи от центра распределения собственного класса. Соответствующие гистограммы представлены на рис. 3.18г и рис. 3.18д. Они тоже одинаковы, и диагностические свойства объектов x_i и x_m выражаются в том, что кружки сосредоточены в левой части первой гистограммы (рис. 3.18г) и в правой части второй гистограммы (рис. 3.18д). Однако в отличие от предыдущих у данных распределений левая ветвь является более крутой, что наглядно отражает местоположение точек x_i и x_m внутри распределений (у этих точек истинная размерность окрестности выше, чем на границах).

Если в рассмотренном примере диагностическое правило могло бы быть получено также с помощью традиционных линейных интенциональных методов распознавания образов (оно соответствует уравнению главной оси эллипсоида рассеивания), то нижеследующий пример иллюстрирует иную ситуацию. На рис. 3.19а изображено распределение, в котором объекты одного диагностического класса (ромбики) обрамляют множество объектов другого класса (кружки). Для такого распределения никакая традиционная линейная процедура не способна привести к успешному диагностическому результату (при любом линейном диагностическом правиле получится достаточно большой процент ошибок). В то же время гистограмма распределе-

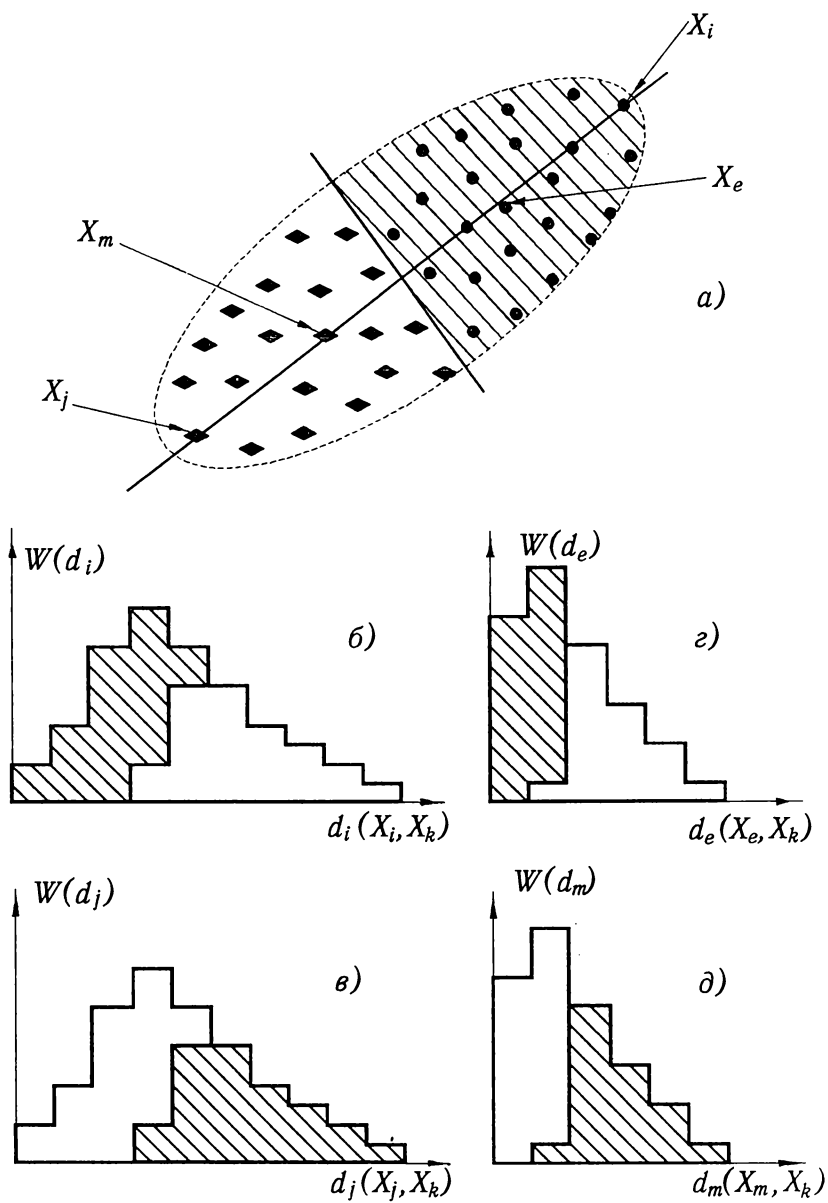


Рис. 3. 18. Пример распределения объектов и соответствующие гистограммы распределения расстояний от объектов x_i , x_j , x_l и x_m

ния расстояний от объектов выборки до объекта x_i (рис. 3.19б) показывает, что использование данного объекта в качестве классификатора по минимуму расстояния дает стопроцентный диагностический эффект. Объект x_i расположен в центре общего распределения. Поэтому гистограмма на рис. 3.19б имеет крутую левую ветвь, и в этой ветви концентрируются все объекты диагностического класса ω_{x_i} .

На рис. 3.19в приведена также гистограмма распределения расстояний от объектов выборки до объекта x_j , принадлежащему классу «ромбики». Этот объект лежит на границе множества. Отсюда, соответственно, вытекает, что гистограмма распределения расстояний имеет уплощенную форму с более пологой левой ветвью, чем на рис. 3.19б, и, хотя в непосредственной близости к x_j находится некоторое количество объектов его собственного класса, в целом на данной гистограмме классы «ромбиков» и «кружков» сильно пересекаются. Таким образом, ценность для экстенсионального распознавания у объекта x_j по сравнению с x_i в приведенном примере ограничивается гораздо более узкой локальной областью.

В рассмотренных примерах для удобства иллюстрации локальные метрики всех сравниваемых объектов были одинаковы и совпадали с евклидовой метрикой в плоскости рисунков. На практике при решении сложных высокоразмерных диагностических задач они, конечно, могут сильно отличаться друг от друга в зависимости от однородности диагностируемых классов. В то же время приведенные примеры достаточно наглядно иллюстрируют, как можно по гистограммам распределения расстояний от какого-либо изучаемого объекта x_i , для которого построена собственная локальная метрика, до других объектов оценивать значение для диагностики данного объекта x_i и делать выводы о его местоположении в исследуемой выборке.

В первую очередь, интерес представляет относительная насыщенность ближайшего окружения объекта x_i объектами его собственного диагностического класса. То есть фактически отношение правдоподобия, вычисленное по крайней левой части гистограммы распределения расстояний в области заданных размеров. Высокое значение отношения правдоподобия соответствует естественному желанию видеть диагностические классы представленными простыми компактными геометрическими группировками. Кроме ближайшего окружения, в средней или даже крайней правой частях распределения могут оказаться интервалы с явным преобладанием того или иного диагностического класса. В зависимости от величины таких интервалов они также способны представлять немалую ценность для результирующего диагностического алгоритма. Выводы визуального анализа гистограмм распределения расстояний о приоритете в не-

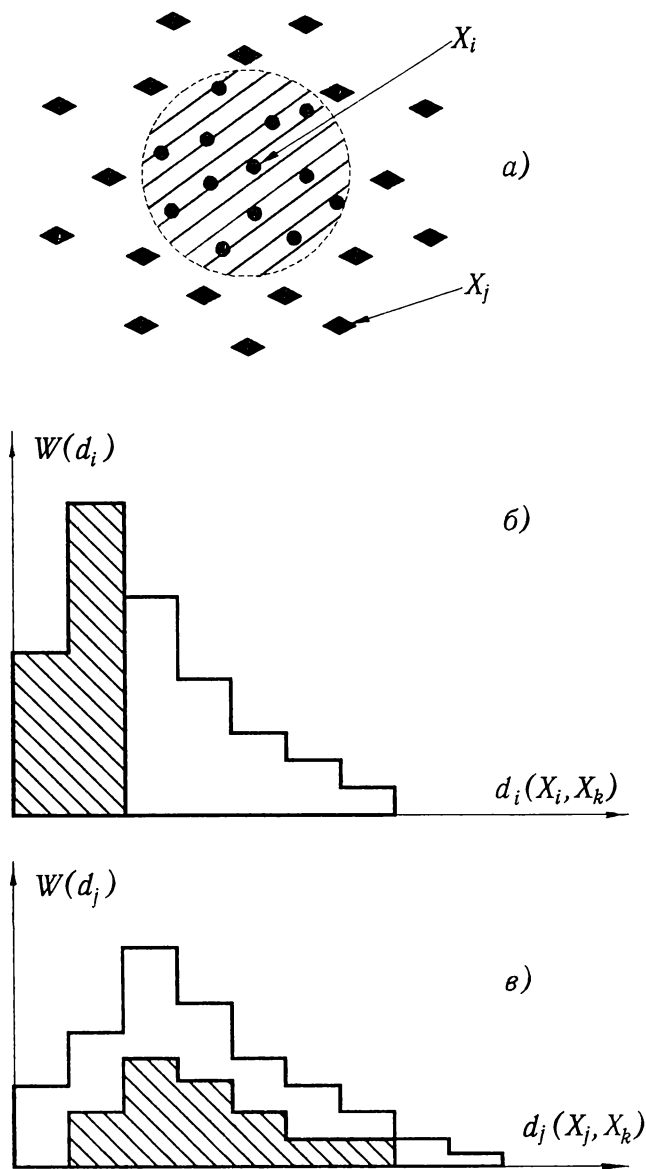


Рис. 3. 19. Пример распределения объектов и соответствующие гистограммы распределения расстояний от объектов x_i , и x_j

котором интервале объектов определенного класса нетрудно подкрепить численными расчетами с помощью аппарата математической статистики, детально разработанного для сравнительной оценки распределений одномерных величин.

Во вторую очередь, анализируется форма гистограммы распределения расстояний, по которой можно судить о местоположении изучаемого объекта x_i относительно других объектов выборки. При этом основной акцент такого анализа приходится на рассмотрение левой ветви данного распределения. Чем ближе к границе «облака точек» располагается объект x_i , тем более пологой будет левая ветвь у распределения расстояний. И, наоборот, чем ближе к центру выборки он размещается, тем более крутой будет левая ветвь этого распределения. Указанный эффект подтверждается ранее упоминавшимися результатами теоретического исследования истинной размерности, изложенными в /Pettis K. W. et al., 1979/, в которых показано, что расстояние от какого-либо объекта x_i до его ближайших соседей растет пропорционально логарифму номера ближайшего соседа и обратно пропорционально истинной размерности окрестности x_i . Там же приводятся формулы для оценки истинной размерности.

Построив локальные взвешенные метрики для каждого объекта обучающей выборки и изучив распределения расстояний, определенных в этих метриках, исследователь, как указывалось выше, может прийти к существенным выводам относительно «сфер влияния» диагностических прецедентов и по форме распределений сделать косвенные заключения о взаимном расположении объектов. Однако данные выводы и заключения, конечно, были бы неполными без изучения совокупного взаимодействия обработанных диагностических прецедентов.

Диагностический прецедент после осуществления преобразования его описания (построения локальной взвешенной метрики) может интерпретироваться как самостоятельный линейный классификатор с некоторыми оптимальными свойствами, достигнутыми в результате упомянутого преобразования. Соответственно, вся обучающая выборка может рассматриваться под углом зрения совокупности N локально-оптимальных линейных классификаторов и для исследования взаимодействия таких классификаторов пригодны, например, подходы к построению коллективов решающих правил, изложенные в п. 3.1. Так как эти подходы достаточно подробно охарактеризованы в известной литературе, здесь будет представлен только новый подход, основанный на использовании обобщенных $d^{(s)}$ -метрик, позволяющих исследовать совокупность диагностических прецедентов методами анализа многомерной структуры данных.

В результате построения локальных метрик $d_i(x_i, x_j)$ ($i, j = \overline{1, p}$) отношения между объектами обучающей выборки выражаются следующей матрицей удаленностей

$$D = \begin{pmatrix} d_1(x_1, x_1) & \dots & d_1(x_1, x_j) & \dots & d_1(x_1, x_N) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_i(x_i, x_1) & \dots & d_i(x_i, x_j) & \dots & d_i(x_i, x_N) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_N(x_N, x_1) & \dots & d_N(x_N, x_j) & \dots & d_N(x_N, x_N) \end{pmatrix}. \quad (3.62)$$

Так как локальные метрики у разных объектов не обязательно совпадают, то для элементов матрицы D могут нарушаться условие симметричности $d_i(x_i, x_j) = d_j(x_j, x_i)$ и неравенство треугольника $d_i(x_i, x_j) \leq d_i(x_i, x_k) + d_k(x_k, x_j)$. Поэтому данная матрица, хотя и отражает отношения различия между объектами выборки, но не может истолковываться как матрица расстояний и в таком виде не пригодна для анализа полученной совокупности локально-оптимальных классификаторов методами исследования многомерных структур, опирающимися на геометрическую метафору экспериментальной информации.

Для устранения указанных нарушений отношений между элементами матрицы D вводится специальный класс $d^{(s)}$ -метрик, который определяется следующим образом

$$d^{(s)}(x_i, x_j) = a \cdot s[\varphi(d_{ik}), \varphi(d_{jk})] + b, \quad k = \overline{1, N}, \quad (3.63)$$

где d_{ik} и d_{jk} — элементы i -й и j -й строк матрицы D ; $\varphi(d_{ik})$ — монотонное преобразование d_{ik} , например $\varphi(d_{ik}) = d_{ik}$ или $\varphi(d_{ik}) = \text{rank}(d_{ik})$; либо преобразование в классификационный показатель $\varphi(d_{ik}) = \omega_m(k)$, где $m = \text{rank}(d_{ik})$ и $\omega(k) = K_k$ — номер диагностического класса, которому принадлежит x_k ; $s[.,.]$ — мера подобия или различия двух последовательностей $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$, $k = \overline{1, N}$;

a и b — константы, значения которых подбираются с целью масштабирования и выполнения метрической аксиомы неравенства треугольника.

Расстояние между объектами x_i и x_j , измеренное в $d^{(s)}$ -метрике, имеет ясный смысл. Оно выражает различие двух последовательностей чисел. В первой последовательности числа соответствуют некоторым функциям φ расстояния объектов выборки до объекта x_i , измеренного в локальной метрике $d_i(x_i, x_k)$, а во второй последовательности числа соответствуют функциям расстояния этих же объектов до объекта x_j , измеренного в локальной метрике $d_j(x_j, x_k)$. Образно говоря, если окинуть взором множество объектов с точки, занимаемой объектом x_i , в пространстве, специально сконструированном для x_i , то для такого взора объекты выстроятся в специфический ряд по степени удаленности от данной точки. С другой точки x_j и в другом пространстве признаков ряд удаленностей тех же самых объектов будет иметь свой специфический вид. Мера сходства (различия) этих рядов s , подвергнутая линейному преобразованию с целью выполнения метрической аксиоматики и есть $d^{(s)}$ -расстояние между объектами x_i и x_j .

Класс $d^{(s)}$ -метрик отличается большим разнообразием, которое определяется множеством употребляемых преобразований φ и мер подобия s .

В качестве преобразования φ , как уже отмечалось, может использоваться, например, преобразование d_{ik} в ранговую величину $\varphi(d_{ik}) = \text{rank}(d_{ik})$. Это следует делать тогда, когда интерес представляет не собственно значение расстояний d_{ik} , а только порядок удаленностей объектов выборки от диагностического прецедента x_i . Другой вариант — преобразование d_{ik} в классификационный показатель. В этом случае объекты выборки, проранжированные по степени удаленности от диагностического прецедента, заменяются идентификатором диагностического класса, образно говоря, «окрашиваются» в цвета своего класса.

Выбор какого-либо преобразования зависит от того, на каком аспекте структуры данных исследователь решает сделать акцент. Если больший интерес вызывает геометрическая структура, то следует непосредственно использовать расстояние d_{ik} или перейти к ранговому переменным. Если же преобладает желание оценивать сходство и различие диагностических прецедентов с большим учетом информационного аспекта как локально-оптимальных классификаторов, то предпочтительнее выглядит переход к классификационным переменным. Тогда в окончательном виде $d^{(s)}$ -метрика будет выражать различие классификаций объектов выборки, осуществляемых по расстояниям от этих объектов до диагностических прецедентов. Такое применение $d^{(s)}$ -метрик эквивалентно подходу к сравнению различных эвристических алгоритмов распознавания образов, изложенному в /Вешпорт А. М. и др., 1989/.

Выбор меры подобия s строк исходной матрицы D после преобразования $\varphi(d_{ik})$ зависит, с одной стороны, от вида этого преобразования и, с другой стороны, от того, какие особенности сформированных рядов $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$ ($k = \overline{1, N}$) имеется намерение оттенить при определении их сходства (различия). Прямой способ основан на вычислении расстояния, например, евклидова, между $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$. В данном случае не нужно дальнейшего преобразования для соблюдения метрического требования неравенства треугольника, так как это требование выполняется автоматически, и $d^{(s)}$ -метрика выглядит следующим образом.

$$d^{(s)}(x_i, x_j) = d^{(d)}(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^N [\varphi(d_{ik}) - \varphi(d_{jk})]^2. \quad (3.64)$$

Метрика $d^{(d)}(x_i, x_j)$ может применяться, когда $\varphi(d_{ik})$ представлено количественной или ранговой величиной. Как указывалось выше, привлекательность $d^{(d)}$ -метрики обуславливается тем, что при переходе к ней не требуется дополнительного преобразования, обеспечивающего выполнение неравенства треугольника. Однако $d^{(d)}$ -метрика нивелирует важные особенности рядов $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$, для сравнения которых ценность представляет не столько сумма различий $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$, сколько иерархия близостей объектов выборки к x_i и x_j , измеренных в локальных метриках $d_j(x_i, x_k)$ и $d_j(x_j, x_k)$. Поэтому бывает более целесообразно использовать в качестве меры подобия рядов $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$ ($k = \overline{1, N}$) тот или иной коэффициент связи, например коэффициент корреляции Пирсона r , τ -Кендалла и др. Если преобразование $\varphi(d_{jk})$ дает классификационную переменную, то мерой подобия может служить какой-либо коэффициент сопряженности для номинальных переменных.

Для того, чтобы привести употребленный коэффициент связи $s = s[\varphi(d_{ik}), \varphi(d_{jk})]$ к мере различия $d^{(s)}(x_i, x_j)$, интерпретирующейся как расстояние между x_i и x_j , достаточно применить дополнительное преобразование вида $f(s) = b - s$. Функция $f(s)$ должна быть неотрицательной, и для нее должно выполняться неравенство треугольника $f(s_{ij}) \leq f(s_{il}) + f(s_{lj})$. Первое условие неотрицательности $f(s)$ легко выполнимо. Так как большинство коэффициентов связи изменяется в пределах от -1 до $+1$, можно применить, например, следующее преобразование

$$d^{(s)}(x_i, x_j) = \frac{1 - s_{ij}}{2}. \quad (3.65)$$

В этом преобразовании осуществляется также масштабирование для того, чтобы $d^{(s)}(x_i, x_j)$ принимало значение от 0 до 1.

В таком виде выражение (3.65) удовлетворяет первым двум аксиомам метрики — минимального различия объекта с самим собой и симметричности. Однако при использовании в качестве меры подобия s , например, коэффициента корреляции Пирсона в отдельных случаях возможны нарушения неравенства треугольника. В то же время, как показывает опыт, эти нарушения обычно незначительны. Поэтому подстановка коэффициента корреляции Пирсона r в формулу (3.65) дает на практике достаточно хорошие результаты.

Если при использовании какого-либо коэффициента связи в матрице $d^{(s)}$ -расстояний замечаются значительные нарушения неравенства треугольника, то они устраняются путем перехода к модели с так называемой аддитивной константой. Это выглядит как добавление к выражению (3.65) некоторой постоянной величины, представляющей собой минимально возможное постоянное слагаемое, при котором неравенство треугольника выполняется для всех троек объектов из анализируемой выборки. Особенности решения задачи определения аддитивной константы рассматриваются в /Carrol J. D. et al., 1970; Saito T., 1978/.

Особое место среди различных $d^{(s)}$ -метрик занимает метрика:

$$d^{(\tau)}(x_i, x_j) = \frac{1 - \tau_{ij}}{2}, \quad (3.66)$$

где $\tau_{ij} = \tau[\varphi(d_{ik}), \varphi(d_{jk})]$ — коэффициент связи τ — Кендалла между ранговыми переменными $\varphi(d_{ik})$ и $\varphi(d_{jk})$ ($k = \overline{1, N}$). Как будет показано ниже, для $d^{(\tau)}$ -метрики всегда выполняются все требования, предъявляемые к метрикам, в том числе и неравенство треугольника.

Для доказательства данного утверждения напомним, что τ -Кендалла (2.5) вычисляется также по формуле

$$\tau_{ij} = \frac{4P_{ij}}{N(N-1)} - 1, \quad (3.67)$$

где P_{ij} — количество пар, для которых совпадает порядок на ранговой переменной x_i с порядком на другой ранговой переменной x_j .

В выражении (3.67) величина $p_{ij} = 2P_{ij} / N(N-1)$ трактуется как вероятность того, что два случайно выбранных объекта из N объектов имеют одинаковый порядок на x_i и на x_j .

С учетом (3.67) и введенного обозначения p_{ij} выражение (3.66) примет вид

$$d^{(\tau)}(x_i; x_j) = 1 - p_{ij}. \quad (3.68)$$

Таким образом, неравенство треугольника запишется следующим образом

$$(1 - p_{ij}) \leq (1 - p_{il}) + (1 - p_{lj}) \quad (3.69)$$

или

$$p_{ij} \geq p_{il} + p_{lj} - 1. \quad (3.70)$$

Так как количество пар объектов, у которых совпадает порядок на признаках x_i и x_j равно количеству пар объектов, у которых этот порядок одновременно совпадает на двух парах признаков $(x_i \text{ и } x_l)$ и $(x_l \text{ и } x_j)$ плюс количество пар объектов, у которых этот порядок одновременно не совпадает на этих же двух парах признаков, то справедливо следующее соотношение

$$p_{ij} = p_{il} p_{lj} + (1 - p_{il})(1 - p_{lj}). \quad (3.71)$$

Подставив (3.71) в (3.70), путем несложных алгебраических преобразований нетрудно убедиться, что неравенство треугольника (3.70) выполняется для всех значений $p_{ij}, p_{il}, p_{lj} \leq 1$. Следова-

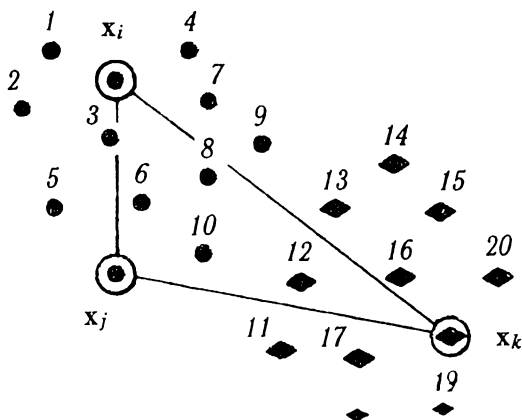


Рис. 3.20. Пример распределения объектов на плоскости

Таблица 3.2

Ранги расстояний объектов выборки до опорных объектов

Опорные объек- ты	Номера объектов											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
x_i	3	6	2	4	9	7	5	8	10	11	16	14
x_j	14	8	6	15	4	10	10	5	11	3	7	9
x_k	23	22	19	18	20	16	16	14	13	12	10	9

Продолжение табл. 3.2

Опорные объек- ты	Номера объектов										
	13	14	15	16	17	18	19	20	i	j	k
x_i	13	15	17	18	19	21	23	22	1	12	20
x_j	13	19	20	17	16	18	22	23	10	1	21
x_k	10	11	7	3	5	6	2	4	21	17	1

тельно, принимая во внимание справедливость для $d^{(\tau)}(x_i, x_j)$ метрических требований минимального расстояния объекта до самого себя и симметричности, выражение (3.66) удовлетворяет всем требованиям, предъявляемым к метрикам.

Рассмотрим пример, иллюстрирующий определение расстояний между объектами в $d^{(s)}$ -метрике. На рис. 3.20 изображено множество точек (объектов), среди которых выделено 3 объекта — x_i , x_j и x_k . Евклидово расстояние между этими точками в плоскости рисунка, нормированное по отношению к максимальному расстоянию между точками данного множества d_{\max} , составляет соответственно $d^{(E)}(x_i, x_j) = 0,38$; $d^{(E)}(x_i, x_k) / d_{\max} = 0,78$; $d^{(E)}(x_j, x_k) / d_{\max} = 0,61$. Для вычисления $d^{(s)}$ -расстояний между этими же объектами выберем вариант $d^{(s)}$ -метрики — метрику $d^{(\tau)}$ (3.66). В таблице 3.2 представлены ранги расстояний объектов рассматриваемого множества до выделенных опорных объектов x_i , x_j и x_k . Вычислив коэффициенты связи Кендалла по формуле (2.5), τ_{ij} , τ_{ik} и τ_{jk} и подставив эти коэффициенты в (3.66), получим следующие $d^{(\tau)}$ -расстояния: $d^{(\tau)}(x_i, x_j) = 0,28$; $d^{(\tau)}(x_i, x_k) = 0,92$; $d^{(\tau)}(x_j, x_k) = 0,72$.

Если теперь сравнить полученные $d^{(\tau)}$ -расстояния с евклидовыми расстояниями, то нетрудно заметить, что малое евклидово расстояние между x_i и x_j еще больше уменьшилось, а относительно большие евклидовы расстояния между x_i и x_k , x_j и x_k еще больше увеличились. Объяснение подобному факту кроется в специфике приведенного распределения точек на рис. 3.20. Как видно из данного рисунка, это распределение неравномерно и в нем визуально выделяются два кластера (кружки и ромбики). Первому кластеру (кружки) принадлежат точки x_i и x_j , а во второй (ромбики) входит точка x_k . Именно благодаря указанному обстоятельству использованная $d^{(\tau)}$ -метрика дает отмеченный эффект. Здесь проявляется, по-видимому, одно из фундаментальных свойств $d^{(\tau)}$ -метрики — сближать объекты внутри кластеров и увеличивать удаленности объектов из разных группировок. Данное свойство нуждается в самостоятельном изучении, которое выходит за рамки настоящей книги.

После приведения матрицы D с нарушенными метрическими отношениями между ее элементами, которые происходят из-за различия пространств описания у разных диагностических прецедентов, к матрице $d^{(s)}$ -расстояний исследование структуры совокупности диагностических прецедентов (обучающей выборки как совокупности локально-оптимальных классификаторов) может производиться всеми доступными методами и алгоритмами, использующими геометрическую метафору данных и описанными в п. 3.4. Сюда относятся алгоритмы автоматического группирования (кластерный анализ, иерархическое группирование, определение «точек сгущения») и методы визуализации данных, для которых исходной информацией служит матрица расстояний (многомерное шкалирование, адаптивная развертка). Вычисленные элементы матрицы $d^{(s)}$ -расстояний трактуются как различия диагностических прецедентов. Поэтому указанные алгоритмы и методы, нацеленные на выявление неоднородностей в матрице расстояний, позволяют, например, выделить группы диагностических прецедентов, обладающих схожими диагностическими свойствами, устранить их возможное дублирование и отобрать наиболее ценные.

Анализ геометрической структуры диагностических прецедентов, запечатленной в матрице $d^{(s)}$ -расстояний, как указывалось в предыдущем разделе, является творческой задачей, не имеющей штампов. Полезную информацию о стратификационной структуре диагностических классов могут дать иерархические алгоритмы. При этом их применение следует стремиться сопровождать попытками осмысления образующихся группировок на каждом шаге какой-либо агломеративной или дивизим-

ной процедуры. Такое осмысление достигается путем тщательного анализа типичных представителей (центров) выделяющихся группировок, за которыми стоят реальные индивидуумы, подвергавшиеся психодиагностическому обследованию. Если не удастся понять, какая общая характеристика объясняет ту или иную группировку, то нужно рассмотреть группировку более высокого уровня и т. д. При использовании методов визуализации геометрической структуры данных, как уже говорилось в п. 3.4, эффективным является комбинированное сопоставление отображений изучаемых диагностических прецедентов на плоскости или в 3-мерные объемы латентных переменных, полученных методами многомерного шкалирования, с результатами, предоставляемыми, например, алгоритмом адаптивной развертки (иллюстрация приведена на рис. 3.16).

Потенциальная область приложения $d^{(s)}$ -метрик не ограничивается задачей построения экстенциональных распознающих алгоритмов, опирающихся на оценки сходства (многомерной близости) с диагностическими прецедентами. В целом ряде других областей исследователю приходится сталкиваться с теми или иными нарушениями метрических отношений между элементами матриц экспериментальных данных. В частности, в социологии нередко встречаются асимметричные матрицы, когда строки и столбцы соотносятся, по сути, с одними и теми же вещами, но отражают разные аспекты. Например, строки могут соответствовать местам иммиграции, а столбцы — тем же местам, но рассматриваемым как центры эмиграции /Справочник..., 1990/. Преобразование таких матриц и приведение их к виду, пригодному для геометрической интерпретации, считается многими авторами серьезной проблемой (например, Harshman R. A., 1972; Baker R. F. et al., 1977; Escoufier I. et al., 1980; Constantine A. G. et al., 1981). В то же время, одно из возможных решений данной проблемы заключается в переходе от асимметричной матрицы данных к матрице $d^{(s)}$ -расстояний.

В свете описанных в данном разделе представлений о локальных метриках и об их ценности для экстенционального распознавания разумно предположить, что один и тот же объект (эмпирический факт) в зависимости от заданного контекста может поворачиваться разными гранями своего многомерного описания. То есть к любому объекту, запечатленному в памяти как целостная многомерная структура, «привязан» набор различных локальных метрик, каждая из которых оптимизирует иерархию его сходства (различия) с другими объектами согласно целям определенной задачи отражения отношений между объектами реального или идеального мира.

Представление о контекстно зависимых локальных метриках позволяет объяснить случаи нарушения метрических отношений между элементами матрицы данных, которые наблюдаются в отдельных экспериментах по изучению различных феноменов психического отражения с помощью техник ранжирования и парных сравнений.

Например, в /Крылов В. Ю., 1990/ описан эксперимент по исследованию субъективного пространства ценностных ориентаций личности с помощью известной методики ранжирования М. Рокича (использована модификация методики). Анализируя результаты парных сравнений разных ценностей, которые были произведены в дополнение к традиционному ранжированию этих ценностей, автор замечает, что в матрице парных различий имеются такие тройки, для которых нарушается неравенство треугольника. В частности, сравнивая активную деятельность (x_1), жизненную мудрость (x_2) и здоровье (x_3), респондент дал следующие оценки различий по важности пар: $d_{12} = 2$; $d_{13} = 1$; $d_{23} = 7$. Содержательно это означает, что респондент считает близкими по важности пары ценностей: «активная деятельная жизнь и жизненная мудрость», а также «активная деятельная жизнь и здоровье». Однако считает далекими по важности здоровье и жизненную мудрость. Тем самым, хотя данные оценки (каждая по отдельности) являются интуитивно приемлемыми, их нельзя интерпретировать как геометрические расстояния между ценностями ($d_{23} \geq d_{12} + d_{13}$) и, соответственно, невозможно изобразить исследуемые ценности в виде точек в некотором субъективном пространстве ценностных ориентаций.

Отмеченный факт правдоподобно объяснить существованием у испытуемого не одного, а нескольких субъективных подпространств с различными свойствами (локальных метрик), связанных с отражаемыми объектами. Так как внешние условия эксперимента являются постоянными, то смена локальных метрик может происходить вследствие изменения контекста, инициируемого различными парами сравниваемых объектов. Это влечет за собой разнокачественное восприятие сходства объектов и выражается в нарушении метрической аксиомы неравенства треугольника, которого бы не произошло, если бы субъективное пространство оставалось неизменным в ходе всего эксперимента.

Подводя итог материалу, изложенному в данном разделе, кратко охарактеризуем этапы конструирования экстенционального алгоритма распознавания, в котором каждый объект обучающей выборки рассматривается как самостоятельный локально-оптимальный классификатор.

1) Работа с отдельным объектом x_i .

— Центрирование экспериментальных данных относительно изучаемого объекта x_i , то есть переход к новой векторной переменной, например, $\Delta_i = |x - x_i|$ или $\Delta_i = (x - x_i)(x - x_i)$ и т. п.

— Выбор критерия оптимальности локальной взвешенной метрики $d_i(x_i, x_j) = w_i' \Delta_{ij}$.

— Выбор метода нахождения весового вектора w_i' удовлетворяющего критерию оптимальности локальной взвешенной метрики.

— Определение весового вектора w_i и построение гистограммы распределения величины $w_i' \Delta_i$ для всего множества объектов обучающей выборки (распределения расстояний, измеренных в построенной локальной метрике, от объектов обучающей выборки до изучаемого объекта x_i).

— Изучение построенной гистограммы. Оценка «сферы влияния» диагностического прецедента x_i — выделение на гистограмме областей, насыщенных объектами какого-либо одного диагностического класса; оценка истинной размерности окрестности x_i , то есть оценка относительного местоположения объекта x_i (ближе к краю распределения объектов или ближе к центру располагается x_i).

2) Анализ совокупного взаимодействия диагностических прецедентов.

— Применение методов построения коллективов решающих правил (каждый диагностический прецедент с соответствующей локальной метрикой считается самостоятельным классификатором), определение областей компетентности, построение алгоритмов вычисления оценок (АВО) и т. п.

— Исследование множества диагностических прецедентов методами анализа многомерных структур:

а) построение матрицы $D = \{d_{ik}\}$, в которой элемент d_{ik} есть расстояние от диагностического прецедента до k -го объекта выборки, измеренное в локальной метрике $d_i(x_i, x_k)$.

б) преобразование матрицы D в матрицу $d^{(s)}$ — расстояний.

в) обработка $D^{(s)}$ -матрицы алгоритмами автоматического группирования данных и методами проецирования данных на плоскости или в 3-мерные объемы для визуального анализа геометрической структуры.

— Интерпретация полученных результатов:

а) оценка типов выявленных группировок диагностических прецедентов (гиперэллипсоиды рассеивания, цепочечная структура и др.).

б) анализ стратификационной структуры множества диагностических прецедентов;

в) осмысление группировок диагностических прецедентов (сравнение типичных представителей разных группировок и под-

робный анализ каждого типичного представителя по отдельности, анализ и интерпретация связей признаков внутри выделенных группировок, поиск закономерностей образования кластеров, рассмотрение гистограмм распределения расстояний от типичных представителей до объектов обучающей выборки и др.).

3) Построение результирующего диагностического алгоритма. — Для экстенциональных процедур распознавания переход к результирующему диагностическому алгоритму заключается в минимизации множества диагностических прецедентов при условии сохранения заданного уровня ошибок классификации. Такой переход возможен уже на этапе работы с отдельным объектом x_i , для которого строится оптимальная локальная метрика $d_i(x_i, x_j)$. Основание для этого перехода дает анализ гистограммы распределения расстояний от объектов обучающей выборки до x_i , измеренных в локальной метрике. В случае достаточно простых структур диагностических классов (например, гипершаров или гиперэллипсоидов рассеивания) для отдельных объектов на упомянутых гистограммах будет наблюдаться явное разделение объектов разных диагностических классов. В более сложных случаях минимизация количества диагностических прецедентов достигается с помощью методов построения коллективов решающих правил, либо на основании данных анализа многомерной структуры множества диагностических прецедентов из этого множества устраняются близко расположенные объекты, принадлежащие одинаковым классам, и оставляются только типичные представители выделенных группировок, имеющие максимальную «сферу влияния».

— Анализ многомерной структуры множества диагностических прецедентов нередко позволяет «нащупать» закономерности образования этой структуры и представить данные закономерности в виде той или иной интенциональной диагностической модели, основанной на операциях с признаками. Разнообразие таких интенциональных моделей определяется разнообразием возможных типов структур.

Рассмотренная технология конструирования диагностических алгоритмов имеет близкую аналогию с тем, что в медицинской практике получило название клинического подхода. Для такого подхода характерно, с одной стороны, восприятие диагностируемого объекта как целостной многомерной структуры во всем многообразии ее проявлений и, с другой стороны, тщательное раскрытие и запечатление индивидуальных особенностей каждого клинического случая — диагностического прецедента. В этом подходе значительную роль играет интуиция, которая, как показано, например в /Грановская Р. М. и др., 1991/, тесно связана с правосторонними операциями мышления, опирающегося на оценки многомерного сходства с ранее зафик-

сированными целостными эмпирическими фактами. Поэтому об интуиции во врачебном мире говорят чаще всего испытанные в медицинской науке и медицинском опыте авторитеты /Тарасов К. Е. и др., 1989/ и интуиция свойственна врачу-клиницисту, имеющему большой клинический опыт и научную эрудицию, наделенному огромными ассоциативными способностями.

Особенностью клинического подхода, которой, в частности, определяется его непреходящая ценность, является то, что он использует значительный запас эмпирических данных, не охватываемых теорией. Эта особенность роднит данный подход со всей совокупностью экстенсимальных методов распознавания, основанных на операциях с объектами (эмпирическими фактами). В то же время любой отдельный эмпирический факт не просто, автоматически, складывается в копилку диагноста, а поступает туда только после всестороннего анализа и осмысления его индивидуальности в контексте той или иной конкретной диагностической задачи. Это эквивалентно преобразованию описания объекта, подчеркиванию одних его атрибутов и затушевыванию остальных, позволяющему некоторым образом оптимизировать иерархию оценок сходства (многомерной близости в индивидуальном пространстве признаков) изучаемого объекта с другими известными эмпирическими фактами. Такая процедура преобразования описания объекта была названа в данном разделе конструированием локальной метрики. По-видимому, формирование высококвалифицированного специалиста, владеющего клиническим методом, зависит не только от объема накопленных эмпирических сведений, но и от того, под каким углом зрения, насколько оптимально он способен преломлять поступающую информацию перед ее запечатлением в памяти. Чем сильнее отклоняется преобразование информации от оптимального (оптимальной локальной метрики изучаемого объекта), тем слабее опыт учит специалиста. И, наоборот, при правильно организованной переработке информации о диагностируемых объектах достижение эффективных диагностических решений возможно на основании сравнительно небольшого (минимального) эмпирического опыта, так как в данном случае для каждого диагностического прецедента обеспечивается максимальная сфера действия. Отсюда видна также роль различных показательных примеров в обучении искусству диагностики, которые есть объекты (эмпирические факты) с оптимизированным описанием, представляющие типичные (центры группировок диагностических прецедентов) или наиболее яркие (наиболее выраженные, то есть удаленные от других диагностических классов) случаи из клинической практики.

Аналогично происходит компьютерная обработка экспериментальной информации в рассматриваемом подходе. Для каж-

дого отдельного объекта обучающей выборки ищется собственная локальная метрика, максимизирующая выбранный критерий иерархии близости к нему других объектов. Эта локальная метрика, если ей дать несколько упрощенное определение, представляет собой список признаков с теми или иными весами, которые нужно употреблять при измерениях сходства изучаемого объекта с остальными эмпирическими фактами. Точно так же, как и в упомянутом выше клиническом подходе, эффективность диагностического результата здесь зависит от того, насколько удачно выбран критерий оптимальности локальной метрики и какой алгоритм используется для поиска ее параметров, удовлетворяющих заданному критерию. Как уже отмечалось, единого рецепта для выбора указанных критериев и алгоритма не существует. Поэтому результаты решения одной и той же диагностической задачи разными методами могут в какой-то мере отличаться друг от друга. В то же время главным показателем для сравнения примененных методов является способность достигать максимального уровня правильного распознавания при использовании минимального количества диагностических прецедентов.

Как и клинический подход, данный подход, непосредственно опирающийся на целостные эмпирические факты, представляет особую ценность там, где недостаточно развиты теоретические представления об изучаемых феноменах, находящие выражение в виде правил обращения с атрибутами объектов (интенциональные модели), и отражающие осмысленные закономерности в структуре экспериментального материала. Но это не означает, что рассматриваемый подход следует воспринимать только через призму чистой эмпирии. Напротив, оптимизация описания каждого диагностического прецедента в отдельности, обуславливающая достижение максимально возможного положительного эффекта экстенционального распознавания, является необходимым шагом для дальнейшего выявления более глубоких и общих закономерностей структуры диагностических классов. Без такой оптимизации исследование указанной структуры всегда затрудняется из-за возникновения множества лишних, мелких и отвлекающих деталей, продуцируемых различными «шумящими» элементами в исходном описании объектов.

Для исследования закономерностей в структуре множества диагностических прецедентов привлекательным является использование мощного и хорошо развитого аппарата компьютерного анализа структур многомерных данных, описанного в п. 3.4. Единственным препятствием для этого служит лишь то, что каждому диагностическому прецеденту в рассматриваемом подходе соответствует собственная, специально сконструированная локальная метрика (собственное описание), а не общее про-

странство признаков с одинаковыми для всех объектов метрическими свойствами. Отмеченное препятствие преодолевается путем измерения расстояний между диагностическими прецедентами в предложенной $d^{(s)}$ -метрике, которая является мерой различия иерархий близости объектов обучающей выборки к сравниваемым диагностическим прецедентам. Иначе говоря, $d^{(s)}$ -расстояние между двумя диагностическими прецедентами выражает различие отношений их сходства с другими объектами, определенных в соответствующих двух разных локальных метриках. Эффективным приемом для перехода к $d^{(s)}$ -расстояниям, не требующим подгонки аддитивной константы для удовлетворения метрической аксиомы неравенства треугольника, служит преобразование (3.66), основанное на сравнении двух ранговых последовательностей.

После перехода к матрице $d^{(s)}$ -расстояний между диагностическими прецедентами экспериментальные данные подготовлены для исследования множества этих прецедентов методами анализа структуры многомерных данных. При этом априорно известно, что окрестность каждого диагностического прецедента максимально насыщена объектами его собственного диагностического класса (следствие предыдущего этапа конструирования локальных метрик). Однако совершенно неизвестно, насколько однородными являются распределения внутри диагностических классов, какое относительное положение занимает тот или иной диагностический прецедент и т. п. Ответы на подобные вопросы могут дать результаты применения методов автоматического группирования и алгоритмы проецирования данных в пространство меньшей размерности. Может случиться так, что эти результаты укажут на достаточность представления какого-либо диагностического класса одним или, например, несколькими диагностическими прецедентами без снижения качества распознавания. Но более интересные выводы могут последовать, если удастся заметить некоторую общую закономерность, проливающую свет на природу исследуемого феномена и позволяющую предложить экономичную интенциональную модель распознавания изучаемого явления. Примеры таких выводов будут рассмотрены в следующей главе практических результатов применения экстенциональных методов распознавания образов в психодиагностике.

Нельзя не сказать, что реализация изложенного подхода к построению диагностических процедур требует произведения чрезвычайно большого количества вычислений. Являясь по своей сути достаточно прозрачным, этот подход еще в сравнительно недалеком прошлом был недоступен рядовому исследователю, не располагавшему высокопроизводительной компью-

терной техникой с удобными средствами хранения и отображения высокоразмерной экспериментальной информации. Теперь такая техника в виде персональных компьютеров или рабочих станций вошла в обиход экспериментатора. Поэтому рассмотренная технология анализа данных может быть полезна широкому кругу исследователей и практиков, имеющих дело со сложными объектами и явлениями.

Врач или психолог, применяя изложенный подход, получает в свое распоряжение не только мощное диагностическое средство, но также ценную возможность непрерывно совершенствовать и обогащать это средство материалом из собственной диагностической практики. Это происходит естественным образом по мере поступления в базу данных результатов обследования каждого нового испытуемого с помощью той или иной методики. Поступившие результаты с учетом выводов о принадлежности нового испытуемого какому-либо диагностическому классу, сделанных на основании известных выходных показателей примененного теста либо по указанию экспериментатора, подвергаются обработке с целью конструирования локальной метрики для нового эмпирического факта. Затем следует решение о включении обработанного объекта с оптимизированным описанием в набор диагностических прецедентов, на оценках близости с которыми строится распознающий алгоритм. Указанное решение при достаточных ресурсах памяти и быстродействии экстенционального распознающего алгоритма может приниматься автоматически — любой новый эмпирический факт всегда заносится в банк диагностических прецедентов. В то же время целесообразно осуществлять принятие решения осмысленно, определяя возможность повышения качества диагностики, вносимую новым диагностическим прецедентом. Для этого достаточно произвести формальные вычисления уровня ошибки распознавания на ранее использовавшейся обучающей выборке с добавлением нового объекта и сравнить полученное значение с достигнутым на предыдущих этапах уровнем ошибки. С другой стороны, менее формальный способ заключается в подробном анализе ближайшего по $d^{(s)}$ -расстояниям окружения нового объекта, способном дать ответ на вопрос, насколько дублирует поступающая экспериментальная информация уже накопленные эмпирические факты.

Таким образом, происходит постоянное развитие экстенционального диагностического алгоритма и это развитие непосредственно связано с текущей практикой специалиста, использующего данный алгоритм, что помогает оперативно подстраивать его в соответствии с меняющимися условиями, не пренебрегая ни одним диагностическим случаем из собственного эмпириче-

ского опыта. По-видимому, любой специалист периодически ощущает превышение некоторого порога для объема поступившей новой информации, сигнализирующего о необходимости в очередной раз окинуть взором все накопленные сведения, обобщить их, очистить от лишнего и, может быть, попытаться переосмыслить и найти оригинальные закономерности в ряду эмпирических фактов из личной практики. Тогда компьютерная технология ведения баз данных позволяет извлечь из памяти полную совокупность экспериментальных результатов, в том числе и результаты, не включенные в действующий экстенсиональный алгоритм распознавания, и заново пройти описанные выше этапы конструирования локальных метрик, обобщения и поиска закономерностей в структуре множества диагностических прецедентов с оптимизированным описанием. Очевидно, такая периодическая ревизия индивидуального практического опыта специалиста, в которой реализуется максимально бережное отношение к каждому эмпирическому факту, способствует как повышению валидности и надежности используемого диагностического инструментария, так и росту профессиональных качеств врача или психолога.

Подход, основанный на конструировании для каждого диагностического прецедента собственной локальной метрики, является более мощным и по иному раскрывает информационный потенциал экспериментально-психологических данных, чем это происходит при использовании традиционных линейных диагностических моделей. Он применим не только для разработки алгоритмов диагностики новых психологических конструкторов, но и для совершенствования известных психодиагностических методик. В этом случае традиционные психодиагностические шкалы выступают в роли экспериментальных внешних критериев для формирования обучающих выборок. При такой постановке задачи возникает интересный эффект обучения «хорошего» ученика «плохим» учителем. Он заключается в том, что несмотря на нечеткость и значительные искажения оценок, даваемых «плохим» учителем (традиционной линейной диагностической моделью), «хороший» ученик (экстенсиональный алгоритм) способен превзойти по результатам своего учителя. Более того «хороший» ученик способен выявлять внутреннюю неоднородность того, что для «плохого» учителя представляется аморфным облаком, являющуюся предпосылкой для обнаружения новых закономерностей. Этот эффект нуждается в самостоятельном подробном рассмотрении, которое выходит за рамки данной книги. Использование указанного эффекта на практике дает возможность как совершенствовать распространенные психодиагностические методики, так и «реанимировать» многие разработ-

ки, не нашедшие широкого употребления из-за недостаточной эффективности.

Еще одной полезной особенностью подхода, связанного с конструированием локальных метрик, является возможность его использования для анализа таблиц экспериментальных данных с пропущенными значениями. Как известно, такая ситуация нередко встречается в исследовательской практике, когда эксперимент растянут на месяцы и даже годы и трудно производить обследования каждого объекта по полной программе. Обычно «пустые» окошки в таблице данных, появившиеся по той или иной причине, заполняют, используя средние значения соответствующих признаков, определенные по всем объектам или по части объектов выборки. Применяется также прямое перенесение в «пустое» окошко значения признака, заимствованного у ближайшего по заполненным частям объекта. Известны другие, более изощренные варианты решения данной проблемы (см. например Енюков И. С., 1986). В то же время при конструировании для диагностических прецедентов собственных локальных метрик необходимость в восстановлении пропущенных значений отсутствует — пустые части естественным образом не включаются в анализ.

4. ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ: РАЗРАБОТКА МЕТОДИК ЭКСПРЕСС-ДИАГНОСТИКИ ПСИХИЧЕСКОЙ АДАПТИВНОСТИ

Из множества практических примеров применения компьютеров для решения психодиагностических задач сравнительно несложно было выбрать результаты, относящиеся к разработке тестовых методик экспресс-диагностики психической адаптивности. Эта разработка велась на протяжении нескольких лет, приблизительно с начала и до конца 80-х годов, и включала в себя широкомасштабные исследования, возможность проведения которых была обеспечена применением автоматизированной системы сбора и обработки экспериментально-психологических данных /Воробьев В. М. и др., 1981/. Масштаб исследований можно охарактеризовать тем, что каждый год тестирование только по базовым методикам охватывало не менее 2000 человек. К базовым методикам относились: опросник, MMPI, тест 16PF Р. Кэттелла, методика определения уровня невротизации и психопатизации, методика незаконченных предложений и некоторые другие. Параллельно с тестированием испытуемые подвергались углубленному исследованию, проводимому специально подготовленными психологами, медицинскими психологами и психиатрами. Кроме того, экспериментальный материал был насыщен дополнительными данными психофизиологических измерений, социально-психологическими данными, результатами пролонгированных исследований и сопровождался отслеживанием различных показателей деятельности испытуемых.

Другая сторона описываемых ниже результатов, делающая их привлекательными для иллюстрации возможностей компьютерной психодиагностики, связана с использованием полиморфного внешнего критерия, отражающего общие адаптивные способности психики человека или, иными словами, психическую адаптивность. Полиморфность указанного внешнего критерия обуславливает сложную и неоднородную структуру диагностических классов, которую невозможно достаточно точно описать традиционными линейными диагностическими моделями. Поэтому определенный интерес представляет иллюстрация взглядов разработчиков методик экспресс-диагностики психической адаптивности в их развитии. Эти взгляды эволюционировали по мере изучения феномена психической адаптивности и постепенно смещались от интенциональных методов диагностики к экстенциональным алгоритмам распознавания исследуемого феномена.

И, наконец, немаловажной является практическая значимость представленных результатов экспериментально-психоло-

гических исследований. Эти результаты на протяжении ряда лет используются в целях экспресс-диагностики при проведении профессионального психологического отбора в специальные высшие учебные заведения и хорошо зарекомендовали себя в данной области. Кроме того, эффективность разработанных методик диагностики психической адаптивности имеет подтверждения в других областях /Воробьев В. М. и др., 1985; Бушурова В. Г., 1988; Коновалова Н. Л., 1990/.

4.1. Объекты, методика и условия эксперимента

Объектами исследования являлись лица, поступавшие в специальные (военные, военно-морские, морские) высшие учебные заведения. Общими чертами указанного контингента можно считать возрастные особенности, принадлежность к мужскому полу, образовательный ценз, ориентацию на получение высшего образования и на дальнейшую работу в особых условиях. Говоря более конкретно, возраст обследованных составлял в основном 17-20 лет. Это как раз тот период, когда психофизиологический базис личности уже сформировался, в то время как социальный статус еще находится в стадии активного формирования. В ряде случаев в данном возрасте еще не успевает завершиться пубертатный криз, что накладывает особенности на проявление характерологических черт. Принадлежность к мужскому полу также отражается на формировании личности. Жизненный опыт абитуриентов определяется рамками взаимоотношений в семье, школе, профессионально-техническом училище или техникуме. В основном все обследованные не были женаты и не имели опыта общения в производственных коллективах.

Указанные лица подвергались амбулаторному осмотру экспертами психиатрами и психологами во время прохождения медицинской комиссии. При этом основу для вынесения того или иного диагностического заключения составляла методика психолого-психиатрического обследования, разработанная на кафедре психиатрии Военно-медицинской академии им. С. М. Кирова/Метод. пособие..., 1980/. Экспертами оценивалась нервно-психическая неустойчивость, под которой понимается свойство психики, характеризующееся широким диапазоном признаков неблагополучия в нервно-психической сфере, независимо от их нозологической принадлежности. Этим подчеркивается донозологический уровень расстройств, описываемых в терминах нервно-психической неустойчивости. Считается, что со степенью ее выраженности связан высокий риск срыва нервно-психической деятельности под влиянием неблагоприятных факторов среды.

Оценка нервно-психической неустойчивости в настоящем исследовании производилась в несколько более широком понимании с учетом компенсаторных свойств личности. В таком понимании она трактуется как уровень общих адаптивных способностей личности — способностей достигать адаптированного состояния в широком диапазоне изменяющихся внешних условий. В связи с этим учитывались условия жизни и деятельности, которые имеются в упоминавшихся учебных заведениях и к которым данные заведения готовят своих выпускников.

Характеризуя первые условия, надо отметить замкнутость коллективов, учебных групп, где с самого начала проявляются коммуникативные свойства каждого индивида, его способности строить свои взаимоотношения с членами группы, а также без существенного ущерба переносить подчинение равным себе по возрасту. Другим условием, общим для всех учащихся, является жестко регламентированный образ жизни, соблюдение распорядка дня, необходимость готовиться к занятиям в отведенные часы. Это, в свою очередь, связано с ломкой прежних стереотипов. Приспособиться к такому регламенту могут помешать как повышенная лабильность, неустойчивость эмоционально-волевых функций, так и их ригидность, связанная с замедленным переключением от одного вида деятельности к другому. В третью очередь следует назвать относительно высокие учебные нагрузки. По сравнению с обучением в средней школе система обучения вуза требует большей самостоятельности. Поскольку вузы, в которых проводилось обследование, имеют технический уклон, предъявляются большие требования к математическим способностям. Среди прочих условий можно выделить резкий отрыв от привычного общения, от родных, близких, друзей. В комплексе все это, как правило, вызывает фрустрацию у каждого человека, и в литературе такое явление обычно описывается как «период адаптации», «реакция адаптации» и др.

Вторая группа условий, связанных с последующей профессиональной деятельностью, представляется более размытой, однако и здесь можно отметить много общего для всех будущих специалистов. По существу, это тот же комплекс факторов, связанных с работой в замкнутых коллективах, с удаленностью от семьи, близких, с выполнением сложных профессиональных обязанностей при наличии помех и, нередко, экстремальных обстоятельств. Это — необходимость подчинять свои личные интересы производственным. Зачастую деятельность может быть связана с различными профессиональными вредностями.

С учетом описанных характеристик контингента обследуемых в процессе клинической экспертизы выделялись три основные группы психической адаптивности.

Первая группа включает лиц с достаточно высокими адаптивными способностями. Она имеет следующие особенности. В личном деле кандидата отсутствуют указания на признаки нервно-психической неустойчивости в анамнезе. Результаты наблюдения и беседы свидетельствуют о высокой универсальности их адаптивных качеств. Иногда у лиц данной группы удается выявить отдельные не связанные в комплекс симптомы, упоминаемые в литературе как второстепенные при описании тех или иных болезненных состояний. Так, например, в школьных характеристиках могут отмечаться девиации в поведении, в анамнезе — указания на неблагополучия в семье, неблагоприятную наследственность, перенесенные травмы. Бывают случаи, когда обследуемый обращает на себя внимание ярко выраженными особенностями характера, излишним волнением при беседе. В таких ситуациях тщательно анализируются компенсаторные механизмы. И если выясняется, что, несмотря на незначительный дефект, индивид всегда находил рациональные выходы из сложных ситуаций и раньше ему приходилось адаптироваться к необычным условиям среды, то он относится к первой группе психической адаптивности. Таким образом, главной отличительной чертой этой группы можно считать благоприятный прогноз в отношении адаптации к новым условиям среды и отсутствие предпосылок к срыву адаптивных механизмов. По имеющимся данным к первой группе принадлежит 50-55% всего контингента обследованных.

Вторая группа — это лица с сомнительными характеристиками адаптивных способностей. Несмотря на то, что в их анамнезе не удастся выявить отчетливые состояния дезадаптации, вероятность их развития в данной группе значительно возрастает. Основанием для отнесения ко второй группе являются уже не отдельные разрозненные симптомы, а более или менее систематизированные признаки нервно-психической неустойчивости, позволяющие конкретизировать ее форму. Так, например, любая форма акцентуации характера сужает диапазон адаптивности. Известно, что под акцентуацией характера подразумевается «вариант его нормы, при котором отдельные черты усилены, отчего обнаруживается избирательная уязвимость в отношении ряда психогенных воздействий при хорошей и даже повышенной устойчивости к другим» /Личко А. Е., 1983/. Наиболее неблагоприятными для прогноза успешности адаптации считаются: акцентуация истероидного типа, если она сочетается с болезненным самолюбием и ослаблением торможения в эмоционально-волевой сфере; эпилептоидный тип личности с явлениями ригидности и склонности к застреванию на отрицательном аффекте; сочетание астенических и психастенических черт. Некоторые типы акцентуаций характера в условиях ре-

гламентированного образа жизни, однако, могут несколько нивелироваться. Это можно отметить, в частности, для неустойчивого типа при условии положительных социальных установок личности и сохранной коммуникативности. Гармоническая поддержка психического развития при тех же условиях никогда не является причиной дезадаптации. В то же время в деятельности лица с такими дефектами очень редко достигают значительных успехов и поэтому они также относятся во вторую группу. Кроме личностей с дисгармоническим развитием во вторую группу включаются лица, перенесшие черепно-мозговую травму и нейроинфекции без отдаленных отрицательных последствий. Выявление в период обследования патологических особенностей мышления (обстоятельность, резонерство), эмоций или других функций, даже если не удастся отметить их процессуальной динамики, тоже служат основанием для причисления обследуемого ко второй группе психической адаптивности.

Существенную роль для разграничения второй и следующей групп играет тщательный сбор анамнеза, так как важно выяснить, каким образом те или иные особенности личности проявлялись в различных экстремальных ситуациях и имели ли место в прежней жизни обследуемого периоды психической дезадаптации. В количественном отношении вторая группа менее многочисленна. К ней относится приблизительно 30—35% обследованных.

Третья группа имеет наиболее неблагоприятный прогноз как по отношению к здоровью индивида, так и в плане успешности профессиональной деятельности. Лица, составляющие эту группу, кроме указанных выше признаков нервно-психической неустойчивости, отличаются наличием дезадаптации нервно-психической деятельности уже до поступления в учебное заведение. Нервно-психическая неустойчивость у них проявляется в рамках конкретных нозологических форм. Сюда относятся формы дезадаптации в виде различных психогений, психического инфантилизма, психопатии

Таблица 4.1

Структура третьей группы лиц с низкой психической адаптивностью

№	Преобладающая форма патологических отклонений	Удельный вес в %
1	Кратковременные невротические реакции и неврозы	65
2	Аномалии развития характера	20
3	Психический инфантилизм	7
4	Шизофрения	4
5	Прочие формы нервно-психической неустойчивости	4

тий, алкоголизма и наркомании, шизофрении, маниакально-депрессивного психоза, эпилепсии, органических поражений головного мозга и олигофрении, которая в условиях данного контингента встречается, естественно, лишь в форме крайне легкой дебильности. В целом третья группа является наиболее полиморфной по своему составу. Ее структура в обобщенном виде представлена в таблице 4.1.

По данным этой таблицы видно, что самый большой удельный вес имеют невротические реакции и неврозы. Вслед за ними идут девиации развития личности, задержка психического развития. И относительно небольшую часть третьей группы психической адаптивности составляют лица с последствиями органических поражений головного мозга, шизофрении, эпилепсии и прочие психические расстройства. Таким образом, группа лиц с низкой психической адаптивностью представлена в основном легкими доклиническими формами психопатологических состояний, достаточно аморфных в плане нозологического диагноза, которые принято описывать как препатологии.

Для оценки надежности экспертной оценки исследовались учащиеся вузов, консультировавшиеся у психиатра по поводу самых различных проявлений психической дезадаптации. Число обследованных составило более 300 человек. Среди них оказалось 190 человек, проходивших психолого-психиатрическое обследование при поступлении в вуз. При этом из 190 человек только 44 (23%) были ранее отнесены к 1-й группе психической адаптивности, что подтверждает достаточно высокую достоверность психолого-психиатрической экспертизы абитуриентов. К тому же следует отметить, что среди обследованных, имевших при поступлении в вуз 1-ю группу адаптивности, большинство составили больные шизофренией или другими заболеваниями, которые развились непосредственно в период обучения, в связи с чем их прогнозирование в предшествующий период не представлялось возможным.

Также исследовались катамнезы 90 кандидатов, обнаруживших при первичном осмотре низкую психическую адаптивность, но зачисленных в вуз. В период катамнестического обследования они обучались на разных курсах, и это препятствовало проведению четкого статистического анализа. Однако в целом можно отметить, что меньше половины из них через 1,5-2 года обучения достигали удовлетворительной адаптации к условиям вуза. Притом в числе адаптировавшихся приблизительно 10—15 % составили лица, прогноз которых в отношении дальнейшей профессиональной деятельности нельзя считать хорошим.

Неудовлетворительная адаптация констатировалась в случаях, когда обследуемый отчислялся или высказывал намерение отчислиться из вуза, имел задолженность по учебе, являлся на-

рушителем дисциплины или находился на лечении по поводу заболеваний, связанных с расстройствами нервно-психической сферы. Обследование показало, что в группе кандидатов с низкой адаптивностью частота отчислений в 10 раз превышает среднюю частоту отчислений из вуза. В том числе отчисление по причине нервно-психических заболеваний в 20 раз превышает общую отчисляемость по учебному заведению.

Характеризуя надежность клинических оценок психической адаптивности в целом можно сказать, что она достаточно высока. В то же время необходимо учитывать, что установление диагноза и прогноза в данном случае не является однозначным, из приведенных данных должна быть достаточно ясна вероятностная, а не строго детерминированная связь между этими понятиями.

Из приведенного клинического материала также можно заключить, что оценка психической адаптивности человека даже по отношению к определенному неширокому кругу условий довольно сложна. Она требует глубокого знания пограничной нервно-психической патологии, психологии, а также специфики условий профессиональной деятельности, по отношению к которым оценивается адаптивность психики. При этом последнее важнее всего оказывается для оценки лиц со сниженным уровнем адаптивности, которые нуждаются в наиболее тщательном изучении слабых и сильных звеньев нервно-психической сферы и в подробном анализе действующих компенсаторных механизмов. Поэтому понятно, что трудоемким методом клинической беседы в условиях дефицита времени в период комплектования вуза невозможно проведение оценки психической адаптивности для всего потока абитуриентов. Отсюда следует необходимость разработки критериально-ориентированных стандартизированных методик экспресс-диагностики психической адаптивности, пригодных для проведения массовых обследований с помощью компьютерных систем сбора и обработки экспериментально-психологических данных.

Диагностический конструкт «психическая адаптивность», как это вытекает из данной выше характеристики групп с различной психической адаптивностью, отличается значительной полиморфностью и охватывает широкий спектр свойств личности от психического здоровья до патологических состояний нервно-психической сферы. Поэтому из большого арсенала известных стандартизированных психодиагностических методик, способных отражать указанный диагностический конструкт и составить основу для конструирования формализованной диагностической процедуры, разработчики остановили свой выбор на Миннесотском многофазном личностном вопроснике MMPI/Собчик Л. Н., 1971/.

Первоначально тест ММРІ предназначался для распознавания характера психических заболеваний. Однако в дальнейшем выяснилось, что шкалы ММРІ в большой мере пригодны для диагностики общего рассогласования в системе личности, акцентуаций, психопатических черт характера, уровня невротизации и т. д. Это подтверждается, в частности, тем, что на базе ММРІ в настоящее время создано около 400 различных психодиагностических дополнительных шкал. Немаловажным фактором для выбора ММРІ в качестве инструмента получения исходной экспериментально-психологической информации явилась высококачественная адаптация данного теста, проведенная Л. Н. Собчик, И. Н. Гильяшевой и Т. И. Федоровой /1984/, и наличие большого количества отечественных и зарубежных публикаций по результатам психодиагностических исследований с помощью ММРІ. Ниже приводятся краткие сведения об этом тесте, дополненные собственными данными.

В процессе обследования ММРІ испытуемый оценивает 550 утверждений как «верные» или «неверные» по отношению к нему. Содержание утверждений отражает картину самочувствия обследуемого, его привычки и особенности поведения, нравственную сторону его переживаний, отношение к различным жизненным явлениям и ценностям, специфику межличностных контактов, направленность интересов, уровень активности и др. Фактически эти утверждения моделируют 550 ситуаций, которые в зависимости от ответов испытуемого выявляют специфику его индивидуальных особенностей и поведенческих реакций.

Тест первоначально был задуман как клинико-диагностический. Методом частотного анализа сравнивались выборы ответов «верно» и «неверно» на каждое из 550 утверждений в репрезентативной выборке здоровых людей и в группах с отклоняющимся от нормы поведением, с такими наиболее выраженными симптомами, как депрессия, гипомания, психастения, ипохондрия и др. На основании этого сравнения были созданы 10 основных шкал «профиля личности», получивших название по соответствующим нозологическим формам заболеваний. Значения шкал в сырых баллах (с. б.) нормируются и переводятся в Т-баллы по формулам, описанным в п. 2.5, либо по специальным номограммам.

Помимо 10 основных шкал в классическом тесте имеются 3 оценочные шкалы, позволяющие судить об отношении испытуемого к обследованию и о его психическом состоянии. В ряде случаев оценочные шкалы могут отражать некоторые устойчивые свойства личности.

Шкала лжи (L) включает утверждения, выявляющие тенденцию испытуемого представлять себя в возможно более выгодном свете, демонстрировать очень строгое соблюдение соци-

альных норм. Повышение шкалы наблюдается у хорошо защищенных людей в определенных условиях обследования, например, при прохождении медицинской комиссии или психологического отбора. Низкие показатели шкалы отражают относительный комфорт, тенденцию к отрицанию психологического конфликта. Очень низкие показатели по шкале *L* при обследовании кандидатов в вуз могут свидетельствовать о психическом инфантилизме.

Шкала надежности (*F*) может иметь высокие показатели по нескольким причинам. Чрезмерная взволнованность в период обследования у невротичных личностей оказывает влияние на работоспособность и правильность понимания содержания утверждений. Это наиболее частая причина повышения шкалы *F* при обследовании абитуриентов в условиях набора. В автоматизированном варианте обследования, о котором речь пойдет несколько позже, ошибочные выборы утверждений могут объясняться иногда непониманием инструкции по заполнению регистрационных бланков или их некачественной подготовкой к вводу в компьютер. Реже встречаются другие причины повышения шкалы *F*: стремление «наговорить» на себя, ошеломить экспериментатора своеобразием своей личности, подчеркнуть дефекты своего характера или попытка изобразить другое лицо, а не свои особенности. Результаты по шкале *F* в пределах 80—90 Т-баллов в принципе не мешают интерпретации всего профиля, если такое повышение может быть как-то объяснено и оправдано. Включать такой профиль в статистическую обработку группового материала считается нецелесообразным.

Шкала коррекции (*K*) бывает умеренно повышенной (55—65 Т-баллов) при естественной защитной реакции на попытку вторжения в мир интимных переживаний, то есть при хорошем контроле над эмоциями. Такое повышение *K* может быть связано с тенденцией оценивать себя с позиции окружающих людей. Значительное повышение указывает на отсутствие откровенности, стремление скрыть дефекты своего характера и наличие каких-либо проблем и конфликтов. Профиль с высокой шкалой *K* (70 Т-баллов и выше) снижает достоверность интерпретации большинства базисных шкал. В практике обследования абитуриентов большое диагностическое значение имеет понижение шкалы *K*, свидетельствующее о слабости защитных реакций и невысокой адаптивности. Низкие значения шкалы (до 30 Т-баллов) характерны для инфантильных личностей с невысоким интеллектом.

Для оценки достоверности данных и выявления преобладающей тенденции испытуемого в отношении к обследованию Л. Н. Собчик предлагает использовать разницу между шкалами $F - K$ в сырых баллах. В среднем $F - K$ колеблется от —6 до

+6. Показатель $F - K$, равный +7 и выше, обнаруживает агрессию или эмоциональный дискомфорт и неуравновешенность. Результаты ниже —7 свидетельствуют о негативном отношении к тестированию. Величина $F - K$, равная —11, ставит под сомнение достоверность полученных данных.

Перед описанием основных шкал следует обратить внимание на их смысловую неоднозначность. Несмотря на то что эти шкалы имеют количественное выражение, в зависимости от уровня они могут отражать различные качества. Данные шкалы не являются в чистом виде количественными признаками, и каждый участок той или иной шкалы нужно интерпретировать в собственных терминах. Поэтому условно шкала разбивается на 5 участков: высокие значения (выше 70 Т-баллов); повышение шкалы (56—70 Т-баллов); средние значения шкалы (45—55 Т-баллов); понижение шкалы (44—30 Т-баллов); низкие значения шкалы (ниже 30 Т-баллов). Возрастание шкал в пределах средних значений и некоторое их повышение чаще всего положительно связано с адаптивными свойствами личности, в то время как высокие или низкие значения шкал обычно отражают патологические феномены и свидетельствуют о снижении адаптивности.

1-я шкала — шкала сверхконтроля — выявляет тенденцию к повышенному самоконтролю. Низкие и пониженные значения этой шкалы свидетельствуют об отсутствии проблем, связанных с состоянием здоровья, и не несут информацию об адаптивных качествах личности. В пределах средних значений 1-я шкала очень чутко реагирует на изменения настроения и особенностей состояния. Она позволяет выявить склонность к волнениям, пониженную оценку своих возможностей и перспектив, скептицизм, пассивность позиции личности. Повышение профиля по этой шкале выявляет избыточный контроль над поведением и высказываниями, отсутствие свободного, раскованного самопроявления, спонтанности поведения. Крайняя степень выраженности такого повышения самоконтроля может выливаться в ипохондрическую сосредоточенность на своем соматическом состоянии с тенденцией к постоянной ревизии своего организма. Высокое значение 1-й шкалы у абитуриентов сигнализирует о психосоматическом типе дезадаптации с астено-невротическими проявлениями.

2-я шкала — шкала депрессии — отражает степень пессимизма и неудовлетворенности. Низкое значение шкалы, особенно при обследовании в напряженной ситуации, свидетельствует об эмоциональном диссонансе, упрощенности, недостаточной критичности. В среднем диапазоне значений эта шкала очень чутко реагирует на особенности состояния, связанные с реакцией испытуемого на неблагоприятную ситуацию. Повышение

шкалы отмечается у лиц, склонных к волнениям и недооценке своих возможностей, фиксирующих внимание на своих неудачах и разочарованиях, имеющих пассивную жизненную позицию. Высокие показатели могут быть связаны с ситуацией резкого разочарования после пережитой неудачи или с заболеванием, сопровождающимся эмоциональной депрессией.

3-я шкала — эмоциональной лабильности — повышается у людей, чувствительных к реакциям других. Эти люди перестраиваются в соответствии с атмосферой, царящей в тех или иных кругах общения, проявляют социальную гибкость. Пороги чувствительности у них понижены и в отношении любых физических раздражителей, что способствует хорошему распределению внимания, чуткости к работе механизмов и показаниям приборов. Высокие значения шкалы отражают склонность к быстрой смене переживаний, неустойчивость к стрессу, демонстративность поведения с тенденцией снискать признание и положительную оценку окружающих. В отдельных случаях высокие показатели по этой шкале свойственны истероидному варианту личности с тенденцией к способу защиты по типу вытеснения, а также с наличием конверсионных симптомов, проявляющихся болезненными расстройствами. Пониженным и низким значениям шкалы соответствует повышение порогов чувствительности, эмоциональная стабильность, ориентированность на себя в оценке окружающей действительности.

4-я шкала — импульсивности — отражает раскованность, спонтанность поведения. Она повышается при высоком уровне побуждения к достижению цели с пренебрежением к общепринятым законам и нормам поведения при отсутствии щепетильности в вопросах морали, отражает эгоцентричность позиции, стремление к доминированию. Высокие значения шкалы могут свидетельствовать о нарушении социальной адаптации, выраженной напряженности, неудовлетворенности, вспыльчивости и несдержанности в межперсональных отношениях. Понижение 4-й шкалы характерно для конформных личностей, всегда следующих нормам морали. Низкие значения могут свидетельствовать о несамостоятельности человека, об отсутствии у него активной жизненной позиции, о робости и тревожности.

5-я шкала — мужественности-женственности — у мужчин выявляет выраженность женских интересов. Повышение шкалы может проявлять утонченность натуры, эстетическую направленность, чувствительность, впечатлительность, сентиментальность, любовь к животным, цветам и детям. При высоких значениях шкалы эти свойства перерастают в хрупкость, мимозообразность и выраженный женский тип социальной адаптации. Иногда высокая 5-я шкала может быть признаком извращенной сексуальной направленности. Понижение шкалы свидетельству-

ет о мужественности, простоте в обращении, грубоватой манере поведения и высказываний, жестокости и черствости характера.

6-я шкала — ригидности — отражает подвижность психических процессов, главным образом в эмоционально-волевой сфере. Умеренное повышение шкалы свидетельствует о стремлении преодолевать трудности с помощью продуманного плана и с использованием накопленного опыта, с упорством и целенаправленностью, трудолюбием и уверенными действиями. Планирование и система в действиях, чувство соперничества, черты лидерства, умение заразить своей идеей и повести за собой людей, организовать и регулировать целенаправленные действия группы — такая характеристика этого контингента людей. Высокие значения шкалы чаще отражают психическую дезадаптацию, обусловленную негибкой, тугоподвижной системой в подходе к решению проблем. В сфере эмоциональных переживаний это проявляется медленной сменой настроения, постепенным накапливанием аффекта, злопамятностью, упрямством. В интеллектуальной сфере ригидность отражается в тугоподвижности мыслительных процессов с конкретностью, детализацией и педантизмом высказываний и суждений. В системе отношений лица с высокой 6-й шкалой склонны строить сверхценные заключения, проявлять при этом повышенную подозрительность, ревность, чувство соперничества. Они склонны к преувеличению враждебности окружающих. Причем свой враждебный настрой по отношению к другим у них проецируется на окружающих и воспринимается как враждебность, направленная на самого индивида. В результате частых конфликтов они скоро становятся труднопереносимыми для окружающих и создают напряженную обстановку в условиях замкнутого коллектива. Понижение шкалы характерно для людей безвольных, легко истощаемых в работе. Для них свойственно отсутствие системы в деятельности, недостаточное упорство в достижении цели, разбросанность, непостоянство, конфликтность без злопамятности. Низкие значения шкалы могут свидетельствовать о психической дезадаптации, связанной с перечисленными чертами.

7-я шкала — тревожности, — с одной стороны, устанавливает степень выраженности реакции тревоги как ситуационно-обусловленного временного состояния психики, а с другой — отражает устойчивые психастенические черты характера. Повышение 7-й шкалы свидетельствует о некоторой неуверенности в себе, склонности к волнениям порой по не заслуживающим внимания мелочам, о совестливом и чутком отношении к окружающим и к делу, о тенденции к повторной перепроверке сделанного, чтобы не пропустить ошибку, о повышенном чувстве вины. При высоких показателях 7-й шкалы тревожность определяется скорее как устойчивая черта, чем состояние, и

бывает, как правило, связана с длительной предшествующей невротичностью. Наиболее частый вариант личности, при котором отмечается значительное повышение 7-й шкалы, — психастенический. Лица этого круга отличаются неуверенностью в себе, нерешительностью, реагируют чувством вины и самобичеванием на малейшие неудачи и ошибки. Любой ценой стремясь избежать конфликтов, которые ими переживаются чрезвычайно болезненно, психастеники пытаются заслужить одобрение окружающих, а главное — собственное одобрение. В результате их поступки бывают сходными с поступками истероидной личности, только истероид совершает их, чтобы завоевать признание, а психастеник — чтобы избежать отрицательной оценки окружающих. В общении психастеники доставляют трудности своей нерешительностью, особенно когда они оказываются на руководящих должностях. Но они гораздо труднее для самих себя и подвержены невротическим срывам. Понижение 7-й шкалы указывает на отсутствие осторожности в поступках, иногда низкий моральный уровень, отсутствие щепетильности в вопросах чести и совести, эгоцентризм, грубость, жестокость. Низкие значения шкалы могут встречаться при некритическом отношении к своему «Я», переоценке своих способностей, что может служить причиной нарушения адаптации.

8-я шкала — индивидуалистичности — отражает степень выраженности индивидуального, субъективного в высказываниях и социальной адаптации. Эта шкала обнаруживает своеобразие и необычный подход к решению субъектом различных проблем. Повышение 8-й шкалы характерно для лиц высокоинтеллектуальных, но иногда субъективно судящих о различных явлениях, высказывающих суждения, связанные с индивидуальным опытом. В оценке окружающих они больше ориентированы на свои внутренние критерии, чем на мнение окружающих. Такие лица при достаточной активности могут обладать высоким творческим потенциалом, но они остаются резонерами, мечтателями и фантазерами, если активность невысокая. Дальнейшее возрастание показателей 8-й шкалы свидетельствует о появлении расплывчатости, а затем и непродуктивности мышления с элементами формальности, выхолощенности и резонерства, маскирующего интеллектуальную несостоятельность. Отсутствие опоры на существенные признаки приводит к нарушению системы анализа явлений, что снижает социальную адаптацию и продуктивность. Лица этого круга отличаются замкнутостью, неловкостью в социальных контактах, скованностью поз и жестов, недостатком понимания мыслей и чувств окружающих. Понижение шкалы может свидетельствовать о простоте мыслей и суждений, о тенденции поступать как все, о преобладании здравого смысла в решении различных проблем. Значительное по-

нижение профиля по 8-й шкале указывает на банальность и встречается у интеллектуально ограниченных субъектов.

9-я шкала — оптимизма и активности — отражает энергетический потенциал и общий тонус личности. Повышение шкалы отражает высокий уровень оптимизма, энтузиазма, стремление быть в центре общества, общительность, легкое отношение к различным проблемам, беззаботность и чувство юмора. Высокие значения шкалы могут указывать на переоценку собственных возможностей, беззастенчивость, лживость, ненадежность моральных установок, поверхностность в контактах с окружающими, иногда на вспыльчивость и конфликтность без застревания на обидах. Понижение 9-й шкалы свидетельствует о невысоком уровне активности личности, неуверенности в себе. Это может проявляться в фатальном отношении к своей судьбе и тенденции полагаться на волю случая или действия других людей. Иногда временное снижение профиля по 9-й шкале обуславливается астенизацией в связи с искусственной изоляцией. Устойчивые низкие значения шкалы наблюдаются у личностей с астенической конституцией.

0-я шкала — интроверсия-экстраверсия — определяет степень включенности личности в социальную среду. Повышение шкалы выявляет интроверсию, то есть большую обращенность интересов в мир внутренних переживаний, чем вовне, как константное свойство личности. В ряде случаев 0-я шкала реагирует некоторым повышением, когда испытуемый переживает трудности в социальных контактах в связи с процессом «вживания» в новую группу или из-за сложности социального климата, сложившегося в данной среде. Высокие показатели шкалы отражают не только замкнутость, неразговорчивость, нежелание вступать в контакты с людьми, но нередко бывают признаками дисгармонии, стремления скрыть от окружающих особенности своего характера, неловкость и застенчивость. Внешне такие люди иногда кажутся достаточно общительными. Но это им дается ценой значительного внутреннего напряжения.

Понижение 0-й шкалы характеризует общительность, отсутствие застенчивости и стремление оградить окружающих от дефектов своего характера. Любые свои качества человеком демонстрируются без прикрас, непринужденно и беззастенчиво. Низкие значения шкалы могут отражать неразборчивое, избыточное дружелюбие и общительность, граничащие с назойливостью.

При интерпретации профиля личности ММРІ ориентируются не только на значения отдельных шкал. Некоторые шкалы взаимно усиливают значения друг друга, другие ослабляют или нивелируют признаки, выявляемые той или иной шкалой. Таким образом, приведенное описание базисных шкал может ока-

зать определенную помощь в оценке личностных качеств обследуемых по основному профилю личности, но для этого специалисту требуются дополнительные опыт и знания.

Как видно из приведенных характеристик базисных шкал ММРІ, они во многом способны отражать внешний критерий психической адаптивности и служить основой для построения формального алгоритма экспресс-диагностики данного свойства личности. В то же время если отражающей способностью обладают базисные шкалы ММРІ, являющиеся специфической «сверткой» первичной информации, то, по крайней мере не меньшую способность отражать исследуемый диагностический конструкт имеют исходные результаты тестирования — ответы испытуемых на утверждения теста ММРІ. Поэтому опорными признаками, составившими основу для конструирования процедур экспресс-диагностики психической адаптивности, в данном случае служили как базисные шкалы, так и непосредственно варианты ответов на утверждения ММРІ. Результаты построения таких процедур приводятся в следующих разделах. Эти результаты, там где потребуется, будут дополнены данными обследования испытуемых другими психодиагностическими методами.

В завершение раздела охарактеризуем условия проведенного экспериментально-психологического исследования, которые имели свои особенности и определенным образом сказывались на полученных результатах.

Обследование абитуриентов, которое включало в себя психодиагностическое тестирование и психолого-психиатрическую экспертизу, проводилось в сжатые сроки, почти сразу после прибытия абитуриентов в учебные заведения. При тестировании с помощью ММРІ создавалась мотивация на очень внимательную работу с опросником. Несмотря на то, что в соответствии с инструкцией испытуемым говорилось об отсутствии в методике «правильных» и «неправильных» ответов, общая обстановка обследования диктовала им иные мотивы поведения. Всем было известно, что массовое психологическое тестирование является предварительным этапом в прохождении профессионального психологического отбора и медицинской комиссии. Поэтому каждый испытуемый старался выполнить задание так, как с его точки зрения казалось лучше.

Другой немаловажной особенностью описываемого эксперимента являлось то, что для сбора и подготовки экспериментально-психологической информации использовалась специально разработанная автоматизированная система /Воробьев В. М. и др., 1981/. Эта система позволила избежать типичной для многих психологических исследований диспропорции эксперимента, когда высоким операционным возможностям компьютерного

анализа данных не соответствует трудоемкость рутинных этапов сбора и подготовки данных. К тому же без такой системы было бы просто нереально осуществить требуемое обследование, которое отличалось указанными выше массовостью и сжатыми сроками.

По ходу расширения эксперимента, который, как уже отмечалось в начале главы, продолжался с начала и до конца 80-х годов, автоматизированная система сбора и подготовки экспериментально-психологических данных претерпевала некоторые технические изменения и усовершенствования. Сначала в качестве носителя информации употреблялась так называемая дуаль-карта. Эта дуаль-карта была выполнена в форме стандартной перфокарты, на которой вместо обычной цифровой разметки, принятой для компьютеров третьего поколения, с обеих сторон отпечатывалась типографским способом специальная сетка с прямоугольниками в определенных позициях. Отвечая на вопросы теста, испытуемый прочеркивал графитным карандашом те или иные прямоугольники. Заполненные карты пропускались через считывающий перфоратор, где на каждый прямоугольник попадает пара электрических щеток, которые при наличии прочеркивания замыкаются и обеспечивают перфорацию отверстия в определенном месте карты. Таким образом удалось избежать существенных затрат ручного труда и обеспечить высокую пропускную способность системы параллельного психологического тестирования. В дальнейшем контактный способ считывания информации был заменен на оптический, изменилась разметка карты (она стала более плотной и наносилась красным цветом) и поменялось название карты (она стала называться макетированной картой).

Описанная автоматизированная система сбора и подготовки данных позволила самым эффективным образом решить проблему организации массового экспериментально-психологического обследования. Нередко в один день тестирование по используемым методикам проходило до 1000 человек, и уже на следующий день у специалистов, проводивших психолого-психиатрическую экспертизу, на столах лежали обработанные компьютером результаты тестирования, которые позволяли более целенаправленно строить клиническую беседу с испытуемыми и в дальнейшем, по мере конструирования и совершенствования алгоритмов экспресс-диагностики психической адаптивности, подвергать углубленному изучению лишь ограниченное количество лиц, попавших в «группу риска». В то же время здесь необходимо отметить, что применение в автоматизированной системе специфических бланков (дуаль-карт и макетированных карт) наложило свой отпечаток на условия тестирования, так как в данном случае определенные требования предъявлялись

к правильности и тщательности заполнения испытуемыми этих бланков.

Таким образом, экспериментальные данные, на которых в дальнейшем изложении сконцентрировано основное внимание, составили исходные и шкальные показатели психологического тестирования по методике ММРІ абитуриентов специальных высших учебных заведений, собранные в период прохождения ими медицинской комиссии с помощью автоматизированной системы. Эти данные дополнены оценками психической адаптивности обследованных абитуриентов, определенными в ходе психолого-психиатрической экспертизы. Указанные данные были подвергнуты всестороннему компьютерному анализу с целью конструирования формальных процедур экспресс-диагностики психической адаптивности, результаты которого представлены в нижеследующих разделах.

4.2. Анализ базисных шкал ММРІ

Н о р м а т и в н ы е д а н н ы е

На рис. 4.1 показан пример профиля личности, представляющего собой совокупность значений базисных шкал ММРІ, приведенных к Т-баллам. Психологическое содержание этих базисных шкал было охарактеризовано в предыдущем разделе при описании методики. Однако для интерпретации профиля личности ММРІ необходимо, кроме того, иметь нормативы этих шкал, под которыми понимаются средние величины и среднеквадратические отклонения сырых баллов, полученные на репрезентативной выборке из генеральной совокупности диагностируемых объектов. Известно, что на профиль личности влияют многочисленные факторы: пол, возраст, образовательный ценз, условия проведения обследования и др. Поэтому целесообразно ориентироваться на нормативные данные, учитывающие специфику контингента и условий обследования.

В таблице 4.2 приводятся нормативные данные, полученные на случайной выборке кандидатов в специальные вузы. Обследование проводилось в процессе медико-психологического отбора с использованием описанной выше автоматизации. Величина выборки для этой таблицы составляет 500 человек. Повторно проводившиеся на протяжении нескольких лет аналогичные обследования не выявили существенных расхождений результатов, что позволяет считать полученные нормативы устойчивыми. Одновременно в таблице 4.2 даются для сравнения нормативы Л. Н. Собчик и Н. Ф. Лукьяновой, полученные, в основном, на контингенте курсантов военных летных училищ.

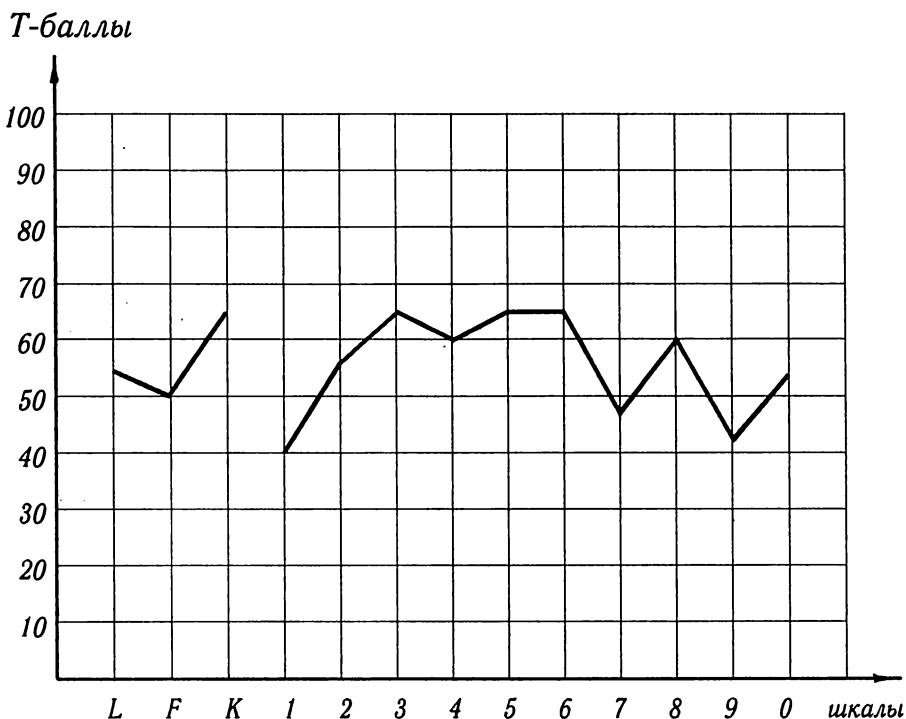


Рис. 4.1. Пример профиля личности MMPI

Сравнение приведенных данных показывает, что они несколько различаются между собой. В частности, в группе кандидатов в среднем выше значения шкал *L* и *K*, а также шкал 2 (депрессии), 3 (эмоциональной лабильности), 5 (мужественности-женственности) и 9 (активности и оптимизма). По другим шкалам профили кандидатов оказываются ниже, чем курсантов, или существенно не отличаются от них. Совершенно такие же результаты получены при сопоставлении средних профилей одних и тех же лиц, обследованных в период конкурсных экзаменов и на начальном этапе обучения.

Отмеченные различия нормативов во многом объясняются разными условиями проведения обследования и актуальным психическим состоянием испытуемых. В инструкции кандидатам указывается, что они должны работать с тестом внимательно, так как результаты учитываются в процессе прохождения профессионально-психологического отбора и медицинской комиссии. Поэтому возрастание значений шкал *L* и *K* обусловлено стремлением испытуемых, с одной стороны, показать себя в более вы-

Таблица 4.2

Усредненные данные по базисным шкалам нормативных групп
(в сырых баллах)

Обозначение и наименование шкал	Мужская группа Л. Н. Собчик Н. Ф. Лукьянова (580 человек)		Группа кандидатов (500 человек)	
	средняя	с. к. о.	средняя	с. к. о.
L — ложь	3,8	2,79	6,8	3,93
F — надежность	5,8	4,8	5,1	3,78
K — коррекция	13,8	5,2	18,4	4,48
1 — сверхконтроль	4,8	3,07	3,8	3,54
2 — депрессия	17,2	5,1	20,7	3,8
3 — эмоциональная лабильность	16,6	5,2	19,0	4,87
4 — импульсивность	13,5	4,2	18,1	3,37
5 — мужественность-женственность	21,6	5,8	23,6	3,82
6 — ригидность	8,7	3,1	10,2	2,51
7 — тревожность	12,1	4,9	8,4	5,47
8 — индивидуалистичность	11,7	5,1	9,9	6,51
9 — активность и оптимизм	12,2	3,6	16,2	3,65
0 — интроверсия-экстраверсия	26,1	11,1	25,3	5,87

годном свете, а с другой — осторожностью, проявляемой в ситуации обследования. Аналогичными соображениями может объясняться повышение значений шкал 3 и 5. В условиях поступления в вуз кандидаты считают, что выгодно отрицать внутренние конфликты, демонстрировать смелость, раскрепощенность в поступках, утонченность эмоциональных и интеллектуальных переживаний. На повышение значений шкал 2 и 9, вероятно, влияет состояние психического напряжения кандидатов в процессе обследования — обеспокоенность ситуацией поступления в вуз наряду с мобилизацией всех ресурсов личности.

При обследовании кандидатов в период набора для перевода сырых баллов в Т-баллы рекомендуются приведенные нормативы. В дальнейшем по мере внедрения автоматизированных систем медико-психологического обследования в другие учреждения, которые могут иметь отличную специфику, целесообразно основываться на собственных данных.

Дисперсионный анализ базисных шкал ММРІ

В таблице 4.3 приведены средние арифметические значения m_x шкал ММРІ (в с. б.) в группах с различной психической адаптивностью, среднеквадратические отклонения σ , средние ошибки m_0 и достоверность различий между группами по t -критерию Стьюдента-Фишера. Анализ этих данных

Таблица 4.3

Сравнительная характеристика шкальных значений ММРГ

Обозначение шкал	1-я группа				2-я группа				3-я группа				P_t	P_t	P_t
	m_x	σ	m_0	m_x	σ	m_0	m_x	σ	m_0	m_x	σ	m_0	1—2 групп	2—3 групп	1—3 групп
<i>L</i>	8,2	3,2	0,3	6,7	3,3	0,3	5,9	3,7	0,4	5,9	3,7	0,4	0,01	0,05	0,01
<i>F</i>	3,8	2,6	0,2	5,4	4,9	0,4	7,7	7,7	0,7	7,7	7,7	0,7	0,01	0,01	0,01
<i>K</i>	20,0	3,1	0,3	18,5	4,3	0,4	16,1	4,7	0,5	16,1	4,7	0,5	0,01	0,01	0,01
1	2,8	2,6	0,2	3,9	3,7	0,3	5,1	4,1	0,4	5,1	4,1	0,4	0,05	0,05	0,05
2	20,3	3,2	0,3	20,6	3,8	0,3	21,7	4,6	0,4	21,7	4,6	0,4	0,05	0,05	0,01
3	20,0	4,1	0,3	19,5	4,8	0,4	19,2	5,9	0,5	19,2	5,9	0,5	0,05	0,05	0,05
4	14,7	2,9	0,2	16,7	3,9	0,3	18,4	2,8	0,5	18,4	2,8	0,5	0,01	0,01	0,01
5	22,9	3,5	0,3	24,1	3,7	0,3	25,4	4,5	0,4	25,4	4,5	0,4	0,01	0,05	0,01
6	9,5	1,9	0,2	10,5	2,5	0,2	11,1	3,9	0,4	11,1	3,9	0,4	0,05	0,05	0,01
7	5,7	3,0	0,3	8,7	5,9	0,5	12,0	6,7	0,6	12,0	6,7	0,6	0,01	0,01	0,01
8	6,3	3,2	0,3	10,1	6,4	0,6	14,8	10,0	1,0	14,8	10,0	1,0	0,01	0,01	0,01
9	14,3	2,6	0,2	15,5	3,4	0,3	17,2	4,0	0,4	17,2	4,0	0,4	0,01	0,01	0,01
0	24,9	5,3	0,4	26,5	6,4	0,6	28,3	6,3	0,3	28,3	6,3	0,3	0,05	0,05	0,01

Условные обозначения: m_x — среднее арифметическое значение; σ — среднеквадратическое отклонение; m_0 — средняя ошибка; P_t — вероятность ошибки по t — критерию.

Примечание: численность 1-й группы — 150 чел., 2-й группы — 130 чел., 3-й группы — 120 чел.

показывает, что по всем базисным шкалам, кроме 3-й, различия между полярными группами достоверны. Притом вероятность ошибки принятия гипотезы о различии диагностируемых групп, как правило, не превышает 1%. Несколько меньшими оказываются различия между средней и крайними группами. Но примечательно, что показатели 2-й группы психической адаптивности повсюду имеют промежуточное значение между 1-й и 3-й группами. Это свидетельствует о закономерном характере динамики шкал ММРІ в зависимости от адаптивных способностей личности.

Оценочные шкалы *L* и *K* по мере ухудшения адаптивности в среднем уменьшаются. В клинических терминах это соответствует открытости, незащищенности и недостаточной критичности лиц 3-й группы. Шкала *F*, отражающая эмоциональную неустойчивость у дезадаптированных личностей, напротив, повышается более чем в два раза. Весь остальной профиль, кроме шкалы 3, у них оказывается приподнятым над уровнем профилей других групп. Особенно это относится к шкалам 1, 7 и 8. Заметим также, что отсюда следует вывод об отражении тестом ММРІ диагностируемого конструкта — психической адаптивности.

Дисперсионный анализ выявляет еще один факт, характеризующий особенности групп с низкой психической адаптивностью. Как видно из табл. 4.3, среднеквадратическое отклонение для всех шкал профиля личности ММРІ увеличивается по мере ухудшения адаптивности. С одной стороны, это выражает различия в распределении объектов в разных группах по осям соответствующих признаков. С другой — можно констатировать, что вариабельность каждого отдельного показателя по мере снижения психической адаптивности возрастает.

Корреляционный анализ шкал ММРІ в нормативной группе

В целях исследования взаимосвязей между шкалами ММРІ для вскрытия структуры групп с различной психической адаптивностью прежде всего проводился корреляционный анализ базисных шкал в нормативной группе. Коэффициенты корреляции, полученные на выборке 500 человек, приводятся в таблице 4.4. Из нее видно, что между шкалами ММРІ имеются достаточно сильные линейные связи. Анализ этих корреляционных связей позволяет уточнить интерпретацию профиля личности с учетом специфики исследуемого контингента.

Так, например, подтверждается, что при увеличении значений оценочных шкал *L* и *K* испытуемые избегают выби-

Таблица 4.4

Корреляционная матрица шкал ММРІ для нормативной группы

L	F	K	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	
L	1,00	— 0,15	0,06	— 0,06	0,28	0,34	— 0,24	0,00	— 0,15	— 0,51	— 0,47	— 0,40	0,01
F		1,00	— 0,35	0,64	0,33	0,29	0,47	0,29	0,42	0,59	0,76	0,32	0,46
K			1,00	— 0,21	0,11	0,44	— 0,27	— 0,08	— 0,10	— 0,69	— 0,62	— 0,52	— 0,24
1				1,00	0,53	0,57	0,37	0,31	0,32	0,52	0,59	0,14	0,48
2					1,00	0,54	0,18	0,31	0,18	0,24	0,18	— 0,17	0,40
3						1,00	0,21	0,23	0,21	— 0,03	0,04	— 0,20	0,13
4							1,00	0,19	0,38	0,45	0,48	0,31	0,10
5								1,00	0,23	0,30	0,30	— 0,01	0,27
6									1,00	0,37	0,42	0,24	0,20
7										1,00	0,82	0,45	0,41
8											1,00	0,49	0,45
9												1,00	— 0,15
0													1,00

рать утверждения 1, 4, 5, 6, 7, 8 и 9-й шкал, поскольку коэффициенты корреляции здесь отрицательные. Поэтому не случайно шкалу коррекции *K* нередко принято добавлять в определенных пропорциях в названные шкалы. Однако в наших условиях обследования добавление коррекции к другим шкалам следует считать нецелесообразным хотя бы потому, что при заданной мотивации коррекция бывает высока и добавочные баллы нередко превышают число очков, набранных по основным шкалам профиля. Но ее следует учитывать при оценке профиля, так как при высокой коррекции повышение основных шкал является более значимым, чем при средних значениях шкалы *K*.

Оценочные шкалы *L* и *K* положительно связаны с 3-й шкалой, то есть чем активнее кандидаты защищаются, тем чаще они отрицают наличие внутренних конфликтов, что обуславливает относительно высокие показатели эмоциональной лабильности. Но так как 3-я шкала, в свою очередь, связана положительно со шкалами 1, 2, 4, 5 и 6, то в итоге получается, что, защищаясь, испытуемые как бы «наговаривают» на себя, выбирая утверждения перечисленных шкал, отчего получаются более высокие значения этих шкал. Данные факты дополнительно подтверждают нецелесообразность добавления шкалы коррекции в основной профиль личности.

Обращают внимание положительные связи оценочной шкалы *F* со всеми основными шкалами. Следовательно, возрастание шкалы *F*, то есть снижение надежности, в норме сопровождается повышением основного профиля личности.

Между отдельными шкалами отмечается очень сильная линейная зависимость. Это позволяет предполагать, что на обследованном контингенте они недостаточно четко дифференцируют измеряемые свойства. В частности, сильная связь ($r = 0,82$) отмечается между 7-й и 8-й шкалами. Совместное повышение этих шкал чаще наблюдается у кандидатов, ориентированных на научно-исследовательскую деятельность. Снижение шкал 7 и 8 чаще соответствует практической направленности интересов, ориентированности на материальную сторону профессии и относительно невысокий уровень притязаний.

Сильная связь ($r = 0,76$) наблюдается у шкалы *F* с 8-й шкалой. Вероятно, снижение надежности работы испытуемых в первую очередь отражается на повышении 8-й шкалы. Следовательно, при повышении шкалы *F* не нужно придавать особенного значения повышению профиля по 8-й шкале.

На основании приведенных данных можно заключить, что при интерпретации профиля ММРІ необходимо учитывать специфику контингента и условия обследования.

Сравнительный корреляционный и факторный анализ шкал ММРІ

Цель корреляционного и факторного анализа, проводившегося раздельно в группах кандидатов с высокой и низкой психической адаптивностью, заключалась в изучении механизмов нарушения адаптации.

В таблице 4.5 приведены значения коэффициентов корреляции между шкалами ММРІ в группах кандидатов с высокой (В) и низкой (Н) адаптивностью. Сравнивая две корреляционные матрицы, можно отметить, что в группе «Н» выявляются более сильные связи. Так, если в группе «В» имеется всего 26 связей с коэффициентами корреляции больше 0,3, то в группе «Н» таких связей насчитывается 46. Соответственно, связей со значениями 0,5 и выше в группе «В» — 9, а в группе «Н» — 16. Таким образом, вся система связей группы «Н» представляется более жестко организованной.

Однако наряду с общей тенденцией усиления связей в группе «Н» наблюдается ослабление связей между некоторыми признаками. Главным образом это касается связей 2-й, 3-й и 5-й шкал с некоторыми другими шкалами. В частности, в группе «Н» уменьшились связи шкалы 2 со шкалами *L* и *K*, стали слабее связи шкалы 3 со шкалами *L*, *F*, *K*, 7-й и 8-й. Также ослабла связь между 1-й и 5-й шкалами. С учетом объема выборок (по 300 человек) данные изменения коэффициента корреляции следует считать значимыми. Содержательно эти изменения свидетельствуют о том, что перечисленные признаки в группе «Н» становятся более независимыми между собой или их зависимость не является линейной.

Усиление связей в группе «Н» в различной степени касается всех признаков. В основном это признаки, связи между которыми отмечались и в нормативной группе. Но можно выделить связи, которые в группе «Н» изменились значительно. Особенно следует выделить шкалу 6, у которой появились связи со шкалами *F*, 1, 4, 5, 7, 8 и 9, в то время как в группе «В» они отсутствуют или слабо выражены. Более сильными становятся связи шкалы 0 со шкалами *L*, *F*, *K*, 7-й и 8-й. Кроме того, в группе «Н» существенно сильнее связи и 1-й и 3-й, 5-й и 9-й, 2-й и 7-й, 2-й и 8-й, 4-й и 3-й, 4-й и 5-й, а также 5-й с 1-й, 4-й, 7-й и 8-й. Из этого следует, что в данном случае в группе «Н» взаимосвязь признаков становится более жесткой и детерминированной.

При анализе корреляционных матриц следует обратить внимание, что в группе «В» была положительная связь между шка-

Таблица 4.5

Коэффициенты корреляции между шкалами ММР1 в группах высокой (В) и низкой (Н) психической адаптивности

	L	F	K	1	2	3	4	5	6	7	8	9
В	-0,11											
Н	-0,25											
В	0,60	-0,33										
Н	0,67	-0,48										
1	В	-0,33	0,37									
Н	-0,39	0,40	-0,35									
2	В	0,22	0,15	0,26								
Н	0,09	0,21	0,01	0,34	0,20							
3	В	0,37	-0,16	0,63	0,07	0,35						
Н	0,19	-0,01	0,38	0,34	0,34	0,34						
4	В	-0,29	0,41	-0,21	0,29	0,22	0,01					
Н	-0,34	0,43	-0,34	0,40	0,28	0,20	0,20					
5	В	0,17	0,14	0,03	0,16	0,33	0,23	0,15				
Н	0,03	0,30	-0,09	0,34	0,47	0,35	0,38	0,30				
6	В	0,01	0,04	0,14	0,18	0,24	0,28	0,30	0,45			
Н	-0,22	0,33	-0,16	0,31	0,27	0,27	0,54	0,26	0,21			
7	В	-0,49	0,39	-0,56	0,49	0,18	-0,23	0,50	0,47	0,20		
Н	-0,51	0,58	-0,65	0,60	0,41	0,05	0,58	0,47	0,47	0,74		
8	В	-0,46	0,49	-0,52	0,48	0,11	-0,19	0,17	0,20	0,41		
Н	-0,54	0,68	-0,67	0,60	0,25	0,03	0,60	0,37	0,48	0,83		
9	В	-0,19	0,31	-0,22	0,13	-0,07	0,15	0,17	0,25	0,32	0,44	
Н	-0,25	0,38	-0,34	0,23	-0,02	-0,02	0,49	0,23	0,38	0,41	0,51	
0	В	-0,02	0,09	-0,05	0,24	0,36	-0,03	0,22	0,17	0,29	0,18	-0,16
Н	-0,13	0,27	-0,27	0,33	0,47	-0,03	0,18	0,28	0,47	0,41	0,40	-0,02

лами *K* и 6, которая в группе «Н» трансформировалась в отрицательную.

Таким образом, состояние дезадаптации выражается в усилении корреляционных связей большинства базисных шкал. Наряду с этим связи между отдельными признаками при низкой адаптивности ослабевают, а некоторые связи даже изменяют свою направленность. Рассмотрим некоторые конкретные модели адаптивного и неадаптивного поведения в характеристиках шкал вопросника ММРІ. Схематично данные модели представлены в виде корреляционных плеяд на рис. 4.2.

Предположим, что нарушение адаптации главным образом обусловлено характеристиками шкалы *F*, то есть общей эмоциональной неустойчивостью. Если учитывать коэффициенты корреляции $r = 0,3$ и выше, то группа «Н» отличается от группы «В» наличием дополнительных связей шкалы *F* со шкалами 6 и 0. Это означает, что эмоциональная лабильность в группе «Н» сочетается с отсутствием гибкости, с подозрительностью, застреваемостью на аффекте или замкнутостью, интровертированностью. Добавление таких черт к эмоциональной неустойчивости, безусловно, не способствует адаптивному поведению.

При анализе остальных корреляционных плеяд обращают на себя внимание следующие изменения, наблюдающиеся в группах лиц с низкими адаптивными способностями:

а) увеличивается жесткость имеющихся в норме корреляционных связей;

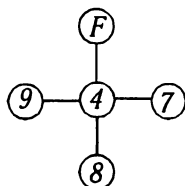
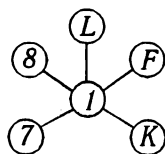
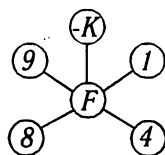
б) появляются связи с новыми шкалами, снижающие сбалансированность личностных свойств;

в) нарушается качество корреляционной связи за счет изменения пропорциональности.

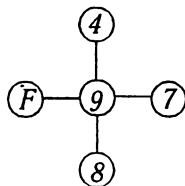
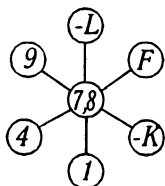
Так, если взять за основу шкалу 1, отражающую озабоченность своим физическим состоянием, то можно убедиться, что при дезадаптации усиливаются связи этой шкалы со шкалами *L*, *F*, *K*, 7 и 8, существующие в норме. Появляются значимые связи со шкалами 2, 3, 4, 5, 6 и 0. В результате ипохондрия оказывается связанной с тревогой, нарушением социальной адаптации, подозрительностью и ригидностью аффекта, а также замкнутостью, интровертированностью.

Шкала 4 в группе «В» характеризуется положительными связями со шкалами *F*, 7, 8 и 9. В группе «Н» наблюдается некоторое усиление этих связей. Кроме того, возникает отрицательная связь 4-й шкалы со шкалами 1, 5 и 6. Отрицательное влияние этих связей на адаптивность очевидно, так как нарушение общепринятых норм поведения при отсутствии достаточной гибкости как раз и присуще асоциальным психопатам.

Группа "В"



6



Группа "Н"

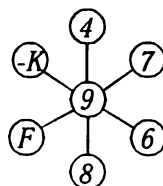
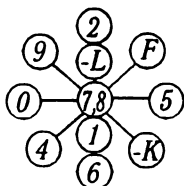
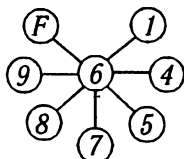
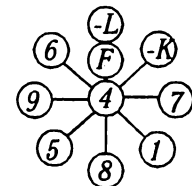
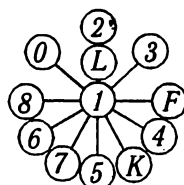
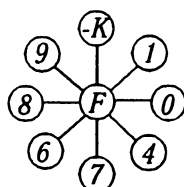


Рис. 4.2.. Схемы корреляционных пледов адаптивного В и дезадаптивного Н поведения

там. Включение в этот синдром шкал 1 и 5, возможно, характеризует специфику нашего контингента обследованных.

Интересной представляется корреляционная плеяда с центром на 6-й шкале. Поскольку при подъеме 6-й шкалы тип характера отличается ригидностью аффекта и недостаточным внутренним контролем поведения, то у адаптированных личностей он оказывается компенсированным положительной связью со шкалой *K*. В результате адаптивность сохраняется за счет того, что такие люди способны оценить свое поведение как бы глазами окружающих. Все остальные связи в этой группе следует считать несущественными. В группе «Н» направление связи 6-й шкалы с *K* меняется на противоположное, и возникает множество новых значимых связей со шкалами, из сочетания которых складывается характеристика крайне дезадаптированной личности как при высоких значениях 6-й шкалы, так и наоборот, когда они оказываются ниже нормы.

Анализируя корреляционные плеяды с центрами на 7-й и 8-й шкалах, остановимся только на их основных особенностях. Шкалы 7 и 8 отличаются чрезвычайно большим количеством значимых связей в обеих группах обследованных. В группе «Н» они усиливаются и возникают новые связи со шкалами, из которых на адаптивные способности наибольшим образом, по-видимому, влияют 6-я и 0-я шкалы. О причинах их отрицательного влияния уже говорилось выше. Корреляционные связи со шкалами 2-й и 5-й в обоих случаях значения не имеют из-за непропорционально малых их абсолютных величин в группе «Н». Таким образом, корреляционные портреты шкал 7-й и 8-й очень похожи между собой.

Шкала 9 в группе «В» связана положительно со шкалами *F*, 4, 7 и 8. В норме, как уже отмечалось, можно полагать, что повышение маниакальности и активности связано с увеличением числа допускаемых ошибок (*F*), тенденцией к несоблюдению принятых правил поведения (4) и самостоятельностью в выражении своих мыслей, аутичностью (8). В качестве противовеса здесь выступает повышение шкалы 7, возможно связанное с самоконтролем и сомнением в правильности своего поведения. При дезадаптации этот баланс нарушается отрицательной связью со шкалой *K* и появлением положительной связи со шкалой 6, отражающей гибкость поведения.

Обобщая данные сравнительного корреляционного анализа, можно констатировать, что в системе связей между элементами личности, отражаемыми шкалами ММРІ, при нарушении адаптивности наблюдается следующее: 1) возрастает жесткость системы связей в целом, так что изменение одной характеристики детерминирует большое число других характеристик; 2) нарушается сбалансированность системы личности, и связанными

оказываются свойства, сочетание которых препятствует адаптивному поведению.

Ниже интерпретируются сравнительные результаты факторного анализа, проводившегося по отдельности в группах обследованных с высокой и низкой психической адаптивностью. На первом этапе применялся метод главных компонент, дававший начальное приближение для дальнейшего вращения факторов на втором этапе, которое осуществлялось по методу максимального правдоподобия. Число испытуемых в каждой группе адаптивности составляло по 300 человек.

В таблице 4.6 показан процент общей дисперсии, приходящейся на каждую главную компоненту в группах психической адаптивности 1, 2 и 3. Если считать достаточными для описания структуры экспериментальных данных главные компоненты, на которые в сумме приходится 90% общей дисперсии, то, как видно из табл. 4.6, в 1-й группе можно насчитать 9, во второй 8, а в третьей — 6 таких компонент. Основываясь на указанных результатах, можно предположить, что данные, которыми представлена группа дезадаптированных личностей в многомерном пространстве базисных шкал ММРІ, имеют более простую структуру по сравнению с другими группами.

Этот вывод подтверждается результатами факторного анализа, который проводился, как указывалось выше, по методу максимального правдоподобия. В таблице 4.7 отображены упомянутые результаты для двух полярных групп 1-й и 3-й (с высокой и низкой психической адаптивностью). Как видно из таблицы, в первой группе выделилось 6 факторов, а в третьей — 5. При этом только один фактор (№ 1) оказался общим для 1-й и 3-й групп обследованных. Доминирующий вес в нем имеет шкала 3 (эмоциональной лабильности). Данный факт говорит о том, что наши обследуемые сильно различаются по 3-й шкале, но характер этих различий одинаков для обеих групп. В остальном высокие и низкие адаптивные способности описывают-

Таблица 4.6

Процент общей дисперсии, приходящийся на главные компоненты

Номер группы	Номер главной компоненты											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	31	19	10	7	6	5	4	4	4	4	3	2
2	41	20	9	7	5	3	3	2	2	1	1	1
3	45	22	11	6	4	4	3	2	1	1	1	0

Таблица 4.7

Факторные веса признаков в группах лиц с высокими и низкими адаптивными способностями

Факторы	Признаки												
	L	F	K	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0
В группе с высокими адаптивными способностями													
Фактор № 1В	— 0,08	0,06	0,07	0,06	— 0,02	1,06	0,90	— 0,10	— 0,03	0,00	0,02	— 0,05	— 0,00
Фактор № 2В	0,05	1,07	0,05	0,00	0,00	0,04	— 0,02	— 0,04	— 0,04	— 0,11	— 0,07	— 0,05	0,00
Фактор № 3В	0,22	0,14	0,61	— 0,14	0,02	— 0,37	— 0,02	0,03	0,04	0,23	— 0,17	0,08	0,00
Фактор № 4В	— 0,05	0,04	— 0,43	— 0,07	— 0,28	0,30	— 0,05	— 0,04	— 0,04	— 0,26	— 0,13	0,31	— 0,03
Фактор № 5В	0,03	0,11	— 0,49	0,10	0,01	0,16	— 0,19	— 0,03	— 0,18	— 0,18	— 0,03	— 0,47	0,07
Фактор № 6В	— 0,27	0,05	0,45	0,01	— 0,03	— 0,15	0,12	— 0,63	— 0,03	— 0,05	0,14	— 0,10	0,00
В группе с низкими адаптивными способностями													
Фактор № 1Н	0,09	— 0,01	0,06	— 0,07	0,08	— 1,34	0,06	0,07	0,06	— 0,06	— 0,06	— 0,04	0,02
Фактор № 2Н	0,82	0,15	0,11	— 0,09	0,01	— 0,07	0,00	0,08	0,01	— 0,13	0,09	0,11	— 0,01
Фактор № 3Н	0,14	— 0,05	0,06	0,05	0,45	— 0,15	— 0,02	0,15	0,02	0,24	— 0,12	— 0,02	0,26
Фактор № 4Н	— 0,01	0,01	0,19	— 0,16	— 0,02	— 0,06	0,33	0,14	0,33	0,06	0,11	0,31	— 0,13
Фактор № 5Н	0,40	0,24	— 0,30	0,13	— 0,18	0,05	— 0,13	— 0,07	— 0,19	0,02	0,64	— 0,04	0,00

ся совершенно различными факторами, которым можно дать следующую предположительную интерпретацию.

Фактор № 2В представлен практически одной шкалой *F*. Такой фактор в группе «Н» не выделяется. Объяснить это можно тем, что люди группы «В» могут значительно различаться между собой по шкале *F*, в то время как в группе «Н» эта шкала у всех обследуемых, вероятно, достаточно высокая.

Другие факторы группы «В» являются более сложными, но их объединяет одна общая особенность. Все они с высоким весом включают в себя шкалу *K* (коррекции). В фактор № 3В с весом большим 0,3 входит шкала 3. Та же самая 3-я шкала со шкалами 9 и 0 вошла в фактор № 4В. А фактор № 6В состоит главным образом из шкал *K* и 5. При этом в названных факторах шкалы 3, 5 и *K* имеют равнозначные веса. Это представляется не случайным, так как из предыдущего материала известно, что шкалы 3 и 5 по своему значению иногда заменяют шкалу коррекции. В этом смысле факторы № 3В и № 6В можно назвать факторами коррекции. Возможно, одна часть людей группы «В» отличается коррекцией через шкалу 3, а другая через шкалу 5. Тогда факторы № 3В и № 6В описывают эти типы коррекции.

Рассматривая факторы группы «В», обратим внимание еще на один важный момент. Свойства шкал, с большим весом включившихся в факторы, здесь как бы уравновешивают друг друга, что создает впечатление о более сбалансированной структуре. Так, в факторе № 4В, наряду со шкалами *K* и 3, имеют относительно большие веса шкалы 9 и 0 с противоположными знаками. В результате получается, что гипоманиакальность и экстраверсия в этом факторе гармонично взаимосвязаны. При низких значениях 9-й шкалы, отражающих недостаток активности и энергетических ресурсов личности, должна возрастать интроверсия. Такой баланс личностных качеств выглядит оправданным, так как иначе трудно представить, за счет чего личность располагает высокими адаптивными способностями.

Примерно такая же ситуация прослеживается в факторе № 5В, включающем *K* и 9 с одинаковыми знаками. Этот фактор скорее всего должен различать, с одной стороны, гипоманиакальность, сочетающуюся с контролем за своим поведением через окружающих лиц, а с другой — пассивность, при которой адаптивность может присутствовать без дополнительной коррекции.

В факторных группах «Н», вероятно, отражаются совершенно другие свойства личности, которые, в свою очередь, можно попытаться объяснить с позиции дезадаптивного поведения.

Так, например, фактор № 2Н представлен в основном шкалой *L*. Это согласуется с клиническими наблюдениями, так как действительно лица группы «Н» отличаются или высокой лживостью, или, наоборот, искренностью, граничащей с патологической открытостью и незащищенностью (в группе «В» подобный фактор отсутствует).

Фактор № 3Н сочетает в себе шкалы 2 (депрессии) и 7 (тревожности). Анализируя черты, отражающиеся в этих шкалах, можно сделать вывод, что они не только не уравнивают друг друга, а, напротив, усиливают и в целом могут представлять тревожно-обсессивный симптомокомплекс. То же самое можно сказать о факторе № 4Н, в который с одинаковыми знаками вошли шкалы 4 (импульсивность), 6 (ригидность) и 9 (оптимизм и активность). В комплексе эти шкалы характеризуют стеничных, напористых, но лишенных гибкости нарушителей общепринятых норм поведения. В факторе № 5Н также не прослеживается баланса. Его составляет, главным образом, индивидуалистичность при высокой лживости и низкой коррекции. На противоположном полюсе этого фактора сочетаются свойства, также не способствующие адаптивному поведению. Это конформные внушаемые личности, честные до незащищенности и постоянно корректирующие свое поведение через мнение окружающих.

Несмотря на то что содержательной стороне здесь не придается основополагающего значения (ее трактовка может быть в некоторой степени произвольной), в комплексе с другими методами факторный анализ позволяет резюмировать, что адаптивные свойства личности отражаются в результатах тестирования с помощью ММРІ. Комплексный статистический анализ помогает не только подтвердить правомерность клинических критериев в разграничении уровней психической адаптивности, но и существенно дополнить теоретические представления эмпирическими данными.

Алгоритм диагностики психической адаптивности по базисным шкалам

Закономерности структуры данных в пространстве базисных шкал ММРІ, находящие свое выражение в приведенных результатах статистического анализа, дают возможность построить алгоритм распознавания психической адаптивности, в котором исходными признаками служат шкалы ММРІ. Подход к построению такого алгоритма во многом аналогичен подходу, изложенному в /Губерман Ш. А. и др., 1983/. Определенное отличие заключается в том, что в качестве исходных признаков берутся не только

непосредственно шкалы MMPI, но и их отношения. Основанием для подобного расширения являются предыдущие выводы о важности для диагностики психической адаптивности взаимоотношений между отдельными свойствами личности, обеспечивающими сбалансированность личностной системы.

Для иллюстрации целесообразности использования отношений базисных шкал в качестве диагностических признаков рассмотрим следующий пример. На рис. 4.3 изображены гистограммы распределения обследованных по осям шкал K (коррекция) и 2 (депрессия). На третьей, нижней, гистограмме показаны распределения тех же обследованных по оси производного признака — отношения шкал $K/2$. Цифры на горизонтальных осях обозначают верхние границы интервалов соответствующих признаков, выраженных в сырых баллах или в их отношении. По вертикали откладывается относительное число объектов обеих групп психической адаптивности, попадающих в эти интервалы (в %). Таким образом, происходит как бы наложение гистограммы распределения лиц с высокой адаптивностью на гистограмму распределения лиц с низкой адаптивностью. Площадь перекрытия (S_{Π}) одной и другой гистограммы, выраженная в процентах, служит характеристикой степени совпадения плотностей распределения исследуемых групп. Чем больше S_{Π} , тем, соответственно, хуже данный признак «работает» на разделение диагностируемых групп.

Как видно из рис. 4.3, наибольшее совпадение плотностей распределения обследованных наблюдается по 2-й шкале ($S_{\Pi}=79\%$). Только незначительное количество объектов, имеющих по шкале результат выше 28 с. б., можно с высокой вероятностью по этому признаку относить в группу лиц с низкой адаптивностью. Плотности распределений по шкале K совпадают в несколько меньшей степени ($S_{\Pi}=67\%$). Здесь уже можно утверждать, что значения шкалы ниже 14 с. б. явно преобладают у лиц с низкой психической адаптивностью.

Но меньше всего пересекаются распределения групп по признаку отношения шкал ($S_{\Pi}=58\%$). Причем в данном случае выделяется не только область возрастания плотности вероятности для лиц с низкими адаптивными способностями (шкала K /шкала 2 $\leq 0,5$), но и аналогичная область для лиц с высокими адаптивными способностями (шкала K /шкала 2 > 1).

Из приведенного примера следует, что анализ распределения объектов, принадлежащих к различным группам психической адаптивности, на дополнительных признаках — отношениях между шкалами повышает диагностическую значимость профиля личности MMPI. Ориентируясь на гистограммы распределения, можно достаточно четко очертить границы значений признаков, характерных для лиц с высокой и сниженной

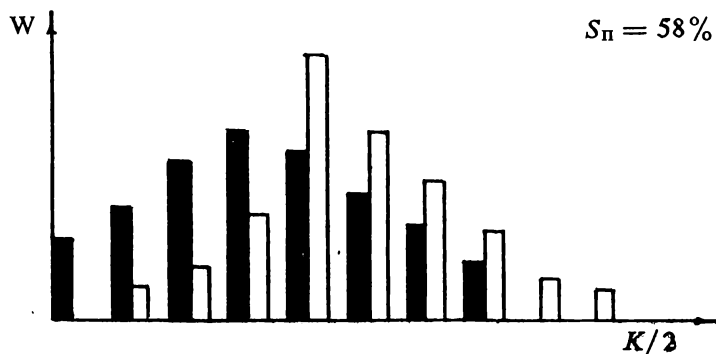
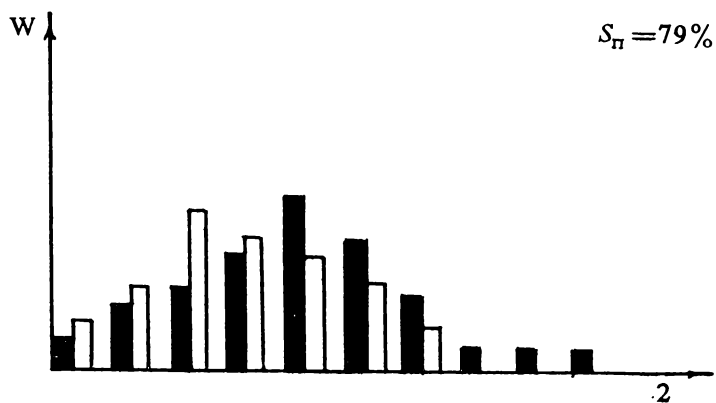
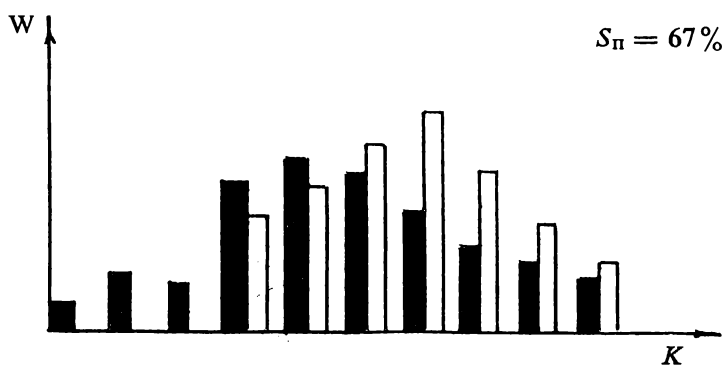


Рис. 4.3. Гистограммы распределения обследованных по осям признаков
 □ — группа с высокой психической адаптивностью.
 ■ — группа с низкой психической адаптивностью.

Таблица 4.8

Диагностические области значений шкал ММРІ (в с. 6.) и их отношений

№	Обозначение признаков	Область класса «В»	Область класса «Н»	№	Обозначение признаков	Область класса «В»	Область класса «Н»
1	L	—	≥ 4	24	F/3	≤ 0,3	> 0,3
2	F	≤ 2	≥ 6	25	F/5	≤ 0,1	> 0,3
3	K	—	≥ 14	26	F/0	≤ 0,1	> 0,2
4	1	—	≥ 5	27	K/1	—	≤ 4,0
5	4	≤ 13	≥ 18	28	K/2	> 1,0	≤ 0,7
6	4	—	≥ 20	29	K/4	> 1,7	≤ 1,0
7	6	—	≥ 13	30	K/5	> 1,5	≤ 0,5
8	7	≤ 2	≥ 11	31	K/6	—	≤ 1,4
9	8	≤ 3	≥ 12	32	K/7	> 10,0	≤ 1,5
10	9	—	≥ 20	33	K/8	> 10,0	≤ 1,6
11	L/K	> 4,5	≤ 1	34	K/9	—	≤ 0,8
12	L/1	> 8,0	≤ 1,7	35	K/0	—	≤ 0,5
13	L/2	> 0,45	≤ 0,2	36	2/7	> 8,0	≤ 2,0
14	L/3	—	≤ 0,3	37	2/8	> 6,0	≤ 1,6
15	L/4	—	≤ 0,3	38	3/4	> 1,5	≤ 0,9
16	L/5	> 0,5	≤ 0,2	39	3/6	> 2,2	≤ 1,4
17	L/6	> 1,3	≤ 0,4	40	3/7	> 8,0	≤ 1,7
18	L/7	> 4,0	≤ 0,5	41	3/8	> 3,5	≤ 1,7
19	L/8	> 2,0	≤ 0,5	42	3/9	—	≤ 0,8
20	L/9	> 1,0	≤ 0,3	43	5/7	> 5,0	≤ 2,0
21	L/0	> 0,5	≤ 0,2	44	5/8	> 7,0	≤ 3,0
22	F/K	> 0,4	≤ 0,1	45	8/9	≤ 0,3	> 0,8
23	F/2	≤ 0,1	> 0,3				

Примечание: количество обследованных — 300 человек класса «В» и 300 человек класса «Н».

адаптивностью, то есть определить нормативы признаков (шкал и их отношений). Эти нормативы представлены в табл. 4.8, в которой описаны области значений признаков, имеющих диагностическое значение. Критерием для проведения границ между классом высокой и низкой психической адаптивности являлось соотношение плотностей распределения объектов этих классов в выделенной области, равное приблизительно 1:3. Такое соотношение соответствует 75% вероятности принадлежности объекта к данному классу. По мере удаления от разделяющей границы вероятность правильной классификации возрастает. Отрезок, на котором отношение объектов класса «В» к классу «Н» колеблется между 1:3 и 3:1, считается зоной неразличения классов, не играющей роли в диагностике адаптивности.

Указанные разделяющие границы можно использовать для визуальной оценки профиля личности в сырых баллах. Но в большей степени они пригодны для построения алгоритма автоматической классификации, легко реализуемого с помощью ком-

пьютера. Результат алгоритма такой классификации (программист В. А. Чигирев) имеет коэффициент корреляции с клинической оценкой психической адаптивности, колеблющийся в пределах от 0,5 до 0,7. Возможности данного алгоритма для использования его в ходе медико-психологического обследования лиц молодого возраста обсуждались в /Воробьев В. М. и др., 1984/.

В процессе исследования отношений между шкалами, кроме того, выявляется очень важное с практической точки зрения обстоятельство. Оказывается, что оценочные шкалы *L* (лжи) и *K* (коррекции), а также шкалы 3 (эмоциональной лабильности) и 5 (мужественности-женственности) в отношениях со многими другими шкалами существенно улучшают их диагностические свойства. Причем из характера этих отношений следует, что чем меньше величина указанных шкал, тем больше внимания нужно придавать повышению остальных шкал. Напротив, при высоких значениях шкал *L*, *K*, 3 или 5 подъем любой другой шкалы не свидетельствует в пользу психической дезадаптации. Таким образом, при визуальной оценке профиля личности ММРІ к шкалам 3 и 5 нужно относиться примерно так же, как и к оценочным шкалам.

При интерпретации профиля личности по шкалам опросника следует помнить, что эти шкалы являются обобщенными характеристиками первичных ответов испытуемых. Они валидизировались, главным образом, на патологических личностях. Поэтому для построения формального алгоритма экспресс-диагностики психической адаптивности у кандидатов в специальные высшие учебные заведения, как это будет показано ниже, можно с гораздо большим успехом использовать первичные результаты тестирования.

4.3. Шкала психической адаптивности

Описываемая в данном разделе шкала психической адаптивности сконструирована с использованием традиционного подхода к построению линейных диагностических моделей, рассмотренного во 2-й главе.

Сначала была подобрана представительная выборка обследованных с помощью методики ММРІ, обладающих наиболее выраженными психологическими свойствами, которые необходимо диагностировать. Затем проводился частотный анализ ответов испытуемых на утверждения опросника ММРІ в группе лиц, получивших низкую экспертную оценку психической адаптивности, и в нормативной группе. Полученные частоты выборов альтернативных вариантов ответов на пункты теста сводились в таблицу сопряженности (табл. 2.2), и вычислялся коэффициент связи ϕ , статистическая значимость которого определялась по крите-

рию χ^2 (хи-квадрат). Пункты ММРІ, имеющие значимую связь с внешним критерием, составили «ключ» шкалы психической адаптивности, которая затем проверялась на надежность и валидность.

В обучающую выборку вошли результаты обследования 120 кандидатов, не рекомендованных к поступлению в вуз вследствие отчетливо выраженных признаков психической дезадаптации. Эти результаты сравнивались с данными тестирования нормативной группы численностью 500 человек.

«Ключ» шкалы психической адаптивности составили 111 утверждений теста ММРІ, для которых величина коэффициента ϕ соответствовала 95% доверительному интервалу (таблица 4.9). Вошедшие в шкалу утверждения, как это видно из таблицы, характеризуют широкий диапазон отклонений во всех сферах личности обследованных: в соматической, психологической и психопатологической. Так, например, в нее вошли утверждения: «Несколько раз в неделю меня беспокоят неприятные ощущения в верхней части живота... Часто у меня бывают сильные головные боли». Очень большая часть утверждений касается системы межличностных отношений: «Временами мне очень хотелось покинуть дом... По сравнению с другими семьями в моей семье мало любви и тепла». Также много утверждений, которые часто выбирают лица с низкой психической адаптивностью, выходят за грань психологических конфликтов и характеризуют психопатологические отклонения: «Я думаю, что против меня составляется заговор... Часто мне хочется умереть» и т. д. В целом же обращает внимание неоднородность и даже противоречивость утверждений шкалы психической адаптивности, что свидетельствует о многообразии форм дезадаптации, которые она способна отражать.

Нормативы шкалы психической адаптивности отрабатывались на случайной выборке (300 человек) кандидатов, обследовавшихся в 1983 году. Несмотря на большую размерность «ключа» (111 утверждений), среднее значение шкалы в нормативной группе невелико и составляет 13,7 с.б. при среднем квадратическом отклонении 10,1. Максимальное и минимальное значения равнялись соответственно 47 и 1 с.б. Как показал дополнительный анализ, тематика утверждений, входящих в шкалу адаптивности и составивших выбор каждого отдельного испытуемого, отличается относительной однородностью. Иногда содержание утверждений, выбранных тем или иным испытуемым, отражает астенические черты личности, в других случаях — возбудимый темперамент или вспыльчивый характер. Так что уже по утверждениям обследованного, попавшим в «ключ» шкалы адаптивности, можно вынести суждение о форме ее нарушения.

Таблица 4.9

Шкала психической адаптивности

№ п/п	№ ММРІ	Содержание утверждений ММРІ	Ключ	
			Согласен	Не согласен
1	2	3	4	5
1	10	Мне часто кажется, что у меня комок в горле	х	
2	13	Работа стоит мне большого напряжения	х	
3	15	Иногда мне в голову приходят такие нехорошие мысли, что лучше о них не рассказывать	х	
4	21	Временами мне очень хотелось покинуть дом	х	
5	22	Временами у меня бывают приступы смеха и плача, с которыми я никак не могу справиться	х	
6	27	Временами я нахожусь во власти каких-то злых духов	х	
7	38	В детстве или подростковом я одно время совершал мелкие кражи	х	
8	39	Иногда мне хочется все ломать и крушить	х	
9	42	Моя семья с неодобрением относится к той работе, которую я выбрал (или которую собираюсь выбрать)	х	
10	44	Часто у меня бывают сильные головные боли	х	
11	47	Раз в неделю или чаще меня безо всякой видимой причины внезапно будто обдаёт жаром	х	
12	50	Временами я чувствую, что умираю	х	
13	54	Большинству людей, которые меня знают, я, в общем, нравлюсь		х
14	57	Я человек общительный		х
15	61	Я жил не так, как надо	х	
16	72	Несколько раз в неделю меня беспокоят неприятные ощущения в верхней части живота (под ложечкой)	х	
17	76	Большую часть времени настроение у меня плохое	х	
18	85	Иногда меня так привлекают чужие вещи (туфли, перчатки и т. п.), что мне хочется поддержать их в руках или даже украсть, хотя они мне и не нужны	х	
19	87	Я хотел бы быть цветоводом	х	
20	94	Я часто совершаю поступки, о которых потом очень сожалею (чаще или глубже, чем другие).	х	
21	97	Временами я испытываю сильное желание нарушить правила приличия или сделать что-нибудь вредное	х	
22	103	Мышечные судороги или подергивания бывают у меня крайне редко (или никогда не бывают)		х
23	104	Я довольно безразличен к тому, что будет	х	
24	108	Я почти все время испытываю чувство заполненности в голове или в носу	х	
25	109	Некоторые люди до того любят командовать, что меня так и тянет делать все наперекор, даже если я знаю, что они правы	х	

1	2	3	4	5
26	110	Кое-кто рад бы мне навредить	x	
27	114	У меня часто бывает такое чувство, будто моя голова стянута обручем	x	
28	121	Я думаю, что против меня составляется заговор	x	
29	128	Я спокойно переношу вид крови		x
30	137	Я считаю, что в моей семье жизнь такая же хорошая, как и у большинства моих знакомых		x
31	139	Иногда у меня бывает такое чувство, что я просто должен нанести повреждение себе самому или кому-нибудь другому	x	
32	142	Временами я бываю уверен в своей ничемности	x	
33	147	Я часто терпел неудачи лишь из-за того, что не мог своевременно принять решение	x	
34	152	Обычно я засыпаю спокойно и меня не тревожат никакие мысли		x
35	156	У меня бывают периоды, когда я что-то делал, а потом не знал, что именно я делал	x	
36	158	Я легко плачу	x	
37	159	Я стал хуже понимать содержание прочитанного	x	
38	164	Мне нравится детально изучать то, чем я занимаюсь, и читать об этом		x
39	166	Мне страшно смотреть вниз с большой высоты	x	
40	167	Я был бы довольно спокоен, если бы у кого-нибудь из моей семьи были неприятности с законом	x	
41	173	Я любил школу		x
42	200	Есть люди, которые пытаются украсть мои мысли и идеи	x	
43	202	Думаю, что я человек обреченный	x	
44	205	Временами я не могу удержаться от того, чтобы что-нибудь не стащить у кого-либо или где-либо, например, в магазине	x	
45	206	Я религиозен	x	
46	209	Я знаю, что мои прегрешения простить нельзя	x	
47	212	Мои родные обращаются со мной скорее как с ребенком, чем как со взрослым	x	
48	215	Я злоупотреблял спиртными напитками	x	
49	216	По сравнению с другими семьями в моей семье очень мало любви и тепла	x	
50	224	Родители часто были настроены против моих знакомств	x	
51	226	У некоторых членов моей семьи есть привычки, которые меня очень раздражают и надоедают мне	x	
52	227	Мне говорят, что я хожу во сне	x	
53	231	Я люблю поговорить на сексуальные темы	x	
54	236	Я часто предаюсь грустным размышлениям	x	
55	241	Я часто вижу такие сны, о которых лучше никому не рассказывать	x	

1	2	3	4	5
56	260	В школе я усваивал материал медленнее, чем другие	х	
57	263	Я легко потею даже в прохладные дни	х	
58	264	Я вполне уверен в себе		х
59	267	В обществе мне трудно найти подходящую тему для разговора	х	
60	269	Иногда я ради забавы пугаю людей, так как мне легко заставить других бояться меня	х	
61	276	Я люблю детей		х
62	282	Бывает, что я испытываю ненависть к членам моей семьи, которых обычно люблю	х	
63	295	Я люблю сказки Андерсена		х
64	299	Мне кажется, что я все чувствую более остро, чем другие	х	
65	301	Жизнь для меня почти всегда связана с напряжением	х	
66	305	Даже среди людей я чувствую себя одиноким	х	
67	308	Временами мне очень хотелось покинуть дом	х	
68	315	Определенно, судьба несправедлива ко мне	х	
69	317	Я впечатлительнее и чувствительнее большинства людей	х	
70	320	Мне часто снятся сны сексуального содержания	х	
71	323	У меня бывали совершенно необычные, очень странные и своеобразные переживания	х	
72	325	Некоторые из членов моей семьи совершали поступки, которые меня пугали	х	
73	336	Определенно на мою долю выпало забот и беспокойства больше, чем положено	х	
74	339	Часто мне хочется умереть	х	
75	345	Часто у меня бывает такое ощущение, будто все вокруг нереально	х	
76	353	Я безо всякого страха захожу в комнату, где другие уже собрались и разговаривают		х
77	356	Мне труднее сосредоточиться, чем другим	х	
78	361	Я склонен тяжело все переживать	х	
79	364	Обо мне говорят пошлые и оскорбительные вещи	х	
80	374	Временами моя голова работает как бы медленнее, чем обычно	х	
81	377	В гостях я чаще сижу где-нибудь в сторонке или разговариваю кем-нибудь одним, чем принимаю участие в общих развлечениях	х	
82	383	Люди часто разочаровывают меня	х	
83	388	Я боюсь оставаться один в темноте	х	
84	393	Лошадей, которые не тянут, следует бить	х	
85	395	Будущее настолько неопределенно, что бессмысленно строить какие-либо серьезные планы	х	
86	396	Часто, даже когда все складывается для меня хорошо, я чувствую, что мне все безразлично	х	
87	397	Иногда у меня бывало чувство, что передо мной нагромодилось столько трудностей, что одолеть их просто невозможно	х	

1	2	3	4	5
88	398	Часто я думаю: «Хорошо бы снова стать ребенком»	x	
89	411	Когда я слышу об успехах близкого знакомого, я начинаю чувствовать, что я — неудачник	x	
90	414	Мне свойственно так сильно переживать свои разочарования, что я не могу себя заставить не думать о них	x	
91	418	Временами мне кажется, что я ни на что не годен	x	
92	419	В школе я довольно часто прогуливал уроки	x	
93	420	У меня бывали очень необычные мистические переживания	x	
94	421	В моей семье есть очень нервные люди (один человек или даже больше)	x	
95	422	Я стесняюсь работы, которой занимались некоторые члены моей семьи	x	
96	433	Бывало, что я придумывал себе товарищей	x	
97	446	Я люблю играть в азартные игры на небольшие ставки	x	
98	476	Я призван совершить великую миссию	x	
99	487	Если дело у меня идет плохо, мне сразу же хочется все бросить	x	
100	499	Должен признаться, что временами я неразумно волновался из-за вещей, которые в действительности не имели значения	x	
101	502	Люблю, чтобы окружающие знали мою точку зрения		x
102	506	Я человек нервный и легко возбудимый	x	
103	517	Все у меня получается плохо, не так, как надо	x	
104	519	С моими половыми органами что-то неладно	x	
105	520	Как правило, я решительно отстаиваю свои взгляды		x
106	527	Члены моей семьи и мои близкие родственники ладят друг с другом		x
107	531	Люди довольно легко могут изменить мое решение, даже если оно уже казалось мне окончательным	x	
108	538	Думаю, что мне бы понравилась работа портного по женскому платью	x	
109	543	Несколько раз в неделю у меня бывает такое чувство, что должно случиться что-то страшное	x	
110	544	Большую часть времени я чувствую себя усталым	x	
111	557	Мне понравилось бы работать личным секретарем (например, у директора)	x	

Сырые баллы шкалы адаптивности переводятся в стэны по таблице 4.10. Проверка качества работы шкалы осуществлялась на выборках кандидатов, идентифицированных экспертами по клиническим критериям психической адаптивности, составивших контрольную выборку. Численность первой группы из контрольной выборки, представленной лицами с высокими адаптивными способностями, равнялась 150 человек. Вторая группа из контрольной выборки, состоящая из абитуриентов, не рекомендованных к зачислению в вуз в связи с признаками психической дезадаптации, также включала 150 человек.

Распределение контрольных групп обследованных по шкале психической адаптивности приведено в таблице 4.11 и отображено на совмещенной гистограмме (рис. 4.4). Из данных таблицы видно, что подавляющее число (79%) лиц первой группы набирает по шкале адаптивности 3—5 стэнов. Центр распределения смещен к началу координат. Распределение лиц с низкими адаптивными способностями более пологое, и его центр, наоборот, располагается дальше от начала шкалы на уровне 6 стэнов. Приведенные данные можно интерпретировать следующим образом.

Из опыта известно, что в случайной выборке кандидатов встречается приблизительно 10% лиц с низкими адаптивными способностями (группа «Н»), 55% с высокой психической адаптивностью (группа «В») и остальные 35% — со средними спо-

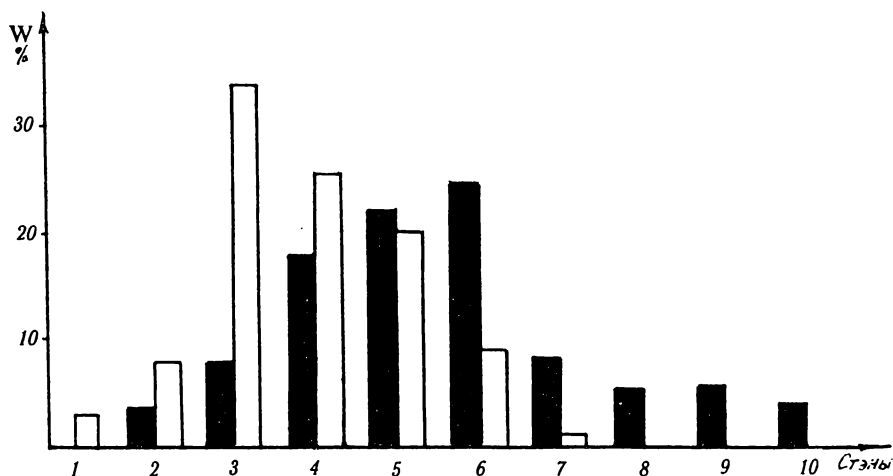


Рис. 4.4. Совмещенные гистограммы распределения оценок психической адаптивности

□ — группа с высокой психической адаптивностью;
 ■ — группа с низкой психической адаптивностью

Таблица 4.10

Перевод сырых баллов в стэны

Интервалы в с. б.	Стэны
0— 1	1
2— 3	2
4— 5	3
6— 7	4
8—11	5
12—15	6
16—19	7
20—25	8
26—33	9
34	10

способностями. Таким образом, соотношение априорных вероятностей $P(«Н»)$ и $P(«В»)$ составляет приблизительно 1/6. Следовательно, с учетом данных таблиц 4.11, если установить порог 3 стэна и рассматривать случайную выборку испытуемых, для которых значение шкалы адаптивности не превышает указанного порога, то среди этих испытуемых на каждые 22 кандидата с высокими адаптивными способностями будет приходиться только один кандидат с низкой психической адаптивностью. С другой стороны, в группе лиц со значениями шкалы не меньшими 6 стэнов будет наблюдаться примерно одинаковое соотношение испытуемых с высокой и низкой адаптивностью.

Таблица 4.11

Распределение контрольных групп обследованных по шкале психической адаптивности (в процентах)

Стэны	Количество обследованных в %	
	в группе с высокой адаптивностью	в группе с низкой адаптивностью
1	3	0
2	8	4
3	33	8
4	26	18
5	20	22
6	9	24
7	1	8
8	0	6
9	0	6
10	0	4

Приведенные цифры иллюстрируют практическую значимость разработанной шкалы психической адаптивности для оптимизации распределения ресурсов психолого-психиатрической экспертизы при проведении массовых медико-психологических обследований. При известном дефиците времени и специалистов, который всегда отмечается в условиях комплектования учебных заведений, лицам с низкими значениями шкалы можно не уделять внимания при проведении осмотра, учитывая, что вероятность встретить среди них случаи психической дезадаптации невелика. И, напротив, основные усилия, требуемые для углубленной экспертизы, можно сконцентрировать на группе обследованных с высокими значениями шкалы психической адаптивности. При этом в зависимости от имеющихся ресурсов времени и специалистов устанавливаются соответствующие значения порогов, определяющие вероятность пропуска лиц с низкой адаптивностью при предварительной тестовой фильтрации испытуемых.

4.4. Экстенсиональный алгоритм распознавания психической адаптивности

Свойства описанной в предыдущем разделе шкалы психической адаптивности, построенной на основе традиционной линейной диагностической модели, подтверждают полиморфный характер используемого диагностического конструкта. Это выражается в том, что при высокой размерности «ключа», в который вошли 111 пунктов теста MMPI, среднее значение шкалы психической адаптивности для нормативной группы составило всего 13,7 сырых балла, а максимальное значение шкалы также невелико — 47 сырых баллов. Таким образом, при диагностике какого-либо испытуемого в данной шкале «срабатывает» лишь небольшая часть отобранных пунктов, входящих в один из некоторого множества «симптомо-комплекс». В то же время структура указанного множества остается «за кадром», хотя, по-видимому, каждый симптомо-комплекс имеет собственный объем. Все это в целом размывает результирующий диагностический показатель психической адаптивности и не позволяет получить потенциально достижимый диагностический эффект.

Другая причина снижения потенциально возможного диагностического эффекта при использовании традиционного подхода к конструированию психодиагностической шкалы в условиях полиморфного внешнего критерия заключается в том, что отбор пунктов теста в шкалу адаптивности в данном случае производится методом «*k*» лучших признаков, при котором совершенно не учитываются сложные структурные связи между пункта-

ми, способные нести существенную информацию о сходстве и различии диагностируемых объектов.

Указанных недостатков лишены экстенсиональные методы распознавания образов, которые опираются на оценки близости диагностируемых объектов в многомерном пространстве признаков. Эти методы были подробно рассмотрены в 3-й главе. Как было показано, экстенсиональные методы распознавания являются безусловными. А именно, эти методы всегда приводят к потенциально достижимому для данного пространства признаков диагностическому эффекту при неограниченном увеличении объема обучающей выборки. Однако в условиях ограниченной обучающей выборки актуальным является исключение из пространства признаков неинформативных составляющих (преобразование пространства), позволяющее получить максимальный эффект распознавания при минимальном количестве требуемых диагностических прецедентов. Поэтому процедура построения экстенсионального алгоритма распознавания всегда заключается в нахождении оптимального в вышеупомянутом смысле преобразования исходного пространства признаков.

Прежде чем перейти к описанию процедуры преобразования пространства признаков, остановимся на нескольких общих вопросах, связанных с оценками многомерной близости объектов.

Определенный интерес при использовании объемных психодиагностических тестов, таких как ММРІ, вызывает вопрос о том, насколько похоже разные люди отвечают на те или иные задания теста. Встречается мнение, особенно у неспециалистов, что на многие пункты какого-либо теста существуют практически однозначные ответы. В известной мере это мнение опровергает эмпирически установленный факт, что в достаточно однородной группе абитуриентов специальных вузов (300 человек) из 550 утверждений вопросника ММРІ лишь для 62 утверждений частота их выбора составляет менее 5%. Но гораздо более полную характеристику вариабельности ответов в указанной группе дает анализ матрицы расстояний Хэмминга между объектами исследования в 550-мерном пространстве исходных дихотомических признаков теста ММРІ (расстояние Хэмминга интерпретируется как количество несовпадающих ответов на утверждения опросника у двух сравниваемых испытуемых).

Для нормативной группы кандидатов в вузы объемом 200 человек были выбраны 40 минимальных и 40 максимальных элементов матрицы расстояний Хэмминга, содержащей всего 19900 различных элементов. Эти данные отображены в таблицах 4.12 и 4.13.

Как видно из приведенных таблиц, самые близкие объекты нормативной группы расположены на расстоянии 64, а самые далекие на расстоянии 229 единиц, измеренных в мет-

Таблица 4.12

40 наименьших элементов матрицы расстояний Хэмминга в исходном 550-мерном пространстве дихотомических признаков ММРІ для нормативной группы

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$d^{(H)}$	64	64	67	67	68	69	70	70	70	70
№	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$d^{(H)}$	72	73	73	73	73	74	74	75	76	76
№	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
$d^{(H)}$	76	77	77	78	78	78	78	79	79	79
№	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
$d^{(H)}$	79	79	80	80	80	81	81	81	81	81

рике Хэмминга. Это означает, что самые похожие испытуемые из нормативной группы по-разному отвечают на 11,6% вопросов ММРІ, а самые непохожие друг на друга испытуемые по-разному отвечают на 46% вопросов (похожесть, конечно, следует понимать в смысле психологических особенностей, отражаемых данным тестом). Среднее значение элементов матрицы расстояний Хэмминга в нормативной группе составило 137 единиц. Таким образом, в среднем любые два

Таблица 4.13

40 наибольших элементов матрицы расстояний Хэмминга в исходном 550-мерном пространстве дихотомических признаков ММРІ для нормативной группы

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$d^{(H)}$	229	227	227	224	223	221	221	221	220	220
№	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$d^{(H)}$	219	219	219	219	219	218	217	216	216	215
№	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
$d^{(H)}$	215	215	214	218	213	213	213	212	212	211
№	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
$d^{(H)}$	211	211	211	211	211	210	210	210	210	210

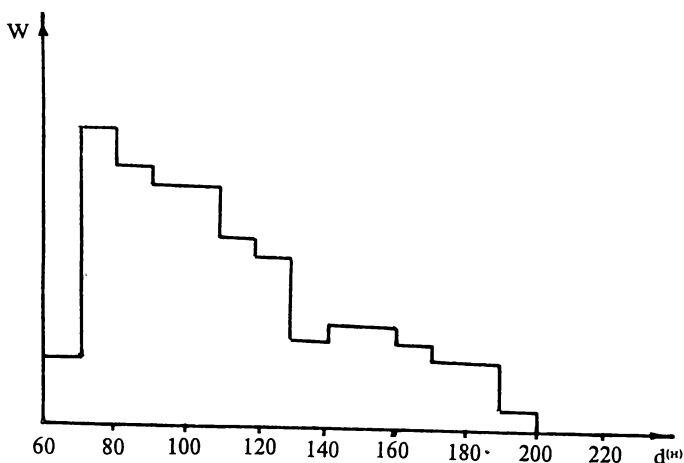


Рис. 4.5. Гистограмма распределения расстояний Хэмминга от объектов выборки до объекта, содержащего минимальный элемент матрицы расстояний (количество объектов — 200, размерность пространства признаков — 550)

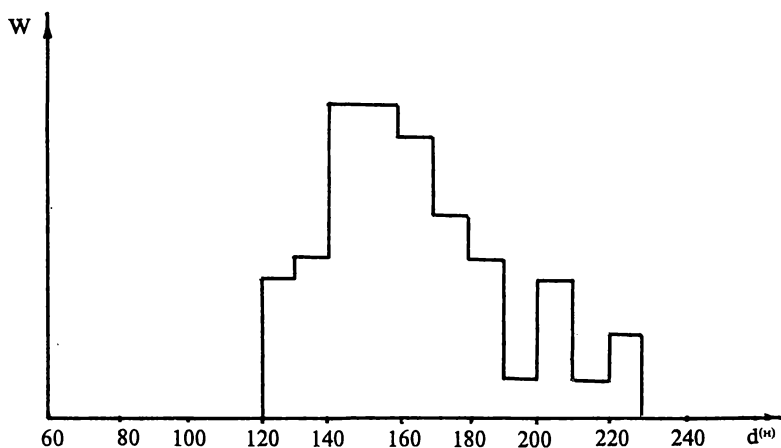


Рис. 4.6. Гистограмма распределения расстояний Хэмминга от объектов выборки до объекта, содержащего максимальный элемент матрицы расстояний (количество объектов — 200, размерность пространства признаков — 550)

испытываемых из нормативной группы по-разному отвечают на 27,4% вопросов ММРІ.

На рис. 4.5—4.7 представлены гистограммы распределения расстояний Хэмминга в исходном 550-мерном пространстве ММРІ для трех различных объектов выборки. Первый объект выбран из тех соображений, что он входит в пару с мини-

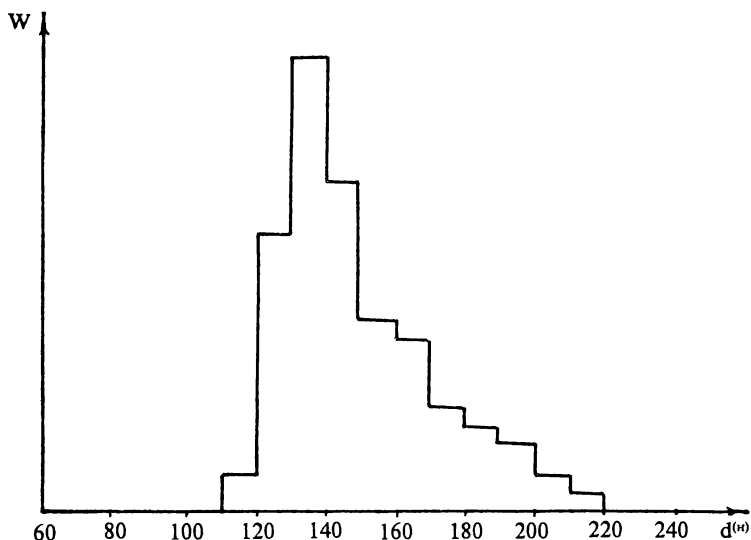


Рис. 4.7. Гистограмма распределения расстояний Хэмминга от объектов выборки до объекта, у которого преобладает среднее значение элементов матрицы расстояний (количество объектов — 200, размерность пространства признаков — 550)

мальным взаимным расстоянием (рис. 4.5). Второй объект имеет максимальное расстояние до своего первого ближайшего соседа (рис. 4.6). И, наконец, для третьего объекта в распределении расстояний до всех остальных объектов изучаемой выборки преобладают средние значения этого показателя (рис. 4.7). Общей чертой полученных распределений является их положительная асимметрия. В то же время, максимальный разброс $d^{(H)}$ наблюдается на рис. 4.5, а минимальный на рис. 4.7, на котором распределение имеет выраженный положительный эксцесс. Выбросы на правой ветви гистограммы на рис. 4.6 могут объясняться наличием нескольких группировок в исходном пространстве описания. Изучение приведенных гистограмм удовлетворяет не только чисто познавательный интерес, но также необходимо для адекватного задания вида ХЕШ-функций в алгоритмах сортировки объектов, которые употребляются в процедурах преобразования пространства признаков, описанных в п. 3.3.

В качестве экстенсionalного алгоритма распознавания психической адаптивности в данном случае был выбран алгоритм, выполняющий классификацию объектов по методу k -ближайших соседей. Определение информативного подпространства признаков с метрикой Хэмминга производилось на обучающей

выборке, содержащей две полярные группы психической адаптивности «В» и «Н» по 100 человек каждая. График зависимости вероятности правильной классификации, оцениваемой по методу скользящего экзамена, от номера ближайшего соседа, по которому производится принятие диагностического решения, в исходном пространстве признаков приведен на рис. 4.8.

Как видно из рисунка, начальный уровень правильной классификации по 1-му ближайшему соседу весьма мал $P_{\Sigma}(1) = 0,56$ и близок к уровню случайной классификации для двух классов $P_q = 0,5$. В то же время можно с большой степенью правдоподобия утверждать, что в исходном 550-мерном пространстве признаков имеются информативные составляющие. Это, с одной стороны, вытекает из всех предыдущих результатов анализа базисных шкал ММРІ и из достаточно эффективных результатов, даваемых более грубой линейной диагностической моделью. С другой стороны, данный факт следует из непосредственно наблюдаемого сравнительно монотонного уменьшения $P_{\Sigma}(k)$ с увеличением номера ближайшего соседа k , по которому оценивается вероятность правильной классификации методом скользящего экзамена. Такое монотонное уменьшение происходит до $k=6$. Тем самым можно определить интервал номеров ближайших соседей

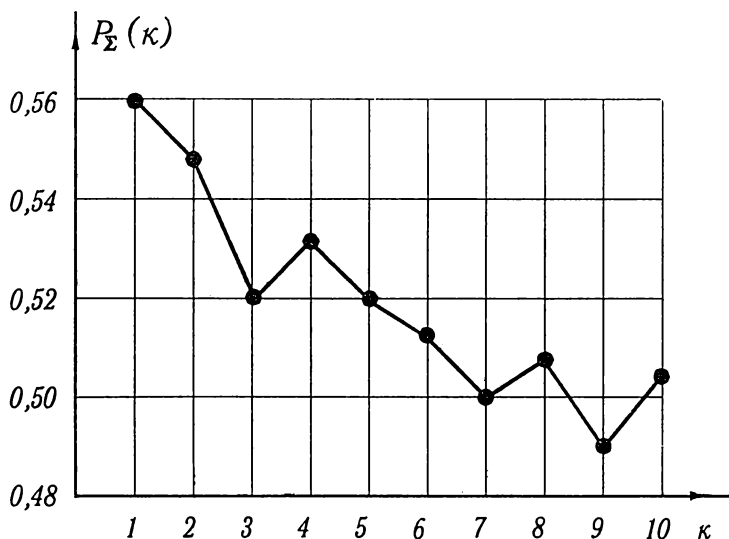


Рис. 4.8. График зависимости вероятности правильной классификации от номера ближайшего соседа в исходном пространстве признаков (количество объектов класса «В» — 100 и класса «Н» — 100; размерность пространства признаков — 550). Вероятность правильной классификации определена по методу скользящего экзамена

$1 \leq k \leq 6$, для которого справедливы формулы теоретической модели экстенционального распознавания (3.15).

Исходя из указанной теоретической модели, можно оценить требуемый объем обучающей выборки, который необходим для достижения максимально возможной вероятности правильной классификации P_p без преобразования исходного пространства признаков. Так как в обучающей выборке содержатся объекты только двух полярных классов одинакового объема, то вероятность правильной классификации при случайном угадывании ближайшего соседа P_q , как указывалось выше, составляет $P_q = 0,5$. В отличие от этого параметра, максимально возможную вероятность правильной классификации по 1-му ближайшему соседу следует задать, исходя из интуитивных соображений. Примем, например, $P_p = 0,8$. Тогда по формуле (3.16), подставив в нее значения P_p и P_q , получим следующий требуемый объем обучающей выборки $N_{гр} = 1000$.

Требуемый объем обучающей выборки можно определить более точно, исходя из оценки по (3.20) параметра v , который, как было отмечено, обратно пропорционален половине данного объема при классификации объектов методом скользящего экзамена по правилу 1-го ближайшего соседа. Как указывалось ранее, такое повышение точности происходит за счет того, что одна и та же выборка N объектов для определения параметра v используется L -кратно и каждый раз по-новому. Подставив в формулу (3.20) соответствующие значения P_p , P_q , $P_{\Sigma}(k)$, L и k для выбранного интервала $1 \leq k \leq 6$ и $N=200$, получим

$$v = \frac{2 \cdot 0,06 + 3 \cdot 0,05 + 4 \cdot 0,02 + 5 \cdot 0,03 + 6 \cdot 0,02 + 7 \cdot 0,01}{200 \cdot 6 \cdot 0,3} = 1,9 \cdot 10^{-3}$$

Отсюда следует, что требуемый объем обучающей выборки для достижения вероятности правильной классификации, равной $P_p = 0,8$, по правилу 1-го ближайшего соседа, оцениваемой методом скользящего экзамена, составляет $N_{гр} = 2/v = 1053$ объектов.

Полученная оценка указывает на явно недостаточное количество объектов обучающей выборки, если их использовать в качестве диагностических прецедентов в экстенциональной классификации без осуществления преобразования исходного пространства признаков.

Преобразование пространства признаков при решении данной задачи распознавания группы психической адаптивности заключалось в поиске группы информативных признаков. Этот поиск осуществлялся методом последовательного уменьшения группы признаков (ПУМГ). В качестве критерия информатив-

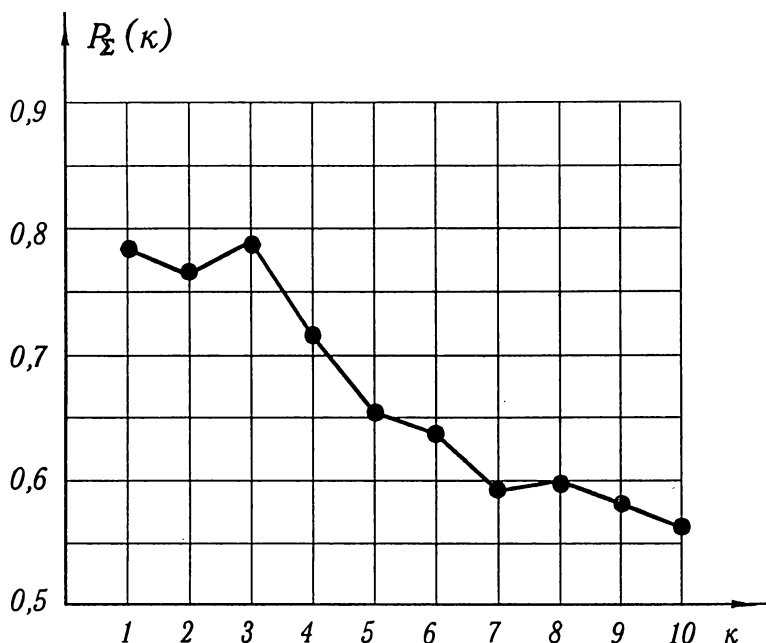


Рис. 4.9. График результирующей зависимости вероятности правильной классификации (количество объектов — 200; размерность информативного пространства признаков — 364)

ности группы признаков в соответствии с (3.20) использовалась следующая величина

$$J = \frac{1}{3N(P_p - P_q)} \sum_{k=1}^3 (k+1) [P_{\Sigma}(k) - P_q].$$

Сначала значение J определялось на исходном наборе 550 признаков ММРІ (вариантов ответов на утверждения теста). Затем признаки поочередно исключались из этого набора и возвращались обратно в набор только в случае уменьшения значения J . В результате работы алгоритма ПУМГ была отобрана группа из 364 признаков, представленных в таблице 4.14.

График результирующей зависимости вероятности правильной классификации исследуемых объектов, определенной методом скользящего экзамена, от номера ближайшего соседа, по которому делается заключение о принадлежности объектов классу «В» или классу «Н», приведен на рис. 4.9. Значения вероятности $P_{\Sigma}(k)$ для соответствующего номера ближайшего соседа даны в таблице 4.15.

Таблица 4.14

Пункты ММРІ, составившие информативное пространство признаков для диагностики психической адаптивности по правилу k -ближайших соседей

1											12		15	
16	17		19		21				25		27		30	
	32			35				39	40		42	43		
46		48			51		53	54	55		57	58	59	60
61		63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73		75
	77	78	79	80	81				85	86			89	90
91	92	93	94		96	97		99	100	101	102	103		105
106		108	109		111	112	113	114	115	116	117	118		120
121			124			127	128	129	130	131	132	133	134	135
136	137	138		140	141	142	143	144		146	147	148	149	150
	152	153	154		156	157		159	160	161	162	163		165
			169	170	171	172		174		176			179	180
181	182	183		185			188				192	193		195
		198	199	200	201	202	203	204				208	209	
211		213		215		217		219		221	222	223		225
226		228	229		231	232		234	235	236		238	239	240
			244	245		247	248	249	250		252	253	254	255
	257		259				263	264	265			268		270
271		273	274		276	277	278		280	281		283	284	285
286	287	288	289	290	291	292	293	294	295	296	297	298	299	300
301		303	304			307		309					314	
316				320	321	322	323	324	325	326	327	328	329	330
331	332	333	334		336		338	339	340	341		343	344	
	347	348	349	350	351	352				356	357			360
361		363	364	365	366	367	368	369	370	371	372		374	375
376	377	378	379	380	381	382		384	385	386		388	389	390
391	392	393	394		396	397	398	399	400	401	402	403	404	405
	407	408	409	410	411	412	413	414		416	417	418	419	420
421		423	424	425	426	427	428		430	431	432	433		435
436	437	438		440	441	442	443	444	445		447	448		450
			454	455		457	458			461	462	463		
466		468		470	471		473	474		476	477	478	479	480
	482			485	486	487	488	489	490	491	492	493		495
496			499	500	501	502		504	505	506		508	509	510
511	512		514	515	516		518			521				
526		528	529	530				534	535	536	537	538	539	540
	542	543			546			549	550	551		553	554	
		558	559	560	561	562	563	564	565	566				

Таблица 4.15

Значение вероятности правильной классификации и номер ближайшего соседа, по которому производится классификация

k	$P_{\Sigma}(k)$
1	0,78
2	0,77
3	0,78
4	0,72
5	0,66
6	0,65
7	0,59
8	0,60
9	0,58
10	0,57

Из приведенных данных следует, что достигнут достаточно высокий уровень вероятности правильной классификации по сравнению с начальным уровнем в исходном пространстве признаков до его преобразования. Кроме того, обращает на себя внимание тот факт, что для $k \leq 3$ вероятность $P_{\Sigma}(k)$ остается приблизительно постоянной. Это свидетельствует об избыточном количестве объектов обучающей выборки, используемой одновременно как контрольная выборка по методу скользящего экзамена, и о возможности примерно шестикратного уменьшения числа требуемых для дальнейшей эксплуатации экстенсionalного распознающего алгоритма диагностических прецедентов. Однако этот вывод подлежит дополнительной проверке и коррекции, о которых речь пойдет ниже.

Рассмотрим составляющие полученной ошибки классификации, которая, как известно, включает в себя ошибки первого и второго рода. Как показал специально проведенный анализ (разбирался результат классификации каждого объекта в отдельности), в данной диагностической задаче ошибка 1-го рода имеет гораздо меньшую величину, чем ошибка 2-го рода. А именно, оказалось, что плохо классифицируются, главным образом, испытуемые из группы с низкой психической адаптивностью, в то время как лица с высокими адаптивными способностями распознаются алгоритмом k -ближайших соседей с очень высокой точностью. В таблице 4.16 приведен фрагмент результатов обработки экспериментальных данных, в котором отдельно отображены показатели, иллюстрирующие работу построенного экстенсionalного алгоритма для каждого объекта из класса «В» и класса «Н».

Таблица 4.16

Промежуточные показатели работы алгоритма распознавания психической адаптивности по методу *k*-ближайших соседей

Принадлежность распознаваемого объекта и его порядковый номер	Расстояния Хэмминга от классифицируемых объектов до своих ближайших соседей (БС)					
	Соседи из класса «Н»			Соседи из класса «В»		
	1-й БС	2-й БС	3-й БС	1-й БС	2-й БС	3-й БС
Класс «В»						
1	108	113	114	60	62	63
2	120	126	134	82	84	84
3	110	118	122	78	79	84
4	103	111	117	69	80	82
5	107	113	122	64	66	66
6	115	116	121	88	88	88
7	123	126	126	76	76	83
8	120	124	126	49	54	64
9	116	119	122	90	96	97
10	122	124	128	80	94	95
Класс «Н»						
1	102	126	127	109	114	115
2	120	136	139	125	125	131
3	127	127	131	125	125	126
4	147	159	160	144	146	155
5	108	118	123	129	130	131
6	131	135	142	134	136	140
7	119	121	130	141	142	148
8	132	148	154	158	161	163
9	122	129	135	104	107	108
10	125	139	141	140	142	151

Примечание: в таблице даны выборочные результаты; всего распознаванию подвергались 100 испытуемых класса «В» и 100 испытуемых класса «Н»

Расчет результатов классификации психической адаптивности по полной таблице, аналогичной таблице 4.16, показал, что из 200 классифицируемых объектов неправильно относятся к диагностическому классу 38 испытуемых из группы с низкой психической адаптивностью и только 6 человек, принадлежащих группе с высокой экспертной оценкой адаптивных способностей. Таким образом, ошибка 1-го рода в данном случае составила 6%, а ошибка 2-го рода 38%, что и дает в целом вероятность правильной классификации $P_{\Sigma} = 0,78$. Следовательно, построенный алгоритм позволяет с высокой эффективностью диагностировать группу лиц, определенно нуждающихся в углубленном медико-психологическом обследовании (в этой

группе будет только 6% лиц с высокой психической адаптивностью). Однако довольно большая часть испытуемых (38%), также нуждающихся в таком углубленном обследовании, не отфильтровывается данным алгоритмом.

Путь, по которому следует идти при желании повысить эффективность экстенционального распознающего алгоритма, заключается во вскрытии и использовании закономерностей структуры данных, которая достаточно хорошо проявляется после исключения неинформативных признаков в информативном пространстве. В рассматриваемой диагностической задаче одна из таких закономерностей, способных принести практическую пользу, лежит фактически на виду. Если внимательно проанализировать цифры, содержащиеся в таблице 4.16, то нетрудно увидеть причину неэффективного распознавания лиц с низкими адаптивными способностями. Эта причина состоит в том, что данные лица, изображаемые точками в полученном 364-мерном пространстве, располагаются приблизительно одинаково далеко как от ближайших соседей из своего собственного диагностического класса «Н», так и от ближайших соседей из полярного класса «В». Расстояние Хэмминга от любого объекта класса «Н» до ближайших соседей из собственного класса принимает значение не менее 100 единиц, и примерно такую же величину оно имеет по отношению к ближайшим соседям из класса «В».

Более полная картина структуры экспериментальных данных вырисовывается по результатам применения алгоритма адаптивной развертки пространства описания, охарактеризованного в п. 3.4. Эти результаты представлены на рис. 4.10.

В качестве объектов, структура распределения которых подвергалась обработке с помощью алгоритма адаптивной развертки, использовалась новая выборка испытуемых объемом 525 человек с известной экспертной оценкой психической адаптивности. Эта экспертная оценка была несколько изменена по сравнению с описанной в п. 4.1. Изменение экспертной оценки заключалось в увеличении числа градаций при диагностике психической адаптивности, при неизменном содержании самого диагностического конструкта. Были введены следующие градации психической адаптивности и обозначения: 1-я группа (кружки) — высокая психическая адаптивность, 2-я группа (квадраты) — лица с удовлетворительными адаптивными способностями, 3-я группа (ромбики) — сниженная психическая адаптивность и 4-я группа (треугольники) — лица с низкими адаптивными способностями. Адаптивная развертка осуществлялась в построенном ранее 364-мерном пространстве признаков, представленном в таблице 4.14.

Как видно из приведенного рис. 4.10, по графику приращения длины гиперкривой $\Delta L(k)$, переходящей от объекта к объ-

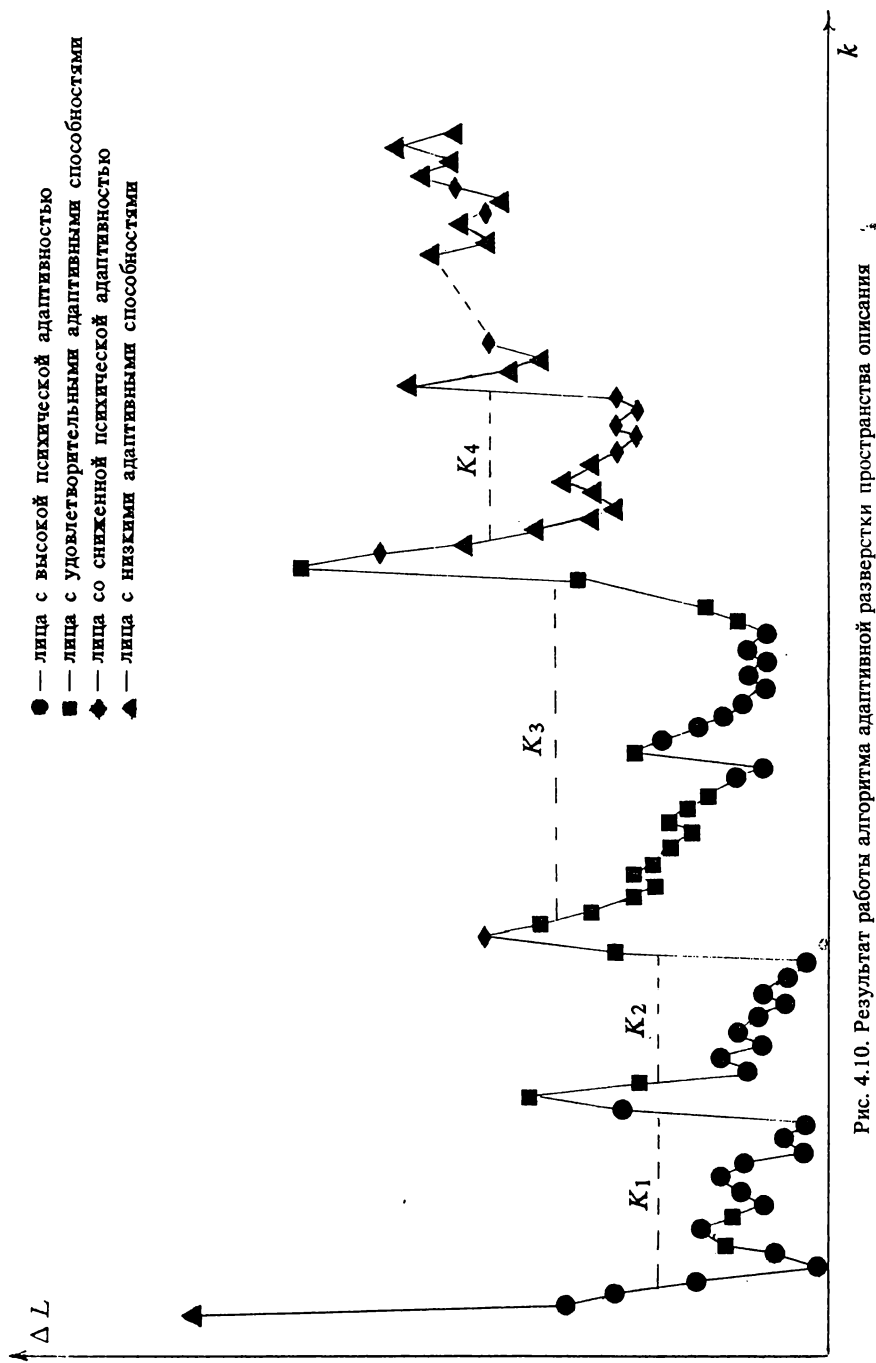


Рис. 4.10. Результат работы алгоритма адаптивной разверстки пространства описания

екту в пространстве признаков и «закручивающейся» внутрь встречающихся группировок, можно в первом приближении выделить 4 кластера K_1 , K_2 , K_3 и K_4 . В кластеры K_1 , K_2 и K_3 , размещенные по соседству, входят, главным образом, испытуемые с высокими (кружки) и удовлетворительными (квадраты) адаптивными способностями, а кластер K_4 включает в себя определенное количество лиц со сниженной и низкой психической адаптивностью (ромбики и треугольники). Причем внутри выделенных кластеров K_1 , K_2 и K_3 объекты располагаются более плотно, на сравнительно небольших расстояниях друг от друга по сравнению с объектами в кластере K_4 . Также следует заметить, что на рис. 4.10 приведен не весь график для 525 объектов, а только его левая часть. Это, с одной стороны, связано с трудностями отображения на одном рисунке всего громоздкого графика. С другой стороны, его правая часть практически не имеет каких-либо заслуживающих внимания особенностей — из нее следует, что объекты в правой части располагаются на значительных расстояниях друг от друга и не образуют существенных группировок.

С учетом приведенного рисунка, данных таблицы 4.16 (в полном объеме), а также имея в виду ранее представленные результаты дисперсионного, корреляционного и факторного анализа, можно сделать следующие выводы о геометрической структуре распределения исследуемых объектов в построенном 364-мерном пространстве признаков.

По-видимому, распределение испытуемых в пространстве признаков имеет вид облака с явно выраженным плотным ядром. В это ядро, которое в свою очередь состоит из нескольких еще более плотных группировок, отображаются в подавляющем большинстве случаев испытуемые с высокой и удовлетворительной психической адаптивностью. Затем, по мере удаления от ядра, встречаются отдельные более разреженные группировки испытуемых, насыщенные в основном людьми с пониженными адаптивными способностями. И, наконец, еще более удаляясь от ядра, начинают преобладать испытуемые, у которых эксперты диагностируют низкую психическую адаптивность.

Очевидно, в нарисованной картине имеется много схожего со взглядом на популяцию людей с позиций эволюционизма. С этих позиций общность людей также представляется в виде некоего облака, стабильность которого поддерживается определенным процентом особей, сгруппированных внутри облака и имеющих в ограниченной области ядра достаточно большое число степеней свободы, обеспечивающее их сравнительно комфортное существование и размножение. В то же время в эволюции всей общности, невозможной без относительно стабильного ядра, большую роль играют личности, обладаю-

щие выраженными специфическими особенностями. Они в силу своих особенностей бывают деформированы вплоть до самых причудливых форм и, имея сниженное число степеней свободы, могут «отлетать» довольно далеко от ядра. Тем не менее именно эти особи со специфическим диапазоном адаптивности как бы «нащупывают» плацдармы для дальнейшего движения всей общности.

Выявленные закономерности структуры экспериментальных данных позволяют предложить два основных способа повышения эффективности алгоритма распознавания психической адаптивности по правилу ближайших соседей.

Первый способ — типично экстенсивный — заключается в увеличении объема множества диагностических прецедентов из класса низкой психической адаптивности. Тогда, очевидно, при определенном объеме можно достигнуть достаточного «насыщения» пространства признаков объектами класса «Н», при котором взаимные расстояния между ними будут меньше расстояний до объектов класса «В».

Другой способ выглядит более привлекательным, поскольку он не требует обращения к новому вспомогательному экспериментальному материалу. Отмеченная закономерность в структуре экспериментальных данных дает возможность предложить очень простой, но эффективный эвристический алгоритм диагностики психической адаптивности. Он основывается на определении тем или иным методом степени удаленности распознаваемого испытуемого от ядра распределения объектов в пространстве признаков. Например, это может быть показатель, равный сумме расстояний от распознаваемого объекта до его k -ближайших соседей из числа всех объектов обучающей выборки. Чем больше будет величина этого показателя, тем, соответственно, ближе к границе распределения располагается диагностируемый объект и тем более низкую оценку следует давать его адаптивным способностям.

В нашем случае был применен другой показатель, численно равный среднему расстоянию от распознаваемого объекта до его 3-х ближайших соседей из группы лиц обучающей выборки с высокими адаптивными способностями, которые, как показано, непосредственно образуют ядро распределения. На основании анализа экспериментальных данных был введен эмпирический порог для этого показателя, равный 100. Расчеты показали, что при таком пороге вероятность ошибочного отнесения кандидатов с высокими, удовлетворительными и сниженными адаптивными способностями к 4-й группе лиц с низкой психической адаптивностью составила приблизительно 6%, а вероятность ошибочного распознавания кандидатов с низкой психической адаптивностью уменьшилась с 38 до 15%.

Применение в медико-психологическом отборе абитуриентов разработанного экстенционального алгоритма экспресс-диагностики психической адаптивности позволяет существенно сузить круг лиц, нуждающихся в трудоемкой психолого-психиатрической экспертизе. В целом всю процедуру такого медико-психологического отбора можно охарактеризовать следующим образом.

Как было ранее отмечено, среди общего потока абитуриентов приблизительно 10% составляют лица с низкой психической адаптивностью. Поэтому после прохождения абитуриентами тестирования ММРІ и автоматической диагностики психической адаптивности из каждой тысячи абитуриентов только 15 человек будут ошибочно отнесены к группе с высокой психической адаптивностью, а 85 человек с низкой психической адаптивностью правильно войдут в группу риска для дальнейшего углубленного исследования. Ошибочно в данную группу риска будет отнесено 54 человека с высокой и удовлетворительной психической адаптивностью. В целом объем группы риска составит 139 человек. Тем самым нагрузка на экспертов — психиатров и психологов снижается почти в 7 раз, что является весьма существенным при дефиците времени и специалистов в условиях комплектования вузов. При этом группа риска оказывается сильно насыщенной лицами с низкой психической адаптивностью. Их количественное соотношение с хорошо адаптирующимися лицами составляет более чем 3/2.

Полезные для более тонкой диагностики результаты дает семантический анализ выделившихся внутри диагностических классов группировок, выявленных с помощью алгоритма адаптивной развертки (рис. 4.10). Особенно четкому осмыслению поддавалась группировка K_4 , в которую в основном вошли лица с низкой психической адаптивностью. Подробное изучение этих лиц позволило определить K_4 как группировку, отражающую главным образом психическую дезадаптацию в форме отдельных видов кратковременных невротических реакций. Другие группировки K_1 , K_2 и K_3 внутри класса высокой психической адаптивности отражают, по-видимому, некоторую типологию здоровых людей. Таким образом применение экстенциональных алгоритмов распознавания позволяет не только достигать эффективных диагностических результатов, но также выявлять внутригрупповые неоднородности распределений объектов, дающие основание для более детальной дифференциальной диагностики.

Рассмотренный практический пример применения экстенциональных алгоритмов распознавания образов иллюстрирует далеко не все возможности данной группы алгоритмов. Открытыми пока остаются вопросы о содержательной стороне этих ал-

горитмов, об интерпретации их результатов, об употреблении в психодиагностике подхода, основанного на введении локальных метрик (п. 3.5) и другие. Эти вопросы требуют для своего разрешения привлечения значительных научных ресурсов и найдутся в настоящее время в стадии изучения.

В целом можно резюмировать, что экстенсionalный подход демонстрирует достаточно высокую эффективность при решении психодиагностических задач с помощью высокопроизводительных компьютеров. Отдельно следует обратить внимание на то, что в представленном примере, несмотря на высокую размерность сконструированного информативного пространства признаков ($p=364$), только 69 из отобранных признаков совпало с группой из 111 признаков, полученных при построении шкалы психической адаптивности с использованием традиционного линейного подхода (то есть 62%). Это говорит о задействовании при экстенсionalном распознавании принципиально иных механизмов реализации потенциала психодиагностического теста. Этот и еще многие другие вопросы также нуждаются в дальнейшем теоретическом и экспериментальном исследовании, возможности для проведения которого предоставляет современная компьютерная информационная технология.

5. ПРОБЛЕМЫ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ПСИХОДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

5.1. Общие сведения об интеллектуальных системах

Развитие компьютеров вступило в этап, когда они перестали рассматриваться только как высокопроизводительные электронные арифмометры, а начали активно брать на себя различные функции, традиционно считавшиеся прерогативой интеллектуальной деятельности человека. Предпосылок для такой метаморфозы компьютеров было много. С одной стороны, это техническое совершенствование вычислительных машин (улучшение технологической базы и архитектуры, повышение производительности и надежности, уменьшение габаритов и стоимости), которое сделало их доступными для самого широкого круга людей, не обладающих знаниями профессиональных программистов. С другой стороны, к этому вели разработки, например, в областях игровых программ, доказательства теорем, распознавания образов, машинного перевода, автоматического реферирования, информационного поиска, сочинения текстов и музыки и другие разработки, так или иначе приводящие к результатам или моделирующие процесс получения результата в отдельных видах деятельности человека. Но главным фактором, послужившим стержнем для становления индустрии интеллектуальных систем и позволившим объединить различные достижения и поднять их на качественно новый уровень, явилось осознание и перенесение главного акцента компьютерных разработок с вычислительных программ на программы, осуществляющие представление и манипулирование знаниями из актуальных предметных областей.

В создании интеллектуальных компьютерных систем в психологии выделяют следующие основные направления.

Интеллектуальные информационно-поисковые системы (ИИПС). Эти системы отличаются от предыдущего поколения информационно-поисковых систем не только гораздо более обширным справочно-информационным фондом, но и важнейшей способностью формировать адекватные ответы на запросы пользователя даже тогда, когда запросы не несут прямого характера. Иными словами, ИИПС достаточно «умны» для того, чтобы понять недостаточно четко сформулированные вопросы. Другой особенностью ИИПС является их способность «переваривать» огромные количества информации из разнообразных источников, осуществляя ее автоматическое

реферирование и проводя анализ состояний противоречивости и неполноты тех или иных фрагментов знания.

Обучающие системы, которые нередко называют тьюторами (англ. tutor — обучать), являются разновидностью экспертных систем. Тьюторы, прежде всего, применяются для профессионального обучения будущих специалистов, и в них на первый план выходят знания о методе. В психологии лишь небольшая часть профессиональных знаний специалистов поддается формализации. Поэтому обучающие системы организуются таким образом, чтобы учитывать частичную структурированность данных знаний и быть открытыми для развития и углубления базы знаний. Другой особенностью знаний о психологических методах является потенциальная множественность их структуры: то, что один профессионал делает так, другой может делать совершенно иначе /Зеличенко А. И., 1990/. Эта особенность также должна учитываться при проектировании обучающих систем.

Экспертные системы (ЭС) предназначены, главным образом, для решения практических задач, возникающих у специалиста, работающего в слабо структурированной и трудно формализуемой предметной области. Эти системы в настоящее время представляют наибольший интерес для компьютерной психодиагностики. Они способны аккумулировать коллективные профессиональные знания квалифицированных экспертов о ситуации психологического эксперимента, особенностях объекта и, может быть, личности самого экспериментатора и могут служить полезным инструментом, содействующим повышению точности психодиагностики и эффективности планирования психотехнических мероприятий.

Экспертные системы были первыми системами, которые привлекли внимание потенциальных потребителей продукции искусственного интеллекта. Это случилось в середине 70-х годов, когда появились демонстрационные образцы таких систем, а к концу десятилетия функционировали промышленные прототипы экспертных систем, решавшие реальные задачи в различных областях человеческой деятельности.

Общая структура экспертной системы приведена на рис. 5.1 /Будущее искусств. интел., 1991/.

Основу экспертной системы составляет база знаний, в которой хранятся необходимые для решения задач знания о законах предметной области и способах решения возникающих в этой области задач. Указанные знания специальным образом структурированы (методы представления знаний будут рассмотрены несколько позже), а за наполнение базы знаний априорными знаниями отвечает инженер по знаниям. Данный специалист устанавливает связи с авторитетными экспертами и по-

лучает от них необходимые сведения, решает задачу формализации полученных знаний и заполнения ими базы знаний. Также в функции инженера по знаниям входит поддержание базы знаний в рабочем состоянии, если экспертная система допускает изменение содержимого базы знаний после ее априорного заполнения.

Вторая важная часть любой экспертной системы — логический блок, или решатель. С его помощью происходит манипулирование знаниями, хранящимися в базе знаний. В нем могут реализовываться, например, процедуры достоверного вывода, алгоритмы правдоподобных рассуждений и другие процедуры, предназначенные для выработки экспертных заключений.

Третий блок — блок общения, или интеллектуальный интерфейс — организует взаимодействие пользователя с экспертной системой в удобной для пользователя форме, максимально приближенной к общению людей между собой. В блоке общения используются достижения искусственного интеллекта, касающиеся понимания текстов на естественном языке, а также представления результатов работы экспертной системы в наиболее наглядном и выразительном виде.

Наконец, четвертый блок экспертной системы — это блок объяснения. Его функция состоит в выдаче информации, объясняющей и иллюстрирующей путь получения того или иного вывода, если он интересует пользователя. Например, пользова-

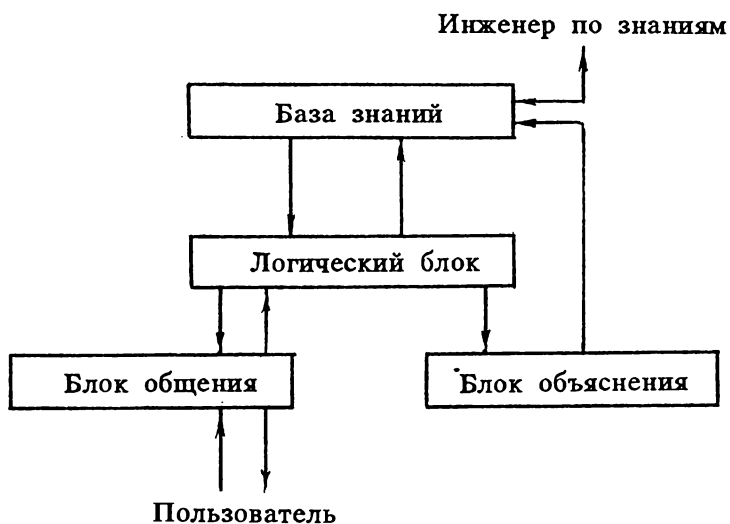


Рис. 5.1. Структура экспертной системы

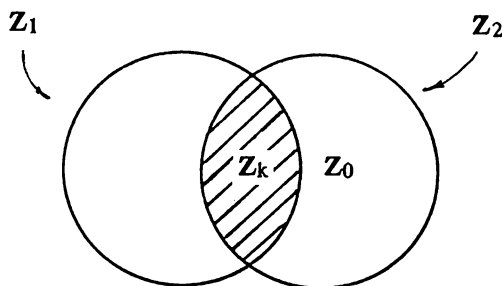


Рис. 5.2. Условное представление знаний

тель может сомневаться в предпочтительности одного заключения перед другим. Тогда по запросу на этот счет пользователя экспертная система с развитым блоком объяснения должна аргументированно обосновать тот или иной выбор в качестве наиболее правдоподобного решения.

Любой из перечисленных блоков экспертной системы строится на базе предшествовавших глубоких исследований различных сторон восприятия, представления и анализа информации человеком и компьютером и нуждается в самостоятельном и подробном рассмотрении. В то же время, как указывалось выше, кардинальным фактором, обусловившим возможность возникновения интеллектуальных систем, явился переход к парадигме «Представление знаний — Манипулирование знаниями».

В общем случае знания некоторой группы экспертов, заносимые в базу знаний интеллектуальной системы, можно представить в следующем виде (рис. 5.2)

$$Z = Z_1 \cup Z_2,$$

где Z_1 — множество знаний, общепринятых в данной предметной области и содержащихся в монографиях, учебниках, справочниках по данному вопросу (так называемые «общие» знания);

Z_2 — множество знаний, приобретенных специалистами (экспертами) в этой предметной области в процессе их профессиональной деятельности («личные» знания).

Множество знаний Z_2 включает в себя подмножества личных знаний отдельных экспертов. Пересечение множеств Z_1 и Z_2

$$Z_k = Z_1 \cap Z_2$$

представляет собой канонизированную часть личных знаний — то, что усвоено экспертами из специальной литературы и в чем нет расхождений между различными экспертами. Но, как видно из рис. 5.2, в Z_2 остается еще подмножество Z_0 , которое не имеет пересечения с Z_1 и представляет собой ту часть личных знаний, которая обусловлена профессиональным опытом и интуицией соответствующих специалистов ($Z_0 = Z_2 \cap \bar{Z}_1$). Традиционно в экспертных системах особую ценность имеют слабоформализованные знания типа Z_2 . В отличие от Z_2 множество Z_1 обычно хорошо структурировано и сравнительно легко формализуемо (в общем случае для представления Z_1 и Z_2 в базе знаний могут применяться разные способы).

Чаще всего множество Z_1 характеризуется наличием теории, в то время как в основе Z_2 лежат эмпирические знания. Но, как известно, любая теория это в некотором смысле идеализация предметной области, а следовательно, и ее упрощение /Харалик Р., 1983/. Эмпирический же материал конкретен, отсюда он сложнее и многообразнее, более гибко и широко описывает предметную область. Можно сказать, что знания Z_2 не так «системны», как Z_1 , но зато они не так «искусственны». Кроме того, деление Z_2 и Z_1 не абсолютно. Во-первых, у них есть общая часть Z_k ; во-вторых, со временем наиболее плодотворные и подтвержденные практикой гипотезы переходят из Z_0 в Z_k , а следовательно, в Z_1 .

Разбиение Z_2 на Z_0 и Z_k отличается для разных наук. Для гуманитарных наук с их «мягкими» знаниями (преимущественно феноменологическими и качественными) характерно преобладание Z_0 , в отличие от естественных и точных наук с их «жесткими» знаниями (уровень «количественной» теории), для которых очевидно преобладание Z_k . Различная природа Z_k и Z_0 порождает разные способы их представления.

В общем виде знания представляются некоторой знаковой (семиотической) системой /Представление знаний..., 1980; Представление и использование..., 1989/. С понятием «знак» непосредственно связаны понятия денотат и концепт.

Денотат — это объект, обозначаемый данным знаком, а *концепт* — свойство денотата. Важными понятиями в семиотических системах являются экстенционал и интенционал. *Экстенционал знака* определяет конкретный класс всех его допустимых денотатов. *Интенционал знака* определяет содержание связанного с ним понятия. Соответственно различают интенциональные и экстенциональные знания, которые частично были охарактеризованы при рассмотрении методов теории распознавания образов в п. 3.1.

Интенциональные знания — это знания о закономерностях в данной предметной области. Они оперируют абстрактными

объектами, событиями и отношениями. Например, в психодиагностике такими объектами могут быть шкалы того или иного теста, в качестве отношений могут использоваться отношения, характеризующие жесткость, сбалансированность, дисгармоничность личностных свойств и т. д. *Экстенциональные знания* представляют собой данные, характеризующие конкретные объекты, события, эмпирические факты. Например, это биографические сведения о каком-либо испытуемом, результаты тестирования конкретного человека и т. п.

В семиотической системе выделяют три аспекта: синтаксический, семантический и прагматический. *Синтаксис* описывает внутреннее устройство знаковой системы, то есть правила построения и преобразования знаковых выражений. Например, для естественного языка синтаксис определяет правильное построение предложений и связного текста. *Семантика* определяет отношения между знаками и их концептами, то есть задает смысл или значения конкретных знаков. *Прагматика* определяет знак с точки зрения конкретной сферы его применения либо с точки зрения субъекта, использующего данную знаковую систему.

В соответствии с перечисленными тремя аспектами семиотических систем выделяют три типа знания /Назаретов В. М. и др., 1986/: *синтаксические знания* (характеризуют синтаксическую структуру описываемого объекта или явления, не зависящую от смысла и содержания используемых при этом понятий); *семантические знания* (содержат информацию, непосредственно связанную со значениями и смыслом описываемых явлений и объектов); *прагматические знания* (описывают объекты и явления с точки зрения решаемой задачи).

Также выделяют декларативные и процедурные формы представления знаний с предметной области.

Декларативные представления не содержат в явном виде описания процедур, которые необходимо выполнять. Моделирование предметной области в такой форме требует полного описания ее состояния, которое носит синтаксический характер. Вывод и поиск решения опираются в основном на алгоритмы поиска в пространстве состояний, которые сводятся к определению последовательности операторов, отображающих начальные состояния в целевые.

Построение таких алгоритмов связано с учетом специфики конкретной предметной области, то есть с учетом ее семантики. Следовательно, при декларативном представлении синтаксические и семантические знания в определенной мере отделены друг от друга, что придает этой форме представления достаточную универсальность.

Процедурные представления заключаются в задании некоторых процедур в явном виде. Текущее состояние объекта пред-

ставляется набором программ, обрабатывающих определенный участок базы знаний. Это дает возможность не хранить в базе знаний все возможные состояния, а ограничиться хранением лишь начального состояния и процедуры, генерирующей (выводящей) все описания последующих состояний из начального. При таком представлении знаний семантика вводится в описание элементов базы знаний. Эти представления реализуются с помощью специальных языков (например, типа PLANNER).

Приведенные формы представления знаний в чистом виде практически не встречаются. Конкретные, используемые на практике, модели в равной мере оперируют обеими формами. Наиболее распространенными являются следующие модели представления знаний:

- производственные системы;
- логические модели;
- фреймы;
- семантические сети.

В *производственных системах* знания представляются в виде совокупности специальных информационных единиц, имеющих следующую структуру:

Имя продукции: Сфера.
Предусловие.
Условие.
Если А, то В.
Постусловие.

Пример продукции:

47: Интерпретация профиля личности MMPI.

Использовать в первую очередь.

Шкала $L < 70$ Т-баллов.

Если (шкала F — шкала K) < -11 , то вывести сообщение:

«Результаты тестирования недостоверны».

Закончить интерпретацию профиля.

Из приведенного примера видно, как устроена одна продукция. При большом количестве продуктов (их еще называют производственными правилами) сфера позволяет анализировать только правила, относящиеся к делу, не обращая внимания на большинство правил из иных сфер. Предусловия устанавливают на множестве правил из интересующей сферы некоторый порядок, приоритет их использования. Условия определяют возможность применения того или иного правила. Ядро продукция «Если А, то В» описывает преобразование, которое составляет суть производственного правила. Наконец, постусловие говорит о том, что надо делать, когда данное производственное правило работало.

В общем случае производственная система включает следующие компоненты:

- базу данных, содержащую множество фактов;
- базу правил, содержащую набор продукций;
- интерпретатор (механизм логического вывода) или правила работы с продуктами.

База правил и база данных образуют базу знаний. Факты в базе данных представляют собой краткосрочную информацию и в принципе могут изменяться в ходе работы производственной системы по мере накопления опыта. Правила являются более долговременной информацией и предназначены для порождения гипотез (новых фактов) из того, что уже известно.

Производственные системы делят на два типа — с прямыми и обратными выводами. При прямом выводе рассуждение ведется от данных к гипотезам, а при обратном производится поиск доказательства или опровержения некоторой гипотезы. Часто используются комбинации прямой и обратной цепи рассуждений.

Произведения по сравнению с другими формами представления знаний имеют следующие преимущества /Таунсенд К. и др., 1990/:

- модульность;
- единообразие структуры (основные компоненты производственной системы могут применяться для построения интеллектуальных систем с различной проблемной ориентацией);
- естественность (вывод заключения в производственной системе во многом аналогичен процессу рассуждения эксперта);
- гибкость родовидовой иерархии понятий, которая поддерживается только как связи между правилами (изменение правила влечет за собой изменение и в иерархии).

Однако производственные системы не свободны от недостатков:

- процесс вывода менее эффективен, чем в других системах, поскольку большая часть времени при выводе затрачивается на непроизводительную проверку применимости правил;
- этот процесс трудно поддается управлению;
- сложно представить родовидовую иерархию понятий.

Представление знаний с помощью произведений иногда называют «плоским», так как в производственных системах отсутствуют средства для установления иерархии правил. Объем базы знаний производственных систем растет линейно, по мере включения в нее новых фрагментов знаний, в то время как в традиционных алгоритмических системах, использующих деревья решений, зависимость между объемом базы знаний и количеством собственно знаний является логарифмической.

Большинство существующих коммерческих систем, основанных на знаниях, — производственные. Примером применения про-

дукционных систем в психодиагностике может служить экспертная система «Headmed», предназначенная для выявления психических заболеваний и выбора медикаментозного лечения /Heiser J. F. et al., 1978/.

Логические модели представления знаний реализуются средствами логики предикатов.

Предикатом называется функция, принимающая только два значения — истина и ложь — и предназначенная для выражения свойств объектов или связей между ними. Выражение, в котором утверждается или отрицается наличие каких-либо свойств у объекта, называется *высказыванием*. *Константы* служат для именования объектов предметной области. Логические предложения или высказывания образуют *атомарные формулы*. *Интерпретация предиката* — это множество всех допустимых связываний переменных с константами. Связывание представляет собой подстановку констант вместо переменных. Предикат считается *общезначимым*, если он истинен на всех возможных интерпретациях. Говорят, что высказывание логически следует из заданных посылок, если оно истинно всегда, когда истинны посылки.

Наиболее простым языком логики является исчисление высказываний, в котором отсутствуют переменные. Любому высказыванию можно приписать значение истинно или ложно. Отдельные высказывания могут соединяться связками И, ИЛИ, НЕ, которые называются *булевыми операторами*. Основу исчисления высказываний составляют правила образования сложных высказываний из атомарных. В качестве примеров сложных (составных) высказываний можно привести следующие:

А — ИСТИННО и В — ЛОЖНО,
А и В ЛОЖНО,
А или В ИСТИННО.

Здесь переменные обозначают логические высказывания, то есть высказывания, о которых можно сказать, что они истинны или ложны. Логические операторы имеются в большинстве языков программирования, в таких, например, как Бейсик, Си, Паскаль. Однако исчисление высказываний — недостаточно выразительное средство для обработки знаний, поскольку в нем не могут быть представлены предложения, включающие переменные с кванторами.

Исчисление предикатов с *кванторами* (логика предикатов) является расширением исчисления высказываний, в котором для выражения отношений между объектами предметной области могут использоваться предложения, включающие не только константы, но и переменные.

В общем случае модели, основанные на логике предикатов, описываются формальной системой, которая задается четверкой:

$$M = (T, P, A, \Pi),$$

где T — множество базовых элементов или алфавит формальной системы;

P — множество синтаксических правил, с помощью которых из T можно строить синтаксически правильные предложения;

A — множество аксиом или некоторых синтаксически правильных предложений, заданных априорно;

Π — правила продукций (правила вывода или семантические правила), с помощью которых можно расширять множество A , добавляя в него синтаксически правильные предложения.

Главное преимущество логических моделей представления знаний заключается в возможности непосредственно запрограммировать механизм вывода синтаксически правильных высказываний. Примером такого механизма служит, в частности, процедура вывода, построенная на основе метода резолюций /Представление и использование знаний, 1989; Назаретом В. М. и др., 1986/. Однако с помощью правил, задающих синтаксис языка, нельзя установить истинность или ложность того или иного высказывания, причем это распространяется абсолютно на все языки. Высказывание может быть построено синтаксически правильно, но оказаться совершенно бессмысленным.

Логические модели представления и манипулирования знаниями были особенно популярными в 70-х годах, когда казалось, что с появлением языков программирования типа ПРОЛОГ процедуры логического вывода в исчислении предикатов будут достаточны для решения всех типов задач в интеллектуальных системах. Однако по мере того как в поле зрения исследователей включались все новые интеллектуальные задачи, стало ясно, что говорить о доказательном выводе можно только в небольшом числе случаев, когда проблемная область, в которой решается задача, формально описана и полностью известна. Но большинство задач, где интеллект человека позволяет находить нужные решения, связано с областями, где знания принципиально неполны, неточны, некорректны и характеризуются еще немалым числом характеристик, начинающихся с частицы «не» /Будущее искусств. интел., 1991/.

При таких условиях речь может идти только о правдоподобном выводе, при котором окончательный результат получается лишь с некоторой оценкой уверенности в его истинности. Кроме того, специалисты, работающие в плохо формализованных областях (например, в медицине и психологии) рассуждают совсем не

так, как представители точных наук. Для них весомым аргументом в пользу принятия какого-либо положения может быть мнение ряда признанных в этих областях авторитетов или, например, сходство доказываемого положения с другим, для которого решение уже известно. Поэтому дальнейшее развитие баз знаний пошло по пути работ в области индуктивных логик, логик «здорового смысла», логик веры, немонотонных рассуждений, нечетких логик и многих других логических систем, мало что общего имеющих с классической математической логикой.

Фрейм чаще всего определяют как структуру данных для представления стереотипных ситуаций. Модель представления знаний на основе фреймов использует концепцию организации памяти, понимания и обучения человека, предложенную М. Минским /1975/. Фрейм (дословно — «рамка») — это единица представления знаний, детали которой могут изменяться в соответствии с текущей ситуацией. Фрейм в любой момент может быть дополнен различной информацией, которая касается способов применения данного фрейма, последствий этого применения и т. п.

Способ группирования множества конкретных ситуаций в стереотипную, как правило, не может быть определен строго. Чаще всего стереотипные для данной предметной области ситуации выделяет исследователь, опираясь на опыт и данные наблюдений. Если понятия представляют собой неформальные знания о стереотипной ситуации, то фреймы — это формализованные знания. Таким образом, фреймы соответствуют понятиям, отражающим объекты, явления, характеристики предметной области. Так как знания могут быть представлены совокупностью взаимосвязанных понятий, то модель их представления строится в виде сети фреймов. В таких моделях выделяют собственно представление знаний в виде набора фреймов и механизм их связывания, преобразования.

Структура фрейма состоит из характеристик описываемой стереотипной ситуации и их значений, которые называются соответственно слотами и заполнителями слотов.

Имя фрейма: Имя первого слота, значение первого слота
 Имя второго слота, значение второго слота

 Имя К-го слота, значение К-го слота.

Незаполненный фрейм называется протофреймом, а заполненный — экзофреймом. Роль протофрейма, как оболочки, в экзофрейме весьма важна. Эта оболочка позволяет осуществлять процедуру внутренней интерпретации, благодаря которой дан-

ные в памяти системы не безлики, а имеют вполне определенный, известный системе смысл.

Слот может содержать не только конкретное значение, но и имя процедуры, позволяющей вычислить его по заданному алгоритму, а также одну или несколько продукций (эвристик), с помощью которых это значение можно найти. В слот может входить не одно, а несколько значений. Иногда этот слот включает компонент, называемый *фасетом*, который задает диапазон или перечень его возможных значений. Фасет указывает также граничные значения заполнителя слота.

Как уже отмечалось, помимо конкретного значения в слоте могут храниться процедуры и правила, которые вызываются при необходимости вычисления этого значения. Среди них выделяют *процедуры-демоны* и *процедуры-слуги*. Первые запускаются автоматически при выполнении некоторого условия, а вторые активизируются только по специальному запросу. Если, например, фрейм, описывающий человека, включает слоты ДАТА РОЖДЕНИЯ и ВОЗРАСТ и в первом из них находится некоторое значение, то во втором слоте может стоять имя процедуры-демона, вычисляющей возраст по дате рождения и текущей дате и активизирующей при каждом изменении текущей даты.

Совокупность фреймов, моделирующая какую-либо предметную область, представляет собой иерархическую структуру, в которую фреймы собираются с помощью родовидовых связей. На верхнем уровне иерархии находится фрейм, содержащий наиболее общую информацию, истинную для всех остальных фреймов. Фреймы обладают способностью наследовать значения характеристик своих родителей, находящихся на более высоком уровне иерархии. Эти значения могут передаваться по умолчанию фреймам, находящимся ниже них в иерархии, но если последние содержат собственные значения данных характеристик, то в качестве истинных принимаются именно они. Это обстоятельство позволяет легко учитывать во фреймовых системах различного рода исключения.

Различают статические и динамические системы фреймов. В системах первого типа фреймы не могут быть изменены в процессе решения задачи, а в системах второго типа это допустимо.

О системах программирования, основанных на фреймах, говорят, что они являются объектно-ориентированными. Каждый фрейм соответствует некоторому объекту предметной области, а слоты содержат описывающие этот объект данные, то есть в слотах находятся значения признаков объектов. Фрейм может быть представлен в виде списка свойств, а если использовать средства базы данных, то в виде записи.

Наиболее ярко достоинства фреймовых систем представления знаний проявляются в том случае, если родовидовые связи изменяются нечасто и предметная область насчитывает немного исключений. Во фреймовых системах данные о родовидовых связях хранятся явно, как и знания других типов. Значения слотов представляются в системе в единственном экземпляре, поскольку включаются только в один фрейм, описывающий наиболее общие понятия из всех тех, которые содержит слот с данным именем. Такое свойство систем фреймов обеспечивает экономное размещение базы знаний в памяти компьютера. Еще одно достоинство фреймов состоит в том, что значение любого слота может быть вычислено с помощью соответствующих процедур или найдено эвристическими методами, то есть фреймы позволяют манипулировать не только декларативными, но и процедурными знаниями.

Как недостаток фреймовых систем отмечают их относительно высокую сложность, что проявляется в снижении скорости работы механизма вывода и в увеличении трудоемкости внесения изменений в родовидовую иерархию. Поэтому большое внимание при разработке фреймовых систем уделяют наглядным способам отображения и эффективным средствам редактирования фреймовых структур.

Управление выводом в системе фреймового типа возможно следующими способами:

- фреймовая система используется только как база данных, основанная на фактах; предполагается наличие внешних базы правил и механизма вывода;

- фреймовая система, содержащая присоединенные процедуры, используется в качестве базы знаний; предполагается наличие внешних базы правил и механизма вывода, а также функционирование системы по принципу ответа на сообщение, переданное из механизма управления выводом; этот способ обычно используется мощными универсальными продукционными системами с базой данных фреймового типа;

- Постепенное продвижение к цели посредством поочередной передачи сообщений между фреймами; этот способ соответствует наиболее высокому уровню управления выводом.

Семантическая сеть описывает знания в виде сетевых структур. В качестве вершин сети выступают понятия, факты, объекты, события и т. п., а в качестве дуг сети — отношения, которыми вершины связаны между собой. Так, семантическая сеть, представляющая факты «Иван Бездомный является человеком» и «Человек имеет душу и обладает речью», приведена на рис. 5.3. Семантические сети часто рассматривают как наиболее общий формализм для представления знаний. Частным случаем таких сетей являются сценарии, в которых в качестве

отношений выступают каузальные отношения или отношения типа цель — средство.

Вершины сети соединяются дугой, если соответствующие объекты предметной области находятся в каком-либо отношении. Самыми распространенными являются следующие типы отношений:

— БЫТЬ ЭЛЕМЕНТОМ КЛАССА (ЯВЛЯТЬСЯ) — означает, что объект входит в состав данного класса, например, Иван Бездомный является человеком;

— ИМЕТЬ — позволяет задавать свойства объектов, например, жираф имеет длинную шею;

— ЯВЛЯТЬСЯ СЛЕДСТВИЕМ — отражает причинно-следственные связи, например, астеническое состояние является следствием перенесенного простудного заболевания;

— ИМЕТЬ ЗНАЧЕНИЕ — задает значение свойств объектов, например, пациент может иметь двух братьев (рис. 5.4).

Как и в системе, основанной на фреймах, в семантической сети могут быть представлены родовидовые отношения, ко-



Рис. 5.3. Пример семантической сети

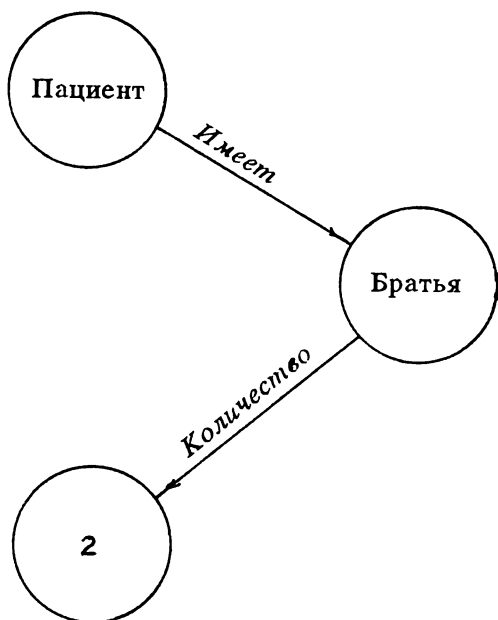


Рис. 5.4. Пример отношения «Иметь значение»

которые позволяют реализовывать наследование свойств от объектов-родителей. Это обстоятельство приводит к тому, что семантические сети приобретают все недостатки и достоинства представления знаний в виде фреймов. Преимущества заключаются в простоте и наглядности описания предметной области. Однако последнее свойство с усложнением размеров семантической сети теряется и, кроме того, существенно увеличивается время вывода. Также к недостаткам семантических сетей относят сложность обработки различного рода исключений.

Из других методов представления знаний популярностью пользуется метод *представления знаний по примерам* /Таунсенд К. и др., 1990/. Работая с системой такого типа, пользователь задает ей несколько примеров решения задач из актуальной предметной области. На основе этих примеров система самостоятельно строит базу знаний, которая затем будет применяться для решения других задач. При создании базы знаний пользователь имеет возможность в любой момент вызывать на экран дисплея матрицу, состоящую из примеров задач и их решений, с тем чтобы установить в ней наличие пустых мест, которые необходимо заполнить недостающими примерами «задача — решение».

Знания в такой системе могут храниться в различной форме. Это может быть, например, интенциональная форма, когда пользователь вводит в систему правила операций с атрибутами объектов предметной области, приводящие к требуемому решению. Также это может быть экстенциональная форма, при которой каждый пример детально описывается пользователем и представляется в памяти компьютера в виде совокупности значений выделенных атрибутов. Возможно сочетание и той и другой форм. В результате получается матрица примеров, которая может быть расширена или изменена лишь путем корректировки примеров, содержащихся в матрице, или их добавлением.

Основным достоинством представления знаний по примерам является простота применения данного способа, поскольку пользователь может не иметь ни малейшего представления о продукционных правилах, исчислении предикатов, фреймах и семантических сетях. В то же время, в качестве недостатков метода представления знаний по примерам отмечают отсутствие гибкости процесса построения интеллектуальной системы. Пользователь оказывается отстраненным от собственно создания базы знаний и поэтому не может контролировать связи между содержащимися в ней понятиями.

Выбор способа представления знаний осуществляется инженером по знаниям после того, как им достигнуто понимание природы данных моделируемой области. При решении сложных задач возможны ситуации, когда источники знаний различаются по типам и, соответственно, представление таких знаний требует использования разных способов (смешанное представление). Тогда для продуктивного функционирования интеллектуальной системы нередко применяют *принцип доски объявлений*, с помощью которого реализуется взаимодействие различных независимых источников знаний.

Проблема представления знаний и манипулирования ими является одной из центральных проблем для специалистов различного профиля, работающих в области искусственного интеллекта — теоретиков, занятых исследованием моделей и методов, программистов, создающих новые средства программирования, и прикладников, производящих конкретные интеллектуальные системы. В то же время заслуживает внимания вопрос о распределении приоритетов среди указанных специалистов других проблем искусственного интеллекта. Осветить данный вопрос помогают результаты анкетирования специалистов, проведенного Международной рабочей группой РГ-22 «Аппаратные и программные средства систем искусственного интеллекта», входящей в состав комиссии «Научные вопросы вычислительной техники» (на анкету ответили 53 специалиста из

ряда восточноевропейских стран и СССР). Эти результаты, отображенные по методике Г. Черноффа, взяты из книги /Будущее искусств. интел., 1991/.

Результаты анкетирования отображаются параметрами фигурок человека, изображенных на рис. 5.5 б — г. На первом рис. 5.5а дана расшифровка указанных параметров, которые сопоставлялись со следующими направлениями в области искусственного интеллекта:

- x_1 — представление знаний;
- x_2 — приобретение знаний;
- x_3 — понимание текстов на естественном языке;
- x_4 — общение;
- x_5 — манипулирование знаниями;
- x_6 — планирование деятельности;
- x_7 — моделирование творчества;
- x_8 — философские аспекты искусственного интеллекта;
- x_9 — программные средства искусственного интеллекта;
- x_{10} — аппаратная поддержка искусственного интеллекта;
- x_{11} — прикладные системы;
- x_{12} — зрительное восприятие.

На рис. 5.5а человек изображен таким образом, что все параметры находятся в состоянии «норма». Если некоторый параметр начинает увеличиваться, то это означает, что соответствующее направление получает большую, чем в норме, оценку важности. Уменьшение параметра свидетельствует об отрицательной оценке важности для данного специалиста соответствующего направления исследований.

Рис. 5.5б соответствует представлениям теоретиков о важности тех или иных направлений исследований, рис. 5.5в изображает представление программистов, а на рис. 5.5г отображено мнение специалистов по разработке прикладных программ.

Как отмечалось выше, все три группы специалистов придают большое значение развитию работ в области представления знаний и манипулирования ими. В то же время важность приобретения знаний теоретиками приуменьшается, а значимость моделирования творческих процессов для программистов и особенно для прикладников явно невелика. Прикладники считают занятие философскими аспектами искусственного интеллекта делом малополезным, а теоретики не слишком высоко ценят исследования в области аппаратных средств, предназначенных для эффективной реализации блоков интеллектуальных систем. Однако несмотря на различие в оценках важности какого-либо направления в искусственном интеллекте, сами эти направления признаются актуальными специалистами всех профилей.

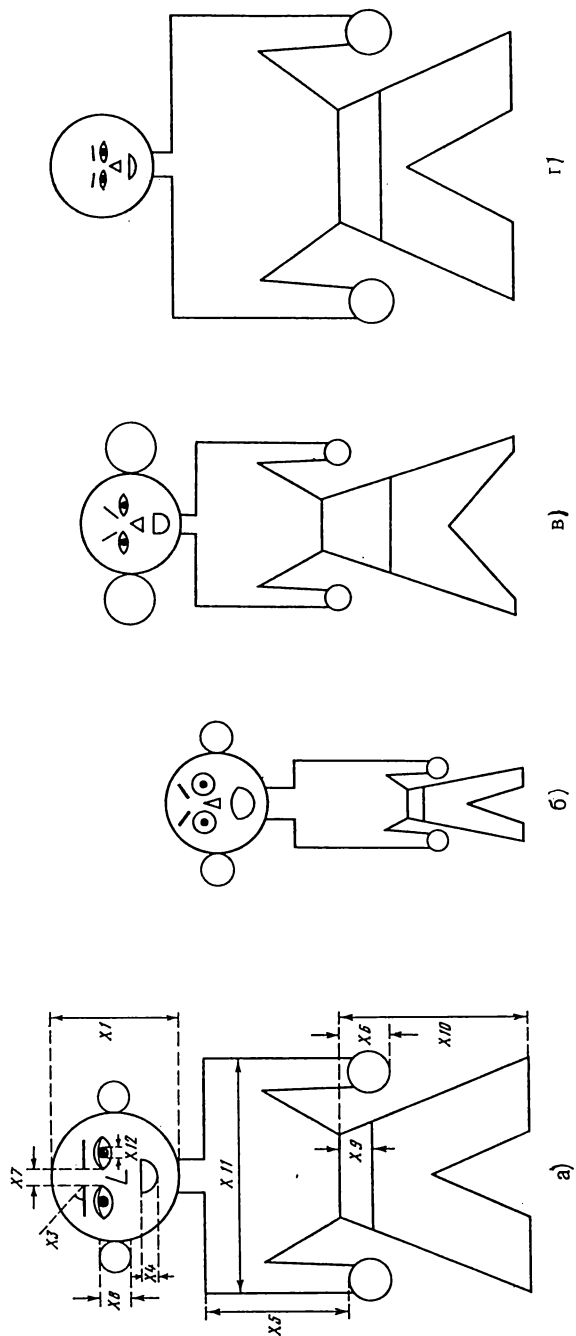


Рис. 5.5. Представления различных специалистов о важности проблем искусственно-го интеллекта (иллюстрация взята из книги «Будущее искусственного интеллекта», М.: Наука, 1991)

Каждое из перечисленных направлений заслуживает самостоятельного, глубокого и подробного освещения. Путеводителем по проблемам искусственного интеллекта может служить, например, современное справочное издание /Искусственный интеллект..., 1990, 1991/, вобравшее в себя труд известных отечественных специалистов и авторских коллективов и дающее достаточно полное представление о системах общения, экспертных системах, моделях и методах, а также программных и аппаратных средствах искусственного интеллекта. В настоящей книге затрагивается только та часть вопросов, которая в той или иной мере связана с проблематикой психодиагностики.

5.2. Методология разработки экспертных систем

Разработка интеллектуальных систем существенно отличается от создания обычного программного продукта. Опыт разработки ранних ЭС показал, что использование при их построении методологии, принятой в традиционном программировании, либо чрезмерно затягивает процесс создания ЭС, либо вообще приводит к отрицательному результату /Попов Э. В., 1990/. Это связано с тем, что неформализованность задач, являющихся прерогативой ЭС, отсутствие завершенной теории ЭС и методологии приводят к необходимости модифицировать принципы и способы построения ЭС в ходе процесса разработки по мере того, как увеличивается знание разработчиков о проблемной области.

В настоящее время сложилась определенная технология разработки ЭС, которая включает следующие шесть этапов /Waterman D. A., 1986; Попов Э. В., 1987, 1990/: идентификация, концептуализация, формализация, выполнение, тестирование и опытная эксплуатация (рис. 5.6).

Этап идентификации связан, прежде всего, с осмыслением тех задач, которые предстоит решать будущей ЭС, и формированием требований к ней. Результатом данного этапа является ответ на вопрос, что надо сделать и какие ресурсы необходимо задействовать.

На этапе концептуализации проводится содержательный анализ проблемной области, выявляются используемые понятия и их взаимосвязи, определяются методы решения задач. Этот этап завершается созданием модели предметной области (ПО), включающей основные концепты и отношения.

На этапе формализации все ключевые понятия и отношения выражаются на некотором формальном языке, который либо выбирается из числа уже существующих, либо создается заново. Другими словами, на данном этапе определяются состав средств и способы представления декларативных и процедур-

ных знаний, осуществляется это представление и в итоге формируется описание решения задачи ЭС на предложенном формальном языке.

На этапе выполнения создается один или несколько реально работающих прототипов ЭС, которые оцениваются и совершенствуются на этапах тестирования и опытной эксплуатации.

Процесс создания ЭС не сводится к строгой последовательности перечисленных этапов. В ходе разработки ЭС приходится неоднократно возвращаться на более ранние этапы и пересматривать принятые там решения. Для более глубокого понимания этого процесса рассмотрим приведенное в /Попов Э. В., 1990/ детальное описание выделенных этапов.

Э т а п и д е н т и ф и к а ц и и (идентификация задачи, определение участников процесса проектирования и их роли, выявление ресурсов и целей).

Обычно в разработке ЭС участвуют не менее трех-четырех человек — один эксперт, один или два инженера по знаниям и

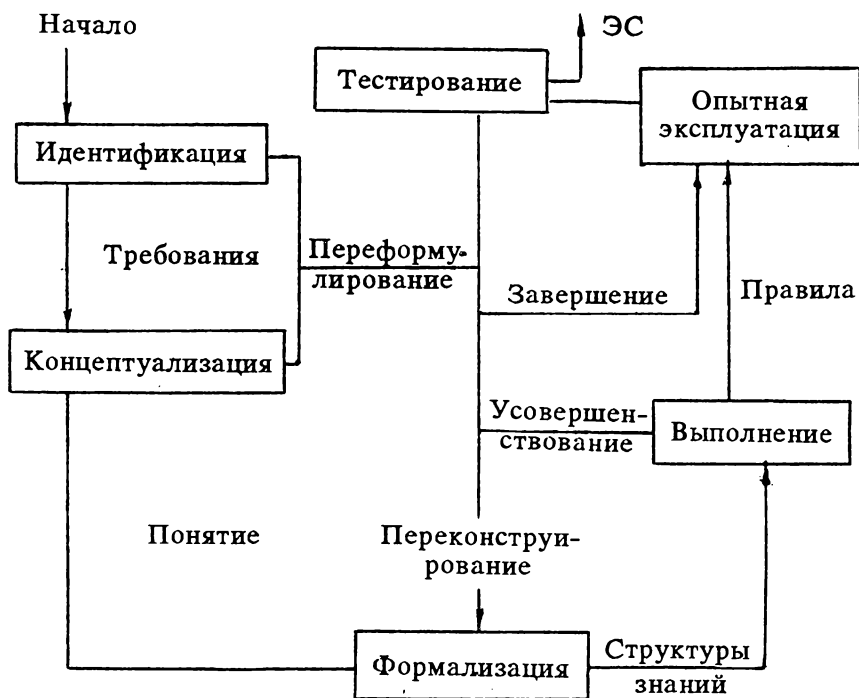


Рис. 5.6. Технология разработки ЭС

один программист, привлекаемый для модификации и согласования инструментальных средств. Также к процессу разработки ЭС могут по мере необходимости привлекаться и другие участники. Например, инженер по знаниям может пригласить других экспертов, чтобы убедиться в правильности своего понимания основного эксперта, представительности тестов, демонстрирующих особенности рассматриваемой задачи, совпадения взглядов различных экспертов на качество предлагаемых решений. Кроме того, для сложных систем считается целесообразным привлекать к основному циклу разработки несколько экспертов. Однако в этом случае, как правило, требуется, чтобы один из экспертов отвечал за непротиворечивость знаний, сообщаемых коллективом экспертов.

Идентификация задачи заключается в составлении неформального (вербального) описания, в котором указываются: общие характеристики задачи; подзадачи, выделяемые внутри данной задачи; ключевые понятия (объекты), их характеристики и отношения между ними; входные (выходные) данные; предположительный вид решения, а также знания, релевантные решаемой задаче.

В процессе идентификации задачи инженер по знаниям и эксперт работают в тесном контакте. Начальное неформальное описание задачи экспертом используется инженером по знаниям для уточнения терминов и ключевых понятий. Эксперт корректирует описание задачи, объясняет, как решать ее и какие рассуждения лежат в основе того или иного решения. После нескольких циклов, уточняющих описание эксперт и инженер по знаниям получают окончательное неформальное описание задачи.

При проектировании ЭС типичными ресурсами являются источники знаний, время разработки, вычислительные средства и объем финансирования. Для эксперта источниками знаний служат его предшествующий опыт по решению задачи, книги, известные примеры решения задач, а для инженера по знаниям — опыт в решении аналогичных задач, методы представления знаний и манипулирования ими, программные инструментальные средства. При определении времени разработки обычно имеется в виду, что сроки разработки и внедрения ЭС составляют, как правило, не менее года (при трудоемкости 5 чел-лет). Определение объема финансирования оказывает существенное влияние на процесс разработки, так как, например, при недостаточном финансировании предпочтение может быть отдано не разработке оригинальной новой системы, а адаптации существующей.

При идентификации целей важно отличать цели, ради которых создается ЭС, от задач, которые она должна решать.

Примерами возможных целей являются: формализация неформальных знаний экспертов; улучшение качества решений, принимаемых экспертом; автоматизация рутинных аспектов работы эксперта (пользователя); тиражирование знаний эксперта.

Этап концептуализации. На этом этапе эксперт и инженер по знаниям эксплицируют ключевые понятия, отношения (упомянутые на этапе идентификации) и характеристики, необходимые для описания процесса решения задачи. На этапе концептуализации определяются следующие особенности задачи: типы доступных данных; исходные и выводимые данные, подзадачи общей задачи; используемые стратегии и гипотезы; виды взаимосвязей между объектами проблемной области, типы используемых отношений (иерархия, причина — следствие, часть — целое и т. п.); процессы, используемые в ходе решения; состав знаний, используемых при решении задачи; типы ограничений, накладываемых на процессы, используемые в ходе решения; состав знаний, используемых для обоснования решений.

Существует два подхода к процессу построения модели предметной области, которая является целью разработчиков ЭС на этапе концептуализации. Признаковый или атрибутивный подход предполагает наличие полученной от экспертов информации в виде троек объект — атрибут — значение атрибута, а также наличие обучающей информации. Этот подход развивается в рамках направления, получившего название формирование знаний или «машинное обучение» (*machine learning*).

Второй подход, называемый структурным (или когнитивным), осуществляется путем выделения элементов предметной области, их взаимосвязей и семантических отношений.

Для *атрибутивного подхода* характерно наличие наиболее полной информации о предметной области: об объектах, их атрибутах и о значениях атрибутов. Кроме того, существенным моментом является использование дополнительной обучающей информации, которая задается группированием объектов в классы по тому или иному содержательному критерию. Тройки объект — атрибут — значение атрибута могут быть получены с помощью так называемого метода реклассификации, который основан на предположении, что задача является объектно-ориентированной и объекты задачи хорошо известны эксперту. Идея метода состоит в том, что конструируются правила (комбинации значений атрибутов), позволяющие отличить один объект от другого. Обучающая информация может быть задана на основании прецедентов правильных экспертных заключений, например, с помощью метода извлечения знаний, получившего название «анализ протоколов мыслей вслух».

При наличии обучающей информации для формирования модели предметной области на этапе концептуализации можно использовать весь арсенал методов, развиваемых в рамках задачи распознавания образов. Эти методы рассматривались в 3-й главе, и, как было показано, в условиях качественной, высокомерной информации и при отсутствии априорных сведений о структуре анализируемых данных предпочтение среди указанных методов следует отдавать экстенциональным алгоритмам распознавания образов.

Структурный подход к построению модели предметной области предполагает выделение следующих когнитивных элементов знаний: 1. Понятия. 2. Взаимосвязи. 3. Метапонятия. 4. Семантические отношения. Основные методы данного подхода представлены, например, в /Червинская К. Р., 1991/. Ниже даются краткие характеристики этих методов.

Выделяемые понятия предметной области должны образовывать систему, под которой понимается совокупность понятий, обладающая следующими свойствами: уникальностью (отсутствием избыточности); полнотой (достаточно полным описанием различных процессов, фактов, явлений и т. д. предметной области); достоверностью (валидностью — соответствием выделенных единиц смысловой информации их реальным наименованиям) и непротиворечивостью (отсутствием омонимии).

При построении системы понятий с помощью «метода локального представления» эксперта просят разбить задачу на подзадачи для перечисления целевых состояний и описания общих категорий цели. Далее для каждого разбиения (локального представления) эксперт формулирует информационные факты и дает им четкое наименование (название). Считается, что для успешного решения задачи построения модели предметной области число таких информационных фактов в каждом локальном представлении, которыми человек способен одновременно манипулировать, должно быть примерно равно семи.

«Метод вычисления коэффициента использования» основан на следующей гипотезе. Элемент данных (или информационный факт) может являться понятием, если 1) он используется в большом числе подзадач, 2) используется с большим числом других элементов данных, 3) редко используется совместно с другими элементами данных по сравнению с общим числом его использования во всех подзадачах (это и есть коэффициент использования). Полученные значения могут служить критерием для классификации всех элементов данных и, таким образом, для формирования системы понятий.

«Метод формирования перечня понятий» заключается в том, что экспертам (желательно, чтобы их было больше двух) дается задание составить список понятий, относящихся к ис-

следуемой предметной области. Понятия, выделенные всеми экспертами, включаются в систему понятий, остальные подлежат обсуждению.

«Ролевой метод» состоит в том, что эксперту дается задание обучить инженера по знаниям решению некоторых задач предметной области. Таким образом, эксперт играет роль учителя, а инженер по знаниям — роль ученика. Процесс обучения записывается на магнитофон. Затем третий участник прослушивает магнитофонную ленту и выписывает на бумаге все понятия, употребленные учителем или учеником.

При использовании метода «составления списка элементарных действий» эксперту дается задание составить такой список при решении задачи в произвольном порядке.

В методе «составление оглавления учебника» эксперту предлагается представить ситуацию, в которой его попросили написать учебник. Необходимо составить на бумаге перечень предполагаемых глав, разделов, параграфов, пунктов и подпунктов книги.

«Текстологический метод» формирования системы понятий заключается в том, что эксперту дается задание выписать из руководств (книг по специальности) некоторые элементы, представляющие собой единицы смысловой информации.

Группа методов установления взаимосвязей предполагает установление семантической близости между отдельными понятиями. В основе установления взаимосвязей лежит психологический эффект «свободных ассоциаций», а также фундаментальная категория близости объектов или концептов.

Эффект свободных ассоциаций заключается в следующем. Испытуемого просят отвечать на заданное слово первым пришедшим на ум словом. Как правило, реакция большинства испытуемых (если слова не были слишком необычными) оказывается одинаковой. Количество переходов в цепочке может служить мерой «смыслового расстояния» между двумя понятиями. Многочисленные опыты подтверждают гипотезу, что для двух любых слов (понятий) существует ассоциативная цепочка, состоящая не более чем из семи слов.

«Метод свободных ассоциаций» основан на психологическом эффекте, описанном выше. Эксперту предъявляется понятие с просьбой назвать как можно быстрее первое пришедшее на ум понятие из сформированной ранее системы понятий. Далее производится анализ полученной информации.

В методе «сортировка карточек» исходным материалом служат выписанные на карточки понятия. Применяются два варианта метода. В первом эксперту задаются некоторые глобальные критерии предметной области, которыми он должен руководствоваться при раскладывании карточек на группы. Во

втором случае, когда сформулировать глобальные критерии невозможно, эксперту дается задание разложить карточки на группы в соответствии с интуитивным пониманием семантической близости предъявляемых понятий.

«Метод обнаружения регулярностей» основан на гипотезе о том, что элементы цепочки понятия, которые человек вспоминает с определенной регулярностью, имеют тесную ассоциативную взаимосвязь. Для эксперимента произвольным образом отбирается 20 понятий. Эксперту предъявляется одно из них с просьбой построить ассоциативную цепочку из числа отобранных. Процедура повторяется до 20 раз, причем каждый раз начальные концепты должны быть разными. Затем инженер по знаниям анализирует полученные цепочки с целью нахождения постоянно повторяющихся понятий (регулярностей). Внутри выделенных таким образом группировок устанавливаются ассоциативные взаимосвязи.

Кроме рассмотренных выше неформальных методов для установления взаимосвязей между отдельными понятиями применяются также формальные методы. Сюда в первую очередь относятся методы семантического дифференциала и репертуарных решеток, которые были охарактеризованы в п. 1.1 в рубриках соответственно «стимулы — стандартизированные вербальные, невербальные; ответы — оценивание признака по заданной шкале» и «стимулы — индивидуально-ориентированные, вербальные, невербальные; ответы — оценивание значения индивидуально-ориентированного признака». Применяя указанные методы психосемантики, экспериментатор имеет на выходе таблицы объект-признак, объект-объект и признак-признак, которые в дальнейшем подвергаются анализу с помощью различных алгоритмов исследования многомерных структур, описанных в п. 3.4.

Выделенные понятия предметной области и установленные между ними взаимосвязи служат основанием для дальнейшего построения системы метапонятий — осмысленных в контексте изучаемой предметной области системы группировок понятий. Для определения этих группировок применяют как неформальные, так и формальные методы.

Интерпретация, как правило, легче дается эксперту, если группировки получены неформальными методами. В этом случае выделенные классы более понятны эксперту. Причем в некоторых предметных областях совсем не обязательно устанавливать взаимосвязи между понятиями, так как метапонятия, образно говоря, «лежат на поверхности».

Исходным материалом для формальных методов определения системы метапонятий служат таблицы <объект-признак>, <объект-объект> и <признак-признак>, получен-

ные с помощью тех или иных методов установления взаимосвязей между понятиями, в качестве которых могут выступать как объекты предметной области, так и их атрибуты. Как указывалось выше, эти таблицы могут быть подвергнуты исследованию посредством различных алгоритмов анализа многомерных структур, достаточно хорошо изученных и представленных в п. 3.4. В то же время общей фундаментальной проблемой анализа многомерных структур является то, что исследователь не всегда может понять смысл выделяемых с помощью формальных алгоритмов группировок объектов или признаков. Поэтому он вынужден либо допускать значительный произвол в толковании полученных результатов, либо вообще отказаться от связывания группировок с какими-либо метапонятиями.

Данная проблема связана с отсутствием априорных сведений о метрике исходного пространства признаков и ее решение актуально даже в случае сравнительно небольшой размерности этого пространства. В свою очередь, поиск адекватной метрики в задаче построения системы метапонятий значительно усложняется в связи с высокой (а часто неизвестной) размерностью пространства признаков, которые при концептуальном анализе знаний часто носят, кроме того, качественный характер.

Указанная проблема обсуждается в /Дюк В. А., 1991/, где предлагается для ее решения привлекать дополнительную информацию в виде интегральных содержательных критериев группирования исходных понятий и рассматривать задачу поиска неизвестной метрики, как задачу обучения распознаванию образов на основе экстенциональных алгоритмов, описанных в третьей главе.

Последним этапом построения модели предметной области при концептуальном анализе является установление семантических отношений между выделенными понятиями и метапонятиями. Установить семантические отношения — это значит определить специфику взаимосвязи, полученной в результате применения тех или иных методов. Для этого необходимо каждую зафиксированную взаимосвязь осмыслить и отнести ее к тому или иному типу отношений.

Существует около 200 базовых отношений /Поспелов Д. А., 1986/, например, «часть — целое», «род — вид», «причина — следствие», пространственные, временные и другие отношения. Для каждой предметной области помимо общих базовых отношений могут существовать и уникальные отношения.

«Прямой метод» установления семантических отношений /Кук Н. М. и др., 1986/ основан на непосредственном осмыслении каждой взаимосвязи. В том случае, когда эксперт затрудняется дать интерпретацию выделенной взаимосвязи, ему

предлагается следующая процедура. Формируются тройки: понятие 1 — связь — понятие 2. Рядом с каждой тройкой записывается короткое предложение или фраза, построенное так, чтобы понятие 1 и понятие 2 входили бы в это предложение. В качестве связок используются только содержательные отношения и не применяются неопределенные связки типа «похож на» или «связан с».

Для «косвенного метода» необязательно иметь взаимосвязи, а достаточно лишь наличие системы понятий. Формулируется некоторый критерий, для которого из системы понятий выбирается определенная совокупность концептов. Эта совокупность предъявляется эксперту с просьбой дать вербальное описание сформулированного критерия. Концепты предъявляются эксперту все сразу (желательно на карточках). В случае затруднений эксперта прибегают к разбиению отобранных концептов на группы с помощью более мелких критериев. Исходное количество концептов может быть произвольным, но после разбиения на группы в каждой из таких групп должно быть не более десяти концептов. После того как составлены описания по всем группам, эксперту предлагают объединить эти описания в одно.

Следующий шаг в косвенном методе установления семантических отношений — это анализ текста, составленного экспертом. Концепты заменяют цифрами (это может быть исходная нумерация), а связки оставляют. Тем самым строится некоторый граф, вершинами которого служат концепты, а дугами — связки (например, «ввиду», «приводит к», «выражаясь с одной стороны», «обуславливая», «сочетаясь», «определяет», «вплоть до» и т. д.). Этот метод позволяет устанавливать не только базовые отношения, но и отношения, специфические для конкретной предметной области.

Рассмотренные выше методы формирования системы понятий и метапонятий, установления взаимосвязей и семантических отношений в разных сочетаниях применяются на этапе концептуализации при построении модели предметной области. Практические примеры использования этих методов при решении психодиагностических задач будут освещены в следующем разделе.

Этап формализации. На данном этапе выделенные ключевые понятия, метапонятия, взаимосвязи и семантические отношения выражаются на некотором формальном языке. Этот язык выбирает инженер по знаниям, который определяет, подходят ли известные инструментальные средства для решения изучаемой проблемы или требуются оригинальные разработки. Выходом этапа формализации является описание того, как рассматриваемая задача может быть представлена в выбранном

или разработанном формализме. Сюда относится указание способов представления знаний (фреймы, сценарии, семантические сети и т. д.) и определение способов манипулирования этими знаниями (логический вывод, аналитическая модель, статистическая модель и др.) и интерпретации знаний.

Э т а п в ы п о л н е н и я. Цель этого этапа — создание одного или нескольких прототипов ЭС, решающих требуемые задачи. Затем на данном этапе по результатам тестирования и опытной эксплуатации создается конечный продукт, пригодный для промышленного использования. Разработка прототипа состоит в программировании его компонентов или выборе их из известных инструментальных средств и наполнении базы знаний.

Главное в создании прототипа заключается в том, чтобы этот прототип обеспечил проверку адекватности идей, методов и способов представления знаний решаемым задачам. Создание первого прототипа должно подтвердить, что выбранные методы решений и способы представления пригодны для успешного решения, по крайней мере, ряда задач из актуальной предметной области, а также продемонстрировать тенденцию к получению высококачественных и эффективных решений для всех задач предметной области по мере увеличения объема знаний.

После разработки первого прототипа ЭС-1 круг предлагаемых для решения задач расширяется и собираются пожелания и замечания, которые должны быть учтены в очередной версии системы ЭС-2. Осуществляется развитие ЭС-1 путем добавления «дружественного» интерфейса, средств для исследования базы знаний и цепочек выводов, генерируемых системой, а также средств для сбора замечаний пользователей и средств хранения библиотеки задач, решенных системой.

Выполнение экспериментов с расширенной версией ЭС-1, анализ пожеланий и замечаний служат отправной точкой для создания второго прототипа ЭС-2. Процесс разработки ЭС-2 итеративный. Он может продолжаться от нескольких месяцев до нескольких лет в зависимости от сложности предметной области, гибкости выбранного представления знаний и степени соответствия управляющего механизма решаемым задачам (возможно, потребуется разработка ЭС-3 и т. д.). При разработке ЭС-2, кроме перечисленных задач, решаются следующие:

- анализ функционирования системы при значительном расширении базы знаний;

- исследование возможностей системы в решении более широкого круга задач и принятие мер для обеспечения таких возможностей;

- анализ мнений пользователей о функционировании ЭС;

- разработка системы ввода-вывода, осуществляющей анализ или синтез предложений ограниченного естественного языка,

позволяющей взаимодействовать с ЭС-2 в форме, близкой к форме стандартных учебников для данной области.

Если ЭС-2 успешно прошла этап тестирования, то она может классифицироваться как промышленная экспертная система.

Э т а п т е с т и р о в а н и я. В ходе данного этапа производится оценка выбранного способа представления знаний в ЭС в целом. Для этого инженер по знаниям подбирает примеры, обеспечивающие проверку всех возможностей разработанной ЭС.

Различают следующие источники неудач в работе системы: тестовые примеры, ввод-вывод, правила вывода, управляющие стратегии.

Показательные тестовые примеры являются наиболее очевидной причиной неудачной работы ЭС. В худшем случае тестовые примеры могут оказаться вообще вне предметной области, на которую рассчитана ЭС, однако чаще множество тестовых примеров оказывается слишком однородным и не охватывает всю предметную область. Поэтому при подготовке тестовых примеров следует классифицировать их по подпроблемам предметной области, выделяя стандартные случаи, определяя границы трудных ситуаций и т. п.

Ввод-вывод характеризуется данными, приобретенными в ходе диалога с экспертом, и заключениями, предъявленными ЭС в ходе объяснений. Методы приобретения данных могут не давать требуемых результатов, так как, например, задавались неправильные вопросы или собрана не вся необходимая информация. Кроме того, вопросы системы могут быть трудными для понимания, многозначными и не соответствующими знаниям пользователя. Ошибки при вводе могут возникать также из-за неудобного для пользователя входного языка. В ряде приложений для пользователя удобен ввод не только в печатной, но и в графической или звуковой форме.

Выходные сообщения (заключения) системы могут оказаться непонятны пользователю (эксперту) по разным причинам. Например, их может быть слишком много или, наоборот, слишком мало. Также причиной ошибок может являться неудачная организация, упорядоченность заключений или неподходящий пользователю уровень абстракций с непонятной ему лексикой.

Наиболее распространенный источник ошибок в рассуждениях касается правил вывода. Важная причина здесь часто кроется в отсутствии учета взаимозависимости сформированных правил. Другая причина заключается в ошибочности, противоречивости и неполноте используемых правил. Если неверна посылка правила, то это может привести к употреблению правила в неподходящем контексте. Если ошибочно действие правила, то трудно предсказать конечный результат. Правило может

быть ошибочно, если при корректности его условия и действия нарушено соответствие между ними.

Нередко к ошибкам в работе ЭС приводят применяемые управляющие стратегии. Изменение стратегии бывает необходимо, например, если ЭС анализирует сущности в порядке, отличном от «естественного» для эксперта. Последовательность, в которой данные рассматриваются ЭС, не только влияет на эффективность работы системы, но и может приводить к изменению конечного результата. Так, рассмотрение правила А до правила В способно привести к тому, что правило В всегда будет игнорироваться системой. Изменение стратегии бывает также необходимо и в случае неэффективной работы ЭС. Кроме того, недостатки в управляющих стратегиях могут привести к чрезмерно сложным заключениям и объяснениям ЭС.

Критерии оценки ЭС зависят от точки зрения. Например, при тестировании ЭС-1 главным в оценке работы системы является полнота и безошибочность правил вывода. При тестировании промышленной системы превалирует точка зрения инженера по знаниям, которого в первую очередь интересует вопрос оптимизации представления и манипулирования знаниями. И, наконец, при тестировании ЭС после опытной эксплуатации оценка производится с точки зрения пользователя, заинтересованного в удобстве работы и получения практической пользы.

Этап опытной эксплуатации. На этом этапе проверяется пригодность ЭС для конечного пользователя. Пригодность ЭС для пользователя определяется в основном удобством работы с ней и ее полезностью. Под полезностью ЭС понимается ее способность в ходе диалога определять потребности пользователя, выявлять и устранять причины неудач в работе, а также удовлетворять указанные потребности пользователя (решать поставленные задачи). В свою очередь, удобство работы с ЭС подразумевает естественность взаимодействия с ней (общение в привычном, не утомляющем пользователя виде), гибкость ЭС (способность системы настраиваться на различных пользователей, а также учитывать изменения в квалификации одного и того же пользователя) и устойчивость системы к ошибкам (способность не выходить из строя при ошибочных действиях неопытного пользователя).

В результате оценки эксплуатационных характеристик ЭС может потребоваться не только модификация программ и данных (совершенствование или изменение языка общения, диалоговых средств, средств обнаружения и исправления ошибок, настройка на пользователя и т. д.), но и изменение устройств ввода-вывода из-за их неприемлемости для пользователя. Также по указанным результатам может приниматься решение о переносе ЭС на другие типы компьютеров (например, для рас-

ширения сферы использования ЭС и (или) снижения ее стоимости).

После успешного завершения этапа опытной эксплуатации и использования различными пользователями ЭС классифицируется как коммерческая система, пригодная не только для собственного использования, но и для продажи различным потребителям.

В ходе разработки ЭС почти всегда осуществляется ее модификация. Выделяют следующие виды модификации системы: переформулирование понятий и требований, переконструирование представления знаний в системе и усовершенствование прототипа (см. рис. 5.6). Усовершенствование прототипа производится в процессе циклического прохождения через этапы выполнения и тестирования для отладки правил и процедур вывода. Циклы повторяются до тех пор, пока система не будет вести себя ожидаемым образом. Изменения, осуществляемые при усовершенствовании, зависят от выбранного способа представления знаний и класса решаемых задач. Если в процессе усовершенствования желаемое поведение не достигается, то производят более серьезные модификации архитектуры системы и используемой базы знаний.

Возврат от этапа тестирования на этап формализации приводит к пересмотру ранее выбранного способа представления знаний. Данный цикл называют переконструированием. Если возникшие проблемы еще более серьезны, то после неудачи на этапе тестирования может потребоваться возврат на этапы концептуализации и идентификации. В этом случае речь идет о переформулировании системы понятий, метапонятий и семантических отношений, то есть о проектировании всей системы заново.

5.3. Экспертные системы-интерпретаторы результатов психодиагностического тестирования

Формирование базы правил интерпретации результатов психодиагностического тестирования для методик с небольшим количеством диагностических шкал (например, опросник Айзенка, тест Роттера и т. п.) представляет собой несложную задачу. В данной ситуации каждая шкала разбивается на интервалы (в зависимости от уровня стандартизации методики и квалификации эксперта на 3—7 интервалов) и выделенным интервалам или комбинациям интервалов ставится в соответствие определенный текст диагностического заключения. Например, в компьютерной версии опросника Айзенка, разработанной в НИИ психоневрологии им В. М. Бехтерева (эксперт-психолог В. В. Бочаров, программист Е. И. Жила) и реализованной на ПЭВМ IBM PC, используется база продукционных правил,

содержащая 9 психологических портретов: «высокая интроверсия — высокий нейротизм», «высокая интроверсия — умеренный нейротизм», «высокая интроверсия — низкий нейротизм», «умеренная интроверсия — высокий нейротизм» и т. д. Таким образом, в случае методик с малым количеством диагностических шкал удобной формой представления экспертных знаний об интерпретации результатов тестирования являются системы продукционных правил, позволяющие описать все возможные комбинации выделенных интервалов.

Сложнее дело обстоит при представлении экспертных знаний об интерпретации многомерных психодиагностических тестов, так как здесь полный перебор возможных комбинаций интервалов диагностических шкал становится нереальным. Например, если для Миннесотского многофазного личностного опросника MMPI ограничиться рассмотрением только десяти основных клинических шкал и при этом разбить каждую шкалу на 5 интервалов, то потребуется заложить в базу знаний интерпретирующей системы $5^{10} \approx 10^7$ продукционных правил с развернутыми психологическими портретами. Очевидно, что такую работу не выполнить ни за разумное время, ни с разумными требованиями к объему необходимой памяти.

Существует два основных подхода — экстенсиональный и интенциональный, применяя которые удается избежать полного перебора возможных вариантов и в то же время строить системы интерпретации многомерных тестов, способные удовлетворить запросы профессионалов в области психодиагностики.

Экстенсиональный подход

Этот подход базируется на оценках многомерного сходства (близости) результатов тестирования испытуемого с ранее накопленными эмпирическими фактами (примерами), для которых известны диагностические заключения, сформированные опытными экспертами. Данный подход в силу своей эмпирической природы естественным образом апеллирует к реальности и отсекает варианты, не имеющие смысла и не встречающиеся на практике.

В качестве множества примеров может выступать весь массив реальных испытуемых, ранее прошедших психодиагностическое тестирование. Также это множество может быть сформировано из типичных представителей многомерных группировок испытуемых или из прототипов, полученных путем усреднения результатов тестирования в той или иной группе испытуемых. Кроме того, могут использоваться гипотетические прототипы, которые, по мнению эксперта, выражают целостные

Таблица 5.1

Таблица примеров

№ п/п	Общие сведения о диагностическом примере	Первичные данные тестирования	Значения диагностических шкал	Текст диагностического заключения
1	2	3	4	5

психологические паттерны (например, паттерны, соответствующие ярким литературным персонажам).

Знания экспертов об интерпретации результатов тестирования при экстенциональном подходе представляются в памяти компьютера в виде таблицы 5.1. Часть этой таблицы, содержащаяся в колонках 3 и 4, аналогична обычной таблице экспериментальных данных (ТЭД) — строки данной части соответствуют номерам объектов (эмпирических фактов, примеров, типичных представителей и прототипов), а столбцы соответствуют первичным признакам и выходным показателям (диагностическим шкалам) теста.

Процедура интерпретации новых данных психодиагностического тестирования заключается в том, что из строк ТЭД, содержащихся в таблице 5.1, находится строка, наиболее похожая на эти данные, и из 5-й колонки таблицы 5.1 напрямую выводится соответствующий текст психодиагностического заключения. Если полученный текст по каким-либо причинам не устраивает пользователя или эксперта, настраивающего экстенциональную систему интерпретации результатов тестирования, то для новых данных формируется собственное диагностическое заключение. То есть создается очередной пример вербальной интерпретации диагностического прецедента, который пополняет таблицу 5.1.

Итерационный процесс пополнения таблицы примеров может продолжаться неограниченное время, неизбежно улучшая с каждой итерацией качество интерпретации экспериментальных данных, как в смысле точности вербальных характеристик, так и с точки зрения их полноты и разнообразия. В то же время в любой конкретной задаче существует некоторый минимальный состав таблицы 5.1, достаточный для ее коммерческой эксплуатации.

Достижение минимального состава таблицы примеров, с одной стороны, зависит от того, какие примеры будут включаться

в таблицу. Рецепты для отбора таких примеров даются теорией планирования эксперимента и на качественном уровне выражают стремление избежать дублирования привлекаемой информации. В то же время самым существенным образом минимальный состав множества диагностических примеров, обеспечивающих достаточно полную и точную интерпретацию результатов эксперимента, определяется выбором меры их сходства.

Наибольшей популярностью в психодиагностике пользуются меры сходства, отражающие фазовые отношения между диагностическими шкалами. Здесь считается важным для сравнения результатов тестирования различных испытуемых не столько величина вычисленных диагностических шкал, сколько порядок, в который они выстраиваются по этой величине. Так, например, Р. Кэттеллом было предложено использование ранговых коэффициентов корреляции для сравнения конфигурации индивидуального профиля с усредненными типовыми профилями по выделенным клиническим и социальным группам. Аналогичный подход применен в компьютерной версии опросника Р. Кэттелла, разработанной А. Г. Шмелевым с соавторами и получившей обозначение 17ФЛ, в которой производится сравнение индивидуального профиля с 68-ю типовыми для американской популяции профилями (данная разработка охарактеризована в п. 1.2).

Другая популярная мера сходства применяется при интерпретации профилей личности ММРІ. Процедура нахождения этой меры сходства связана с определением так называемого «кода» профиля личности. Данный код представляет собой последовательность номеров клинических шкал, выстроенных в порядке убывания по величине соответствующих Т-баллов, ограниченную первыми несколькими членами (как правило, от 3 до 6). Определив код индивидуального профиля, подлежащего интерпретации, для него находится точно такой же код из специального «атласа кодов», в котором содержатся разработанные опытными экспертами тексты диагностических заключений.

Кроме «кодов» профиля личности в современных системах интерпретации результатов ММРІ широко используются дополнительные шкалы, каждая из которых в отдельности, как было показано в п. 3.1, эквивалентна гипотетическому прототипу. Указанный подход хорошо зарекомендовал себя в США, где высокий уровень стандартизации ММРІ по различным половозрастным, социальным и другим группам населения обеспечивает достаточную надежность большого количества узкоспециализированных диагностических шкал (около 400 дополнительных шкал). Точность вербального диагностического сообщения и его непротиворечивость по отношению к другим сообщениям обеспечиваются задаваемым порогом значения, превышение которо-

го дает сигнал к выдаче требуемого теста, а отмеченное большое количество разработанных дополнительных шкал позволяет получать в целом весьма объемные и содержательные тексты психодиагностических заключений.

Рассмотренные выше меры сходства подлежащих интерпретации результатов психодиагностического тестирования с образцами (прототипами), представленными в таблице примеров, являются эвристическими. Целесообразность применения этих мер сходства продиктована здравым смыслом и подтверждена реально действующими системами компьютерной интерпретации, рекламируемыми, например, в «Computer Use in Psychology. A directory of Software». Но здравый смысл при оперировании со сложно структурированной информацией всегда связан с достаточно сильным упрощением реальной ситуации и далеко не гарантирует построения оптимальной экстенсиональной системы представления экспертных знаний (под оптимальностью здесь понимается минимальный состав множества диагностических примеров с соответствующими образцами их вербальной интерпретации).

Оптимальный результат может быть получен при использовании подхода, основанного на определении собственной меры сходства для каждого отдельного эмпирического факта. Технология этого подхода изложена в п.3.5, где рассматривается задача построения локальных взвешенных метрик, обеспечивающих максимальную «сферу влияния» диагностических прецедентов.

Указанный подход реализуется в три этапа.

На первом этапе осуществляется накопление эксперментальных данных и соответствующих им диагностических заключений. Тексты этих заключений должны быть рубрифицированы (например, «эмоциональная сфера», «характер», «адаптивные качества» и т. п.), и в каждой рубрике должна быть выделена полная группа диагностических определений, между которыми установлены отношения эквивалентности или порядка.

На втором этапе для каждого эмпирического факта (объекта) конструируется собственная локальная взвешенная метрика по технологии, описанной в п.3.5. При этом в качестве обучающей информации выступают выделенные на первом этапе классы диагностических определений.

И, наконец, между эмпирическими фактами внутри выделенных рубрик на третьем этапе измеряются $d^{(s)}$ -расстояния и полученные матрицы $d^{(s)}$ -расстояний подвергаются исследованию методами анализа многомерных структур, описанными в п.3.4, с целью определения минимального состава диагностических прецедентов, обеспечивающих вывод соответствующих диагностических суждений.

В результате прохождения трех этапов формируется оптимизированная таблица 5.2 образцов интерпретации результатов психодиагностического тестирования. Эта таблица отличается от исходной таблицы 5.1 главным образом тем, что в ней пред-

Таблица 5.2

Оптимизированная таблица образцов интерпретации результатов психодиагностического тестирования

Диагностические прецеденты		Локальные метрики (весовой вектор)	Тексты диагностических заключений
Первичные данные тестирования	Значения диагностических шкал		
Рубрика 1			
.....			Заключение 1.1
.....			
.....			
.....			Заключение 1.2
.....			
.....			
Рубрика 2			
.....			Заключение 2.1
.....			
.....			
.....			Заключение 2.2
.....			
.....			
Рубрика 3 и т. д.			

ставлена дополнительная информация об индивидуальных мерах близости, обеспечивающих максимальную «сферу действия» каждого диагностического прецедента внутри выделенных рубрик. Также особенностью оптимизированной таблицы 5.2 является то, что отдельный диагностический прецедент в ней может быть представлен многократно, например входить во все рубрики. При этом, конечно, в разных рубриках к одному и тому же диагностическому прецеденту будут «привязаны» разные меры близости. То есть один и тот же диагностический прецедент может выступать в различных ипостасях — в зависимости от контекста описание этого прецедента по-разному преломляется посредством выбора соответствующей локальной взвешенной метрики.

Изложенная технология экстенционального подхода требует значительных трудозатрат, особенно на первом этапе накопления экспериментальных данных и структурирования образцов интерпретации результатов психодиагностического тестирования. Также большое количество операций с информацией необходимо выполнить на втором и третьем этапах, на которых осуществляется формирование собственных локальных взвешенных метрик для всех диагностических прецедентов и анализ структуры множеств этих прецедентов внутри выделенных рубрик. Однако основная часть этих операций достаточно хорошо формализована и легко реализуется с помощью высокопроизводительного компьютера. Вознаграждением исследователю, выбравшему описанный вариант экстенционального подхода при создании системы интерпретации экспериментально-психологических данных, служит максимально возможное по своей лаконичности представление знаний экспертов об интерпретации указанных данных в виде образцов интерпретации. Кроме того, такая лаконичность, как отмечалось в п. 3.3 и п. 3.5, связана с отсутствием неинформативных элементов в описаниях диагностических прецедентов, что позволяет в дальнейшем иметь дело с «чистыми» «незашумленными» структурами их множеств, облегчающими исследование закономерностей, лежащих в основе этих структур.

И н т е н с и о н а л ь н ы й п о д х о д

Этот подход к формированию экспертных систем-интерпретаторов результатов психодиагностического тестирования базируется на знаниях о закономерностях структуры экспериментально-психологической информации.

С одной стороны, эти знания могут быть получены путем анализа эмпирических данных, обработанных по вышеописан-

ной технологии экстенционального подхода. Наиболее очевидный способ извлечения такого знания состоит в определении стратификационной структуры матрицы $d^{(s)}$ -расстояний между диагностическими прецедентами с помощью алгоритмов иерархического группирования и осмысления выделенных группировок на различных шагах работы того или иного дивизимного или агломеративного алгоритма. Ответы в психологических терминах на вопросы, что общего и в чем различаются группировки диагностических прецедентов, дают возможность построить систему понятий, ввести метапонятия и установить между ними семантические отношения, то есть провести концептуальный анализ экспертных знаний, изначально представленных в виде примеров (образцов) вербальных диагностических заключений. В свою очередь, результаты концептуального анализа приводят к более экономному представлению экспертных знаний в виде фреймов или семантических сетей.

С другой стороны, самым распространенным вариантом интенционального подхода является использование теоретических представлений высококвалифицированных экспертов о закономерностях формирования вербальной интерпретации результатов психодиагностического тестирования. Наибольшего внимания заслуживает работа инженера по знаниям и экспертов-психологов на этапах концептуального анализа и формализации знаний об интерпретации результатов психодиагностических методик. Для иллюстрации такой работы ниже приводятся два примера, где рассматриваются популярные тесты ММРІ и 16РР Р. Кэттелла.

Описание методики ММРІ приводилось в п.4.1. Профиль личности ММРІ, содержащий 3 оценочных и 10 основных шкал, отражает сложные и не всегда однозначные характеристики личности. Поэтому у практических психологов его интерпретация носит творческий, трудно формализуемый характер.

Инженер по знаниям совместно с экспертами из Психоневрологического института им. В. М. Бехтерева сделали вывод о необходимости, прежде всего, выделения единиц смысловой информации, содержащихся в руководствах по интерпретации теста /Гаврилова Т. А. и др., 1988/. Такими единицами явились вербальные характеристики личности, которые для удобства дальнейшей работы с ними выписывались на специальные карточки. Причем с обратной стороны каждой карточки указывался индекс — номер шкалы или номера сочетающихся шкал, а также уровни Т-нормы (очень высокий, низкий, пик и т. д.) Таким образом, индекс обозначал условие, при котором справедлива та или иная характеристика личности. Примеры:

Карточка 1. Индекс: шкала 8 высокая. Вербальная характеристика личности: склонность к фантазированию.

Карточка 2. Индекс: шкалы 7 и 8 высокие. Вербальная характеристика личности: внутренняя напряженность.

Карточка 3. Индекс: шкала 4 выше 70 Т-баллов, пик. Вербальная характеристика личности: реализация эмоциональной напряженности в непосредственном поведении и т. д.

Всего было выделено 1050 таких карточек. Каждая карточка представляет правило типа ПОСЫЛКА — СЛЕДСТВИЕ, где ПОСЫЛКА — есть индекс, СЛЕДСТВИЕ — вербальная характеристика личности.

Анализ показал, что формулировки вербальных характеристик личности явились достаточно разнородными (от тревожности до проявления агрессивности обратно пропорционально социальной дистанции). Кроме того, они не укладывались целиком ни в одну из известных теорий личности, а также классификацию заболеваний. Поэтому если пришлось бы использовать только эти единицы смысловой информации, то в результате получились бы разрозненные, противоречивые характеристики личности, ничего общего не имеющие с тем психологическим портретом, который строят профессиональные психологи.

Следующим существенным моментом явилось осмысление базовых отношений в психодиагностике. Авторам было, конечно, понятно, что базовые отношения суть отношения психологические и лингвистические. Но вопрос о том, как, к примеру, связать тревожность с экстравертированностью или с проявлением агрессивности обратно пропорционально социальной дистанции, оставался открытым. Более того, было известно, многие квалифицированные психологи считают, что на современном уровне развития психологии выделение таких взаимосвязей практически невозможно. Поэтому у разработчиков остро встал вопрос о применении специальной методики выявления базовых отношений у экспертов-психологов.

В качестве методики была выбрана экспертная игра, напоминающая школьные упражнения по русскому языку, когда дается набор слов и школьнику необходимо составить грамотное, связное предложение (см. «косвенный метод» установления семантических отношений в п.5.2). В использовавшейся игре инженер по знаниям сначала отбирал карточки, имевшие одинаковый индекс. Затем все отобранные карточки предъявлялись психологу с просьбой составить из разрозненных вербальных характеристик личности, написанных на карточках, грамотный, связанный и непротиворечивый, как можно более полный портрет.

Например, для эксперимента были отобраны карточки, имеющие индекс «шкала 4 выше 70 Т-баллов, изолированный пик». Всего таких карточек оказалось 88. Психолог разложил их сна-

чала на 5 групп, а затем дал текст по каждой группе. После этого из пяти отдельных кусков был синтезирован единый текст.

Небольшой фрагмент упомянутого примера иллюстрирует описанный выше эксперимент. Ниже перечисляются номера карточек и соответствующие вербальные характеристики личности.

- 1) Пренебрежение последствиями своих действий.
- 2) Отсутствие тревоги и страха перед потенциальным наказанием.
- 3) Рационализация асоциального поведения посредством провозглашения необязательности для лиц их уровня обязательных для остальных правил.
- 4) Аморальное поведение.
- 5) Злоупотребление алкоголем.
- 6) Пренебрежение к моральным и этическим ценностям.
- 7) Пренебрежение к принятым общественным нормам.
- 8) Пренебрежение к правилам поведения и обычаям.
- 9) Переживание чувства несправедливости и непонимания со стороны окружающих.
- 10) Выраженная напряженность.
- 11) Эмоциональная незрелость.
- 12) Легкая раздражимость.
- 13) Чувствительность.
- 14) Возбудимость.
- 15) Несдержанность.
- 16) Обидчивость.
- 17) Легкая потеря контроля при обиде.
- 18) Ощущение собственной неадаптивности.
- 19) Неудовлетворенность жизнью.
- 20) Нерешительность.
- 21) Плохая социальная адаптация.
- 22) Изменчивость поведения.
- 23) Реализация эмоциональной напряженности в непосредственном поведении.
- 24) Существование с такими лицами затруднительно.
- 25) Цинизм.
- 26) Сарказм.
- 27) Поверхностные и нестойкие межличностные контакты.
- 28) Агрессивность.
- 29) Независимость.
- 30) Выраженная раскованность.
- 31) Повышенная самооценка.
- 32) Импульсивность.
- 33) Конфликтность.
- 34) Склонность к аффективным вспышкам.

- 35) Неумение планировать будущие поступки.
- 36) Незлопамятность.
- 37) Озлобленность.
- 38) Трудно предсказуемое поведение.
- 39) Спонтанность поведения.

Текст, который составил психолог:

Рационализация асоциального поведения посредством провозглашения необязательности для лиц их уровня ввиду чрезмерно повышенной самооценки обязательных для остальных правил приводит к пренебрежению моральными и этическими ценностями, принятыми общественными нормами, правилами поведения и обычаями, последствиями своих действий, выражаясь, с одной стороны, в саркастичности и цинизме по отношению к людям, с другой — определяя импульсивность, связанную с неумением планировать будущие поступки, выраженную раскованность, независимость, изменчивость, спонтанность и трудную предсказуемость поведения, что, как правило, существенно затрудняет существование с такими лицами, обуславливая поверхностные и нестойкие межличностные контакты, пренебрежение моральными и этическими ценностями, принятыми общественными нормами, правилами поведения и обычаями, последствиями своих действий, сочетаясь с выраженной напряженностью, легкой потерей контроля при обиде, обидчивостью, склонностью к аффективным вспышкам при реализации эмоциональной напряженности в непосредственном поведении, определяет легкую раздражимость, эмоциональную незрелость, несдержанность и возбудимость, вплоть до озлобленности, агрессивности, конфликтности, однако незлопамятность. Расценивает себя нерешительным, чувствительным, при этом с ощущением собственной неприспособленности, переживает чувство несправедливости и непонимания со стороны окружающих, испытывает неудовлетворенность жизнью. Отсутствие тревоги и страха перед потенциальным наказанием делает вероятным асоциальное и аморальное поведение и частое злоупотребление алкоголем. Все это определяет плохую социальную адаптацию.

Далее полученный текст путем замены вербальных характеристик личности номерами карточек был преобразован в следующую форму.

«31» ввиду «3» приводит к «6», «7», «8», «1», выражаясь, с одной стороны, в «25», «26» по отношению к людям, с другой — определяя связанную с «35», «32», «30», «29», «22», «39», «38» поведения, что, как правило, существенно затрудняет «24», обуславливая «27», «6», «7», «8», «1», сочетаясь с «10», «17», «16», «34» при «23», определяет «12», «11», «15», «14» вплоть

до «37», «28», «33», однако «36». Расценивает себя «20», «13», «18»; испытывает «9», «19». «2» делает вероятным «4» и частое «5». Все это определяет «21».

Анализ данного текста показал, что номера карточек, перечисленные через запятую, представляют собой контекстуальные синонимичные группы, а слова между группами выражают семантические отношения. Например: «31» ввиду «3» означает, по-видимому, отношение /причина — следствие/; «12», «11», «15», «14» вплоть до «37» означает, что вербальная характеристика «37» усиливает синонимичную группу «12», «11», «15», «14», то есть отношение /усиление/. «6», «7», «8», «1», выражаясь, с одной стороны, в «25», «26» по отношению к людям означает психологическое отношение, названное авторами разработки «внутреннее проявление во внутреннем» в отличие от отношения «внутреннее проявление во внешнем».

Таким образом, последовательно осмысливая текст психолога, полученный в экспертной игре, строилась семантическая сеть, фрагмент которой приведен на рис. 5.7. Как указывалось выше, номера — вербальная характеристика личности, стрелки — отношения, существующие между характеристиками, либо соответствующие модальности.

Приведенный пример иллюстрирует лишь незначительную часть работы инженера по знаниям совместно с экспертами-психологами на этапе концептуального анализа, которая проводилась при создании экспертной системы-интерпретатора результатов ММРІ, получившей название АВТАНКЛИП. В настоящее время данная система находится в стадии опытной эксплуатации.

Другим показательным примером интенционального подхода к построению психодиагностической экспертной системы может служить представление знаний экспертов-психологов в компьютерной системе АВТАНТЕСТ (АВтоматический АНализатор ТЕСТов) /Гаврилова Т. А., 1984/. В этой системе автоматизируется процесс тестирования и интерпретации результатов при исследовании свойств личности с помощью опросника 16PF Р. Кэттелла. Личность в данной методике описывается 16-ю независимыми факторами. Характеристика факторов приведена в таблице 5.3.

Различные способы представления знаний экспертов об интерпретации результатов тестирования Z_1 , Z_2 , Z_0 и Z_k , которые были охарактеризованы в п. 5.1, отражены в четырехуровневой структуре системы АВТАНТЕСТ. Нижний уровень M_1 моделирует знания Z_k , представляющие канонизированную часть личных знаний экспертов. На этом уровне, как на фундаменте, надстраиваются три уровня M_2 , M_3 и M_4 , относящиеся к части

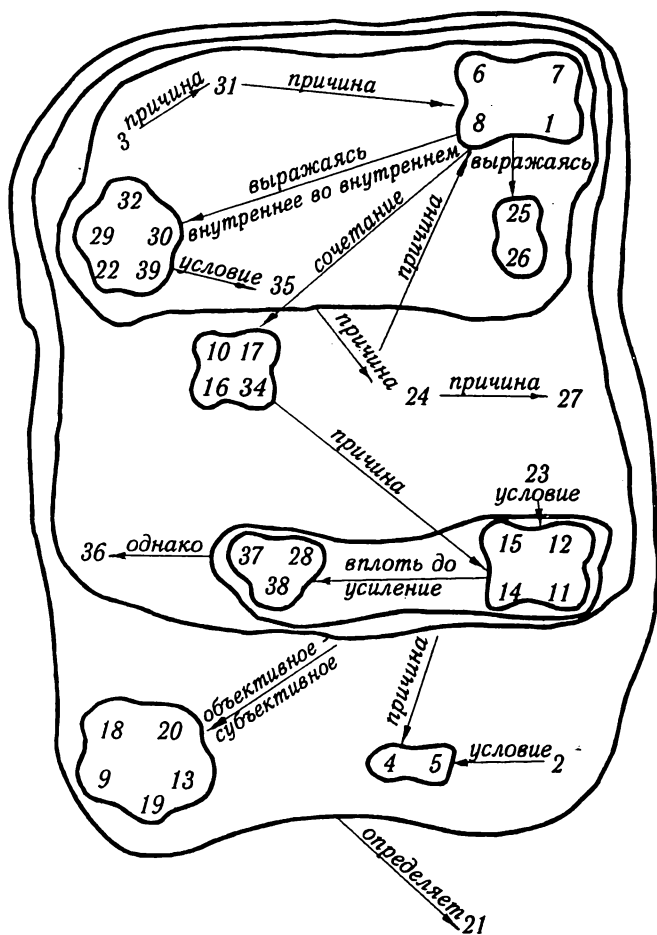


Рис. 5.7. Фрагмент семантической сети

знаний Z_0 , обусловленной личным профессиональным опытом и интуицией специалистов (рис. 5.8).

Уровень M_1 описывает знания, почерпнутые из руководств по автоматизированной методике 16PF, и содержит фактически исходный словарь терминов и описания симптомокомплексов создателей методики.

Уровни M_2 — M_4 представляют модели, созданные авторами АВТАНТЕСТА посредством анализа и структурирования протоколов «мыслей вслух» группы экспертов с различным профессиональным опытом и мастерством. Уровень M_2 соответствует

Таблица 5.3

Характеристика факторов опросника 16PF

№ п/п	Наименование фактора	Психологическая характеристика, описываемая фактором
1	2	3
1	Фактор <i>A</i> (замкнутость — общительность)	Характеризует потребность в общении с людьми, склонность к сотрудничеству
2	Фактор <i>B</i> (интеллектуальность)	Отражает общую способность человека к обучению
3	Фактор <i>C</i> (эмоциональная нестабильность — эмоциональная стабильность)	Отражает общую эмоциональную реактивность человека
4	Фактор <i>E</i> (подчиненность — доминантность)	Отражает зависимость человека от мнения группы
5	Фактор <i>F</i> (озабоченность — беспечность)	Оценивает степень самообладания, сдержанности
6	Фактор <i>G</i> (беспринципность — сознательность)	Измеряет ту степень чувства долга, которой руководствуется человек, совершая какие-либо поступки
7	Фактор <i>H</i> (робость — смелость)	Измеряет склонность к риску
8	Фактор <i>J</i> (жестокость — мягкость)	Позволяет определить в структуре личности выраженность самоуверенности, реалистичности, практичности
9	Фактор <i>L</i> (доверчивость — подозрительность)	Характеризует возможность работы человека в коллективе, зависимость от него, склонность проявления заботы о других
10	Фактор <i>M</i> (практичность — мечтательность)	Отражает соответствие поведения общепринятым нормам, ориентацию на внешнюю реальность или свои собственные желания
11	Фактор <i>N</i> (безыскусность — хитрость)	Позволяет говорить о расчетливости и естественности поведения человека
12	Фактор <i>O</i> (эмоциональная устойчивость — тревожность)	Отражает выраженность тревожности, неуверенности, чувства вины в структуре личности
13	Фактор <i>Q</i> ₁ (консерватизм — радикализм)	Отражает склонность к экспериментированию, быстроте принятия новых идей
14	Фактор <i>Q</i> ₂ (конформизм — неконформизм)	Оценивает зависимость человека от группы, от общественного мнения
15	Фактор <i>Q</i> ₃ (разболтанность — дисциплинированность)	Оценивает способность человека к самоконтролю
16	Фактор <i>Q</i> ₄ (расслабленность — напряженность)	Измеряет степень беспокойства, раздражительности

уровню начинающего психодиагноста, который строит портрет по факторам. В основу M_2 положен аппарат алгебры нечетких множеств /Заде Л., 1976/, позволяющий интерпретировать числовые значения факторов в их смысловых оценках.

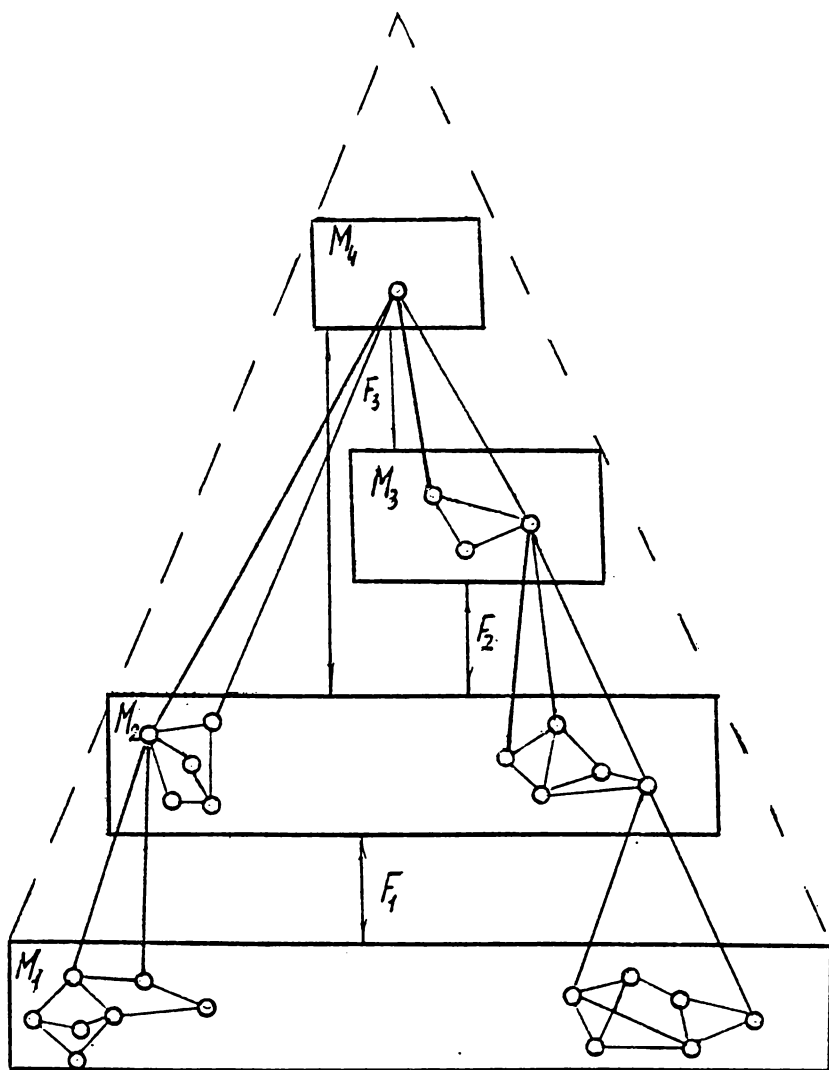


Рис. 5.8. Стратифицированная модель базы знаний в системе АВТАНТЕСТ

Уровень M_3 отражает модель рассуждений опытного психодиагноста, который на основании понятий уровня M_2 формирует набор блоков из факторов. Блоки характеризуют обобщенные черты личности, и из них затем строится портрет. Количество, названия и примерный состав блоков были получены экспертным путем.

Уровень M_4 — это уровень высокого профессионализма. На данном уровне психодиагност выявляет некоторый образ, представляющий собой определенный типовой характер. Число таких образов ограничено, но значительно варьируется у разных экспертов в зависимости от субъективных взглядов диагноста.

Формализация моделей четырех страт M_1 — M_4 в системе АВТАНТЕСТ осуществлена следующим образом.

$$M_1 = \{ S, P_1 \},$$

где $S = \langle S(x_1), S(x_2), \dots, S(x_{16}) \rangle$ — словарь элементарных понятий;

P_1 — правила образования симптомокомплексов;

$\langle x_1, \dots, x_{16} \rangle$ — 16 факторов личности по Кэттеллу.

$$M_2 = \{ T, B, G, P_2 \},$$

где $T = \text{ОЧЕНЬ ВЫСОКИЙ, ВЫСОКИЙ, СРЕДНИЙ, НИЗКИЙ, ОЧЕНЬ НИЗКИЙ}$ — терм-множество лингвистических значений факторов, которые определены как нечеткие множества;

$B = \{ 0, 1, \dots, 12 \}$ — множество значений базовых переменных;

$G = G(x_1), \dots, G(x_{16})$ — семантические правила отображения реальных значений фактора из области базовых значений на множество лингвистических переменных;

P_2 — правила разрешения противоречий.

$$M_3 = \{ BL_1, BL_2, \dots, BL_6, P_3 \},$$

где BL_1 — группа из N_1 блоков, описывающих различные типы общительности;

BL_2 — группа из N_2 блоков, описывающих типы интеллекта;

BL_3 — группа из N_3 блоков, описывающих типы эмоциональной утонченности;

BL_4 — группа из N_4 блоков, описывающих типы эмоциональной устойчивости;

BL_5 — группа из N_5 блоков, описывающих типы тревожности;

BL_6 — группа из N_6 блоков, описывающих типы контроля над собой;

P_3 — правила разрешения противоречий.

Значения N_1, N_2, N_3, N_4, N_5 и N_6 были получены в результате проведенного кластерного анализа экспериментальных данных на репрезентативной выборке испытуемых.

$$M_4 = \{ Y, P_4 \},$$

где $Y = Y_1, \dots, Y_n$ — множество типовых образов для описания типов характеров; P_4 — правила достройки индивидуальных портретов по типовому образцу. Задача формирования набора типовых образов в системе АВТАНТЕСТ решалась обобщенным применением дискриминантных и структурных методов распознавания образов.

Уровни M_i в АВТАНТЕСТе связаны между собой сетью фреймов, которые описывают понятия более высоких уровней абстракции при помощи понятий низлежащих уровней. Фреймы в данном случае позволяют представить многоуровневую модель интерпретации результатов тестирования опросником 16 PF как систему гомоморфизмов

$$F = \varphi : M_i \rightarrow M_{i+j}, \quad F = \langle F_1, F_2, F_3 \rangle.$$

F_1 — множество фреймов для определения понятий M_2 через понятия M_1 , то есть определение лингвистических переменных через словарь элементарных терминов

$$F_1 : M_1 \rightarrow M_2;$$

F_2 — множество фреймов для описания типовых блоков через понятия лингвистических переменных

$$F_2 : M_2 \rightarrow M_3;$$

F_3 — множество фреймов для описания типовых характеров через лингвистические переменные и через блоки

$$F_3 : M_2 \rightarrow M_4; \quad M_3 \rightarrow M_4.$$

Сеть фреймов занимает центральное место в системе АВТАНТЕСТ. Кроме того, в базу знаний этой системы входит набор правил и процедур, необходимых для работы логического анализатора, основная задача которого — обнаружение и разрешение противоречий, возникающих при создании портрета.

Разрешение противоречий — очень важная функция не только системы АВТАНТЕСТ, но и любой другой информационно-логической системы. В ситуацию противоречиво-

сти нередко попадает и человек, и программные системы, работающие в интеллектуальном режиме. Указанные противоречия могут возникать по разным причинам:

- ошибки в информации;
- плохая осведомленность источника информации;
- умышленная дезинформация;
- естественные противоречия человеческой природы, природы общества.

Логический анализатор системы не только обнаруживает противоречия, но и пытается разрешить их наиболее «разумным» способом. Чаще всего это бывает компромисс, в других случаях — исключение одного из противоречащих высказываний.

Для иллюстрации продемонстрируем работу анализатора на уровне M_2 . На остальных уровнях принцип работы сохраняется. Используется понятие нечеткого предиката, значение которого меняется в пределах $[0, 1]$. В системе введены два таких предиката $P^c(x_i, x_j)$ и $P^k(x_i, x_j)$, отражающих деление факторов на со- и контрфакторы. Таблицы истинности для них задаются группой экспертов. Примером со-факторов могут служить: доминирование (E) и предприимчивость, смелость (H); контрфакторов: эмоциональная устойчивость (C) и импульсивность (F). Для обозначения отношения противоречия введены предикаты противоречивости $P^{прс}(x_i, x_j)$ и $P^{прк}(x_i, x_j)$, которые соответствуют силе противоречий между со-факторами и контрфакторами. Для со-фактора противоречивыми будут разнополярные значения, например, «очень высокий» и «низкий», а для контрфактора — однополярные, например, «высокий» и «высокий». Так, при получении в профиле значений факторов «очень высокий F » и «очень высокий C », то есть «человек импульсивный, беззаботный, открытый и выдержанный, эмоционально устойчивый» необходимо как-то сгладить диссонанс между характеристиками импульсивности и выдержанности. Эвристический алгоритм разрешения противоречий состоит из набора инструкций, подчиненных главному принципу, который может быть сформулирован следующим образом: если два фактора находятся в отношении сильного противоречия ($P^{прс} \vee P^{прк} \geq 0.7$), то противоречие разрешается по правилу П — правилу поглощения (сильный фактор подавляет более слабый фактор). Сила фактора определяется силой лингвистической переменной, его описывающей, которая, в свою очередь, определяется близостью конкретного значения фактора к одному из полярных значений — 0 или 12. Для факторов равной лингвистической силы предусмотрены два правила разрешения противоречий: правило К и правило А. П р а в и л о К — правило компромисса, когда вместо двух противоречивых суж-

дений вырабатывается одно, объясняющее и снимающее противоречие, смягчающее утверждение. Так, например, при значениях «очень высокий E (доминирование) и низкий A (общительность)» вместо противоречий фразы «при контакте настойчив, авторитарен, любит доминировать и дружелюбный, готовый к сотрудничеству» в системе формируется характеристика «человек, готовый к сотрудничеству, дружелюбный, но при этом стремится доминировать, бывает настойчив». Правило A — правило преобладающей альтернативы, по которому для разрешения конфликта в рассмотрение вводятся коэффициенты удаления $K_{уд}$ от соответствующего полюса. При этом «побеждает» фактор с наименьшим значением коэффициента удаления от ближайшего к нему полюса. При равных значениях $K_{уд}$ в рассмотрение вводятся приоритеты факторов, априорно задаваемые экспертами. Следует отметить, что процедуры разрешения противоречий подключаются в работу автоматически (то есть работают как подпрограммы-демоны), но только на последнем шаге рассуждений — перед выдачей портрета на 4-м уровне. На 2-м и 3-м уровнях противоречия не снимаются, так как при этом можно потерять важную информацию.

Приведенные примеры в значительной мере отражают круг общих проблем, которые возникают у специалистов при разработке экспертных систем-интерпретаторов результатов психодиагностического тестирования на этапах концептуализации предметной области и формализации структурированных знаний. Очевидно, наибольшие трудности при создании указанных систем приходится преодолевать на этапе концептуализации. Во многом это связано с тем, что психологи (особенно приверженцы различных направлений) нередко говорят об одном и том же предмете на разных языках. Поэтому заслуживает внимания любая попытка взглянуть на структуру психологического знания с единых позиций. Одна из таких попыток рассматривается в следующем разделе.

5.4. Структура психологического знания

Одной из центральных задач в развитии интеллектуальных психодиагностических систем является определение структуры психологического знания. Решение этой задачи в значительной степени осложнено параллельным существованием различных психологических школ и направлений, ориентирующихся на разные концепции и разговаривающих на разных «языках». Это проявляется уже на уровне используемых словарей терминов и содержания отдельных терминов и приводит к тому, что обилие

локальных положительных результатов трудно поддается сопоставлению, обобщению и дальнейшему осмыслению. В то же время можно говорить о типологии психологического знания, имея в виду объединение в один тип знаний, формулировки которых имеют подобные структуры.

Вариант типологии психологического знания предложен А. И. Зеличенко /1990/. Автор считает, что данная типология приемлема в качестве первого приближения для определения возможной синтаксической структуры языка представления психологических знаний. Отмечается, что компоненты, входящие в состав конкретных типов знаний, требуют своего раскрытия также на формальном уровне. Этот процесс должен быть продолжен до тех пор, пока на нижнем уровне иерархии не окажутся лексемы или простые синтаксические структуры. В приводимой ниже типологии разная степень проработанности формальной структуры различных типов знаний (от достаточно подробной схемы модельного знания до очень лаконичной — прагматического) объясняется скорее стремлением проиллюстрировать общий принцип, нежели представить фрагмент законченного и не подлежащего изменениям формализма.

Типология психологического знания (по А. И. Зеличенко)

1. Модельное знание

Тип знания характерен для исследований позитивистской направленности. В общем виде в модельном знании можно выделить: язык описания модели, правила перехода от одного состояния модели к другому.

2. Знание о механизмах

Разновидность или часть модельного знания — правила перехода от одного состояния к другому

3. Знания о процессах

Также разновидность модельного знания — знания о последовательности сменяющих друг друга состояний.

* А. Портнов в статье «Игра в диалекты», опубликованной в «Медицинской газете» в июне 1965 г., писал: «Только этим, кстати, объясняется, что в Москве циркулярный психоз встречается реже, чем в Ленинграде, а в Киеве чаще, чем в Харькове. То, что в одном городе квалифицируется как синдром острого кататонического возбуждения, в другом обозначается как аментивное состояние. Стало привычным явлением делирий путать с ониризмом, а ониризм с онейроидом и тем самым лишать эти термины их реального диагностического значения».

По существу, типы 1—3 являются во многом одним типом, однако в психологической литературе их родственность не всегда подчеркивается. Точно так же не всегда акцентируется гносеологический характер этих типов знания, то есть их производность от познавательной активности исследователя.

4. Психотехническое знание

В общем виде этот тип знания может быть формализован как знание о том, что определенное психотехническое воздействие, направленное на субъект, характеризуемый определенными индивидуальными особенностями и находящийся в определенном состоянии, приводит к известному эффекту, который в свою очередь, может быть представлен в виде нового состояния субъекта. В последнее время в литературе часто отмечается значимость для психологии именно этого типа знания, вплоть до его примата над другими типами. В принципе с этим мнением можно согласиться, однако при этом необходимо учитывать, что формулировка психотехнического знания требует привлечения знаний других типов.

5. Знание психологических законов

Тип знаний, близкий к психотехническому. В общем виде психологический закон можно представить в форме правил перехода от описания актуального состояния и актуальных условий к описанию будущего состояния. Такая формализация психологического закона требует специального акцентирования роли описания актуальных условий, задающих зону применимости закона и ограничивающих его претензию на универсализм. Это обстоятельство особенно важно, так как попытки формулировать закон, не задаваясь вопросом об области его применимости, часто приводили и продолжают приводить к непродуктивным спорам сторонников того или иного закона с его критиками, когда первые отстаивают абсолютную истинность закона, а вторые стремятся опровергнуть его, указывая на прецеденты, когда закон оказывается несправедлив. Как правило, для любого психологического закона такие прецеденты легко отыскиваются, что приводит к появлению экстремистских утверждений о принципиальной невозможности позитивного знания в психологии.

6. Знание генезиса

Разновидность знания закона, относящегося к формированию психического новообразования. В общем виде может быть представлено как цепочка переходов от некоторого начального состояния и начальных условий к некоторому конечному состоянию.

Необходимо отметить, что на формальном уровне типы знания 4—6 близки типам 1—3, отличаясь от них, быть может, большей фрагментарностью. Принципиально все эти шесть типов знания можно было бы рассматривать как один тип. Разделение их в данной классификации объясняется как традицией, так и тем, что если знания типов 1—3 главным образом являются результатом теоретической активности и объектом экспериментальной проверки в духе естественно-научной парадигмы, то знания типов 4—6 по своему генезису скорее эмпирические, берущие начало в наблюдениях и осмыслении практики прикладной психологии (прежде всего, психотехнической). Следует отметить также, что систематизация психотехнического знания только начинается, хотя это направление представляется одним из наиболее приоритетных.

7. Феноменологическое знание

Знание о том, что наблюдается в психике «непосредственно» — на поведенческом уровне внешним наблюдателем или во «внутренней жизни» при интроспекции.

Этот тип знания является основным для обыденной, или «наивной», психологии, носителем которой является каждый человек. Подобный тип знания, по-видимому, превалирует в произведениях литературы и, шире, искусства, которые называют психологическими. Представляется, что в «количественном» отношении феноменологического знания значительно больше, чем теоретического. Вопрос о структуре феноменологического знания осложнен тем, что в сильной мере оно невербально и часто трудно вербализуемо, так как многое из представлений человека о психике существует в форме более или менее смутных образов, воспоминаний (обычно фрагментарных) о пережитых чувствах, ощущениях и т. п. Вместе с тем какая-то часть феноменологического знания представима и в языковой форме. Более того, по мере развития психологического (феноменологического) языка удельный вес вербальных феноменологических знаний увеличивается, хотя исчерпывающие вербализованные представления, по-видимому, невозможны.

Максимальная приближенность феноменологического языка к естественному и, в частности, богатство языковых средств, используемых для описания психических явлений, существенно затрудняют попытки формализации феноменологических знаний. Можно предположить, что феноменологическое знание должно характеризоваться сложной, разветвленной, многоуровневой и многовариантной структурой. Однако экспликация этой структуры — дело будущего. Пока представляется воз-

можным ограничиться рассмотрением феноменологического знания, не раскрывая структуру описания психического явления.

7.1. Дескриптивно-феноменологическое знание. Это знание о том, что такое-то явление наблюдается при таких-то условиях.

7.2. Теоретико-феноменологическое знание — знание о том, что в таком-то явлении отражается определенная совокупность теоретических конструкторов (свойств, состояний, процессов и т. п.).

8. Знание о свойствах

Важный и распространенный тип знаний о свойствах психических объектов. Этот тип знания является одним из ведущих в дифференциальной психологии и психодиагностике и в нем можно выделить два подтипа знаний о свойствах — дефинитивное и статистическое.

8.1. Дефинитивное знание. В этом подтипе выделяются три разновидности дефиниций (способов определения) свойств:

- конструктивные определения, состоящие в том, что свойство психических объектов определяется как то, что ответственно за различие объектов данного вида;

- феноменологические определения, состоящие в том, что задается шкала выраженности свойства, причем определенной выраженности свойства соответствует наличие определенной совокупности психических феноменов;

- логические (рекуррентные) определения, состоящие в том, что свойство определяется как логическая функция (может быть с кванторами) других свойств.

8.2. Статистическое знание о свойствах. Это знание получается в результате эмпирических и в основном экспериментальных исследований и выражается в виде знания статистических взаимосвязей между разными свойствами. Формально с максимальной полнотой оно может быть сформулировано следующим образом: для определенной популяции и определенных методов измерения группы свойств связаны между собой определенной функциональной связью (практически всегда вероятностной).

9. Прагматико-прикладное знание

Этот тип включает знание о правилах «перевода» постановок прикладных задач на язык психологии. Общественная практика выдвигает перед психологией разнообразные задачи. Как правило, эти задачи исходно сформулированы на языке той предметной области, от которой идет запрос (смежных наук, идеологии, спорта, организаторов производства, военных и т. п.). Чтобы работать с такими запросами, психология должна перевести их на свой язык. В общем виде структуру

прагматико-прикладных знаний можно определить как соответствие требований практики психологическим условиям их удовлетворения.

10. Знание о методах

Это один из центральных типов психологических знаний о структуре, функциях и качестве применяемых в научной и прикладной психологии методов решения стоящих перед психологией задач. Можно выделить три разновидности такого знания.

10.1. Структурное знание о методе. Знание о структуре (способах временной и логической взаимосвязи) действий, образующих метод. По-другому этот тип можно назвать знаниями, описывающими метод. В простейшем случае такое описание содержит просто последовательность шагов (этапов), выполнение которых необходимо при реализации метода. Каждый из шагов может называться или, если для этого есть необходимые знания, описываться. Таким образом, в идеале знание о структуре метода представляет собой иерархическую структуру описания его элементов, усложненную наличием связей между элементами одного (горизонтальные связи), а иногда и разных (диагональные связи) уровней.

10.2. Функциональное знание. Это знание о том, какие задачи позволяет решать данный метод. В общем виде структура данного типа знаний включает, кроме названия метода, объекты и условия применения метода, а также характер получаемого результата.

10.3. Знание о качестве метода. Это знание о том, что с точки зрения такого-то критерия результат такого-то метода, применяемого к таким-то объектам в таких-то условиях, характеризуется таким-то качеством. Конкретизация категории объектов и условий применения метода может варьироваться в широких пределах. В качестве примера знания о качестве метода можно привести знание психометрических характеристик (например, валидности или надежности) психодиагностических тестов.

11. Морфологическое знание

Это знание о составе объектов психологического знания. Возможны две формы данного знания с условной границей между ними: а) один объект есть часть другого объекта; б) один объект есть элемент другого объекта. Термином «элемент» здесь подчеркивается не столько дальнейшая неразложимость первого объекта, сколько дискретная природа второго (или, точнее, наших представлений о нем). Морфологическое знание отражает аналитическую тенденцию изучать объект, расчлняя его. Специфика

объектов психологического знания определяет, по крайней мере, три возможных способа членения: выделение динамических единиц (действий, операций, процессов и т. п.); временное членение, то есть выделение временных срезов — состояний объекта в конкретный момент или, точнее, в фиксированный временной интервал; пространственное (квазипространственное) членение, когда в объекте выделяются его составные части, присутствующие в нем одновременно, причем исследователь абстрагируется от их динамики (образы, представления, ценности, установки дают примеры квазипространственных «частей психики»).

12. Структурное знание

Является обобщением морфологического знания. Структурное знание отражает попытки использовать в психологии системный подход, конкретно — структурно-функциональный метод анализа систем (психических). Структурное знание содержит в себе морфологическое, но дополняет его знанием взаимосвязей (отношений) между частями или элементами исследуемого объекта.

13. Функциональное знание

Этот тип знания отражает другую сторону стремления использовать в качестве общеметодологического принципа системный подход. В общем виде функциональное знание может быть представлено как знание о том, что одна система выполняет по отношению к другой определенную функцию. При этом сами системы могут быть как одной природы, так и разной (например, одна психическая, другая социокультурная или одна психическая, другая физиологическая и т. д.). Если обе системы имеют одинаковую природу, то одна из них может входить в другую (быть ее подсистемой), например, психика и восприятие, но такого вхождения может и не быть (например, интеллект и воля). В случае, когда одна система входит в другую, можно говорить о том, что функциональное знание содержит в себе фрагменты структурного. Необходимо отметить одну особенность определения систем, входящих в формулировки функционального знания, которая не всегда эксплицируется, но часто делает функциональное знание во многом тавтологичным. Имеется в виду случай, когда единственным определением одной из систем, входящих в формулировку, является «это то, что выполняет для другой системы такую-то функцию». Такие тавтологии, часто незаметные на первый взгляд, но проявляющиеся при последовательном раскрытии содержания знания, оказываются очень распространенными для функционального знания.

14. Классифицирующее (родо-видовое) знание

По своей форме этот тип знания напоминает морфологическое. Разница между ними в том, что если в морфологическом знании устанавливаются отношения вхождения одного психического объекта в другой, то в классифицирующем знании устанавливаются родо-видовые отношения между объектами: один объект является разновидностью другого объекта.

Взаимосвязи между разными типами знания

Между выделенными типами знания существуют взаимосвязи, определяющие порождаемую совокупностью психологических знаний систему. Для раскрытия этих взаимосвязей, прежде всего, рассмотрим содержание модельного знания. Описание модели в общем виде включает следующие компоненты:

- имя объекта моделирования;
- описание окружения (среды, в которой существует объект моделирования) — от простого наименования до сложных моделей среды;
- перечисление составных частей объекта моделирования (для структурных моделей);
- «матрица взаимосвязей» между элементами модели (объектом моделирования, его частями, средой, ее компонентами), задаваемая в общем виде как набор предикатов (одно-, двух- или многоместных), может быть «нечетких», многозначных и т. д.

При таком формализме описания модели очевидно, что морфологическое, структурное, классифицирующее, в какой-то мере функциональное знания, а также знание о свойствах просто задают язык описания модельного знания. О связи с модельным знанием знания о законах, о генезисе и в некоторой степени психотехнического речь шла выше. Таким образом, можно сжать классификацию психологических знаний на верхнем уровне до четырех типов: модельного (или, иначе, теоретического), феноменологического (или эмпирического), прагматического и методического. Между указанными типами психологического знания существуют разноплановые взаимосвязи.

На примере феноменологических определений психических свойств и теоретико-феноменологического знания хорошо прослеживается характер взаимосвязей между модельным и феноменологическим знаниями. Он типичен для соотношения между теоретическим и эмпирическим знаниями. Теоретическое знание является способом осмысления и систематизации эмпирического, а эмпирическое — средством верификации и

развития теоретического знания. Теоретическое знание определяет области возможных и невозможных в рамках соответствующей модели феноменов, причем обнаружение невозможных феноменов указывает на необходимость пересмотра (развития) теоретического знания.

В отношениях между методическим и прагматическим знаниями следует отметить, что, по сути, прагматическое знание определяет цели метода — критерии оценки потенциального результата применения метода. С другой стороны, знание о методе задает язык описания психологических условий, отвечающих прагматическому запросу. Для характеристики связи между методическим, с одной стороны, и модельным и феноменологическим знаниями, с другой, достаточно указать, что модельное знание в значительной степени определяет язык описания метода, а феноменологическое позволяет верифицировать валидность метода. Также нужно отметить, что выделенный тип «психотехническое знание» опосредует связь между модельным знанием и знанием о такой важной группе методов, как методы психотехники.

Как отмечалось в начале раздела, при построении сколь угодно универсальной системы психологического знания значительные трудности вызывает разноплановость концептуальных положений и разнообразие психологических языков у различных школ и направлений. Возможны два подхода для преодоления этих трудностей. Первый связан с построением мета-языка, позволяющего переформулировать знание с языка одного подхода на универсальный мета-язык и в рамках данного мета-языка сопоставлять различные по концептуальному строю знания. Второй подход состоит в разработке системы для непосредственного перевода (переформулировки) знания с одного концептуального языка на другой.

Второй подход, несмотря на кажущуюся естественность, сталкивается с рядом препятствий при попытках его реализации. Во-первых, концептуальные схемы различных психологических направлений зачастую оказываются бедными и не позволяют переводить многие знания с языка на язык — перевод получается слишком далеким от оригинала. Во-вторых, нередко перевод знаний с языка специалистов в одной отрасли психологии на язык, принятый в другой области, является совсем невозможным. Так, знания когнитивной психологии оказываются практически непредставимыми на языке психологии личности. И, в-третьих, как отмечают многие современные исследователи, одни теоретические направления в процессе своей практики порождают такие явления, которые невозможны для других направлений. Например, вследствие использования системы специальных психотехнических приемов для клиента гешт-

талът-терапевта характерна совсем другая картина психической жизни, чем для клиента ортодоксального психоаналитика. Причем здесь речь идет не о различном видении своего клиента разными терапевтами, а именно (и это специфично для психологического знания) о различиях в феноменологических проявлениях психического.

Перечисленные препятствия «непосредственного перевода» определяют предпочтительность первого мета-языкового подхода при построении базы психологических знаний. В качестве мета-языка выступают, во-первых, язык описания феноменологических знаний, который наиболее независим от теоретических воззрений, лежащих в основе формулировок знания (в первую очередь, язык дескриптивно-феноменологических знаний), и, во-вторых, универсальные синтаксические структуры, иерархические по своему строению, для формулирования всех типов знания. Верхние уровни данных структур были эксплицированы выше при описании типологии психологического знания.

Универсальные синтаксические структуры создают основу для проведения синтаксического, а отчасти и семантического анализа. Вместе с тем, для того, чтобы оба вида анализа можно было реально осуществить, эти структуры должны быть дополнены определенными системами процедур. В случае синтаксического анализа такие процедуры должны быть направлены на идентификацию по тексту фрагментов знания, имеющих самостоятельное значение, и определение их статуса с точки зрения синтаксической структуры (например, объект метода, свойство, воздействие и т. п.). В принципе такой анализ может проводиться в двух направлениях — «сверху вниз» и «снизу вверх», то есть от дискурса и макроструктуры текста к лексемам и в противоположном направлении.

Разработка системы правил для автоматизированного синтаксического анализа является трудоемкой задачей. В случае психологических текстов синтаксический анализ, понимаемый таким образом, осложняется тем обстоятельством, что в этих текстах часть информации, относящаяся к наполнению синтаксической структуры, может быть представлена только в имплицитной форме (подразумеваться), а часть — вообще отсутствовать. Так, например, ряд базисных положений в теоретических схемах (моделях) часто в явном виде не присутствуют в тексте, а такие знания, как условия применимости метода или условия справедливости закона, не упоминаются из-за того, что методу или закону приписывается универсальный характер.

Вместе с тем задача синтаксического анализа может быть существенно упрощена, если он проводится в интерактивном режиме «человек-машина», когда система формулирует к эксперту запрос с возможными вариантами ответа, из которых

нужно выбрать один или ввести новую альтернативу. Такой способ «накачки» системы знаниями является менее экономичным по сравнению с полностью автоматизированным анализом текста. Однако в некоторых приложениях, не связанных с чрезмерно большими объектами информации, он может оказаться вполне приемлемым. Также возможны различные комбинированные подходы, когда часть анализа производится в автоматизированном, а часть — в интерактивном режиме.

Особенность процедур семантического анализа в рассматриваемых системах заключается в том, что они направлены на проверку не столько истинности нового текста, сколько непротиворечивости всей базы знаний при включении в нее новых знаний. В случае обнаружения противоречий информация об этих противоречиях должна сообщаться пользователю, с тем чтобы он организовал специальную работу по снятию этих противоречий. Такая работа может строиться по-разному. Можно, например, отыскивать фрагменты знания, неистинные сами по себе. Чаще, однако, целесообразнее является надстройка или перестройка теоретической модели, в частности расширение концептуальной системы.

Выделяемые при семантическом анализе противоречия и способны иметь разную природу. Наиболее распространенными и важными представляются следующие два типа противоречий.

Противоречие между модельным и феноменологическим знаниями. Как отмечалось, модельное знание порождает феноменологическую область, согласованную с данной моделью. Эту феноменологическую область составляет совокупность эмпирических факторов объясняемых (если они установлены) и прогнозируемых (если они еще не установлены) данной моделью. Аналогично можно говорить о том, что модель также определяет группу фактов, противоречащих модели, — область противоречий и группу остальных фактов, безразличных по отношению к модели, — нейтральную область. Если в базе появляется феноменологическое знание из области противоречий или модельное (уточняющее или альтернативное) знание, сужающее согласованную область таким образом, что установленные факты переходят из нее в область противоречий, то можно говорить о детектировании противоречий между модельным и феноменологическим знаниями. Похожий тип противоречий возникает и внутри прагматического знания, когда добавляется знание о прецеденте, удовлетворяющем требованиям практики, но не удовлетворяющем известным психологическим условиям или, наоборот, не удовлетворяющем требованиям практики, но удовлетворяющем психологическим условиям. Сходный тип противоречий возможен и внутри методического знания в случае, когда, например, использование метода приводит к резуль-

тату, отличному от планируемого, в частности, если качество результата по какому-либо критерию оказывается ниже, чем это должно быть согласно знанию о качестве метода.

Внутритеоретические противоречия. Это традиционный для формальных систем тип противоречий, когда в рамках формальной системы выводимы два взаимоисключающих положения. Однако здесь необходимо оговориться, что понятия выводимости и взаимного исключения в случае психологического знания обладают спецификой, состоящей, в частности, в неприемлемости использования строгих процедур логического вывода и, по-видимому, ограниченной приемлемости нечетких логик. Для иллюстрации возникающих сложностей достаточно указать на то, что для объектов психологического знания отношение сходства очень часто оказывается нетранзитивным.

В идеале база психологических знаний должна функционировать таким образом, что включение в нее нового знания автоматически порождает все возможные цепочки следствий, которые одновременно проверяются на противоречивость с другими знаниями базы, то есть насколько эти следствия не исключают истинности уже имеющихся в базе знаний. Однако недостаточная изученность логики психологического мышления делает на сегодняшний день решение этой задачи невозможным. Препятствия, возникающие здесь, часто оказываются совершенно неожиданными. Например, зависимость достоверности вывода от его глубины часто невозможно описать не только с помощью аппарата классической логики, но и в аппарате вероятностных или нечетких логик. Представляется, что при пилотажных попытках построения баз психологических знаний в обозримом времени приемлемым может быть только акцент на использовании интерактивных человеко-машинных процедур с перспективой увеличения доли анализа, выполняемого в автоматическом режиме.

Приведенные выше характеристики структуры психологического знания затрагивают лишь самые верхние этажи проблемы построения глобальной базы психологических знаний. Большинство современных технических проектов в области создания интеллектуальных систем в психологии касается разработки локальных, отраслевых задач. В то же время и к таким локальным постановкам уже сейчас начинают предъявляться требования, присущие глобальной задаче создания всеобъемлющей базы психологических знаний. Это связано с тем, что только с учетом особенностей всей структуры психологического знания можно строить локальные базы прикладных знаний, способные развиваться вглубь и вширь путем порождения множества цепочек различных следствий при включении в базу того или иного нового фрагмента психологического знания.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Некоторые вопросы применения современной компьютерной технологии в психодиагностике были лишь очень кратко затронуты в настоящей книге. Это связано, главным образом, с тем, что их разработка находится пока еще в исследовательской стадии. Однако о них нельзя не упомянуть несколько более подробно, так как решение данных вопросов может существенно повлиять на дальнейшее развитие компьютерной психодиагностики.

Одним из общих направлений совершенствования компьютерной технологии является создание систем для общения человека с компьютером на естественном языке. Здесь можно выделить два типа таких систем, представляющих интерес для психодиагностики. Первый тип предназначен для того, чтобы в режиме диалога, ведущегося на профессиональном языке врачей, психологов и т. п. (то есть непрограммистов), формулировать задания по подготовке и проведению того или иного вида эксперимента, по поиску требуемой информации, по обработке результатов и т. д. И второй тип систем имеет целью моделирование речевых сообщений, характерных для определенного типа личности или для некоего гипотетического собеседника.

Примером второго типа систем может служить компьютерная программа «Элиза», разработанная Дж. Вейценбаумом, которая моделирует собеседника, не преследующего никаких целей, кроме цели просто поговорить. «Элиза» построена так, что ей ни к чему даже понимать слова собеседника — свой ответ она делает, видоизменяя их. Во введенной фразе «Элиза» отыскивает ключевое слово из некоторого списка слов в ее памяти и применяет связанное с этим словом грамматическое правило. Если во введенной фразе не содержится ни одного знакомого слова из списка, то на этот случай в памяти «Элизы» имеется набор шаблонных замечаний и реплик с более или менее универсальным применением. Также для поддержания разговора «Элиза» умеет повторить часть фразы партнера, «глубокомысленно» завершив ее многоточием. В контексте данной книги интересно то, что, по словам Дж. Вейценбаума, «Элиза» проявляет себя наиболее удачно, если с ней разговаривают так, как говорили бы с врачом-психиатром. Сходство состоит, по-видимому, в том, что психиатру как бы позволено не знать самых простых вещей. Например, пациент говорит, что он катался на лодке, а психиатр-«Элиза» просит его рассказать что-нибудь о лодках и

т. п. По Дж. Вейценбауму, «Элиза» «пародирует» метод недирективной психотерапии К. Роджерса, в котором психотерапевт крайне скуп на слова, нередко повторяет что-то сказанное ранее пациентом, как бы приглашая того продолжить начатую мысль, оценить свои же слова с другой стороны и самому найти приемлемый для себя выход.

Другим заслуживающим внимания примером является система «Пэрри» К. М. Колби, задуманная как модель личности с больной психикой. Наиболее удачно этой системе удастся моделировать речевые реакции параноика. К. М. Колби избрал, по его словам, параною просто потому, что в ее диагностике врачи относительно единодушны. «Пэрри» — молодой служащий, он одинок и легко раним, увлекается скачками. Его уязвимое место — ссора с букмекером на ипподроме, не уплатившим ему выигрыш. Убеденный, что букмекеры связаны с преступным миром, «Пэрри» опасается мести. Отсюда мания преследования. Разговоры «Пэрри» постоянно вертятся вокруг «волнующих» его вопросов. Оценку модели «Пэрри» с целью отличить ее речевые сообщения от речи человека проводили 8 психотерапевтов и затем более 200 специалистов в области человеческого общения. Во всех случаях были получены оценки, близкие к случайному угадыванию.

Еще одно направление развития компьютерной технологии связывают с так называемой когнитивной графикой. В настоящее время человеческий мозг нередко сравнивают с комбинацией трех биокomпьютеров. Первый из них соотносят с левым полушарием головного мозга. Это традиционная вычислительная машина, выполняющая процедуры обработки символической информации, такие как поиск и сортировка дискретных объектов, обобщение и классификация, декомпозиция сложных интегрированных объектов, организация логических рассуждений. Второй биокomпьютер (правополушарный) локализует целостные нерасчлененные образы, в основном зрительные, и процедуры этого биокomпьютера осуществляют распознавание целостных образов, устанавливают ассоциативные связи между образами и различного рода аналогии и обнаруживают изменения в динамически меняющихся образах, соотносят их с временем и пространством. Кроме того, в нем осуществляется восприятие музыки, реализуются процедуры оправдания, планирования эмоционально окрашенного поведения, поиска информации по соответствующему эмоциональному фону. И, наконец, роль третьего компьютера (его еще называют внутренним или суперкомпьютером), который связывают с лобными долями головного мозга, состоит в организации совместного функционирования первого и второго биокomпьютеров.

Когнитивная компьютерная графика апеллирует ко второму (правополушарному) биокomпьютеру человека и представляет собой эффективный технический инструмент для прямого воздействия на процесс интуитивного образного мышления исследователя. Функция когнитивной графики заключается в наглядном графическом изображении внутреннего содержания оригинала, которым, в частности, может быть любое абстрактное научное понятие, гипотеза или теория. Динамизм компьютерной графики, отсутствие принципиальных ограничений на форму, характер и структуру изображений, за которыми может стоять мощный вычислительный эксперимент, использование дополнительных цветовых и музыкальных эффектов открывают «правополушарные» каналы связи между исследователем и интересующей его проблемой. Поэтому когнитивная компьютерная графика служит действенным средством интенсификации процесса научного познания и производства качественно нового знания.

Третье направление развития компьютерных информационных технологий, способное оказать влияние на методы построения интеллектуальных психодиагностических систем, касается способов манипулирования знаниями. Как известно, первые интеллектуальные системы были ориентированы, главным образом, на логический вывод как основной механизм манипулирования знаниями. Однако практика показала ограниченность такого подхода. В настоящее время происходит все большее смещение акцента от принятия решений в экспертных системах с помощью логического вывода к обоснованию таких решений путем аргументации. Здесь также можно увидеть аналогию, объясняющую различие логического вывода и аргументации, с левополушарными и правополушарными процессами восприятия информации и мышления. При аргументации привлекаемые факты воспринимаются как бы параллельно и рассуждение, лежащее в основе принятия решения, заключается в затушевывании одних и подчеркивании других фактов, составляющих целостную систему. Думается, что эффекты таких рассуждений во многом сходны с эффектами экстенционального распознавания, описанными в 3-й главе.

Каждое из перечисленных направлений развития компьютерной информационной технологии представляет самостоятельную, активно прогрессирующую область. Объединение достижений указанных направлений с практическими и теоретическими результатами, представленными в настоящей книге, будет способствовать совершенствованию компьютерной психодиагностики и выведению ее на качественно более высокий уровень.

В заключение остановимся еще на одном аспекте, касающемся природы данных психодиагностического эксперимента.

В настоящее время схема такого эксперимента заключается в том, что в нем ищутся способы выражения одних внешних проявлений психического через другие внешние, но более мелкие и менее устойчивые, частные проявления психического. То есть результаты эксперимента и исходные данные для их получения относятся к одинаковому уровню биоорганизации. Те же самые внешние проявления психического могут быть описаны через другие уровни биоорганизации. Примерами этому служат достижения психофизиологии, в которых раскрываются связи физиологических процессов в организме с внешними проявлениями психического, или данные нейропсихологических исследований, раскрывающих связи между особенностями функционирования нейронных ансамблей и психическими свойствами. В то же время исследования человека как и любого другого живого организма, приходят в конечном итоге к поиску ответа на вопрос о связях между развитием тех или иных свойств индивида с информацией, запечатленной в его генах.

Задача установления соответствий между генотипом и психическими особенностями человека имеет высокую сложность. Эта сложность обусловлена главным образом тем, что генетическая информация выражается во внешних проявлениях индивида через длинную цепь опосредований, связанных с разноплановыми процессами переработки и реализации информации в онтогенезе на всех уровнях организации генома, метаболизма, клетки и организма. Однако, несмотря на высокую сложность, предпосылки для решения указанной задачи имеются. С одной стороны, это все предыдущие достижения психодиагностики, позволяющие количественно выражать различные проявления у людей психического. С другой — современные технические средства, такие как, например, системы биохимического анализа крови методами хроматографии и электрофореза, обеспечивающие измерения в плазме крови до 1000 белковых компонентов, что гарантирует достаточно полный генетических «паспорт» индивида. Также немаловажными для решения задачи установления психологического диагноза по сведениям генетического «паспорта» являются развитые компьютерные методы анализа данных, которым в этой книге уделено значительное внимание. Успешное соединение перечисленных составляющих способно открыть новые возможности в ранней диагностике фенотипов и экотипов, предрасполагающих к появлению и развитию желательных и нежелательных признаков, например заболеваний или способностей, и в разработке рекомендаций по обеспечению индивидуальных экологических условий, оптимальных для сохранения здоровья и социальной продуктивности индивида.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аванесов В. С. Тесты в социологическом исследовании.— М., 1982.—199 с.
2. Автоматизация методик психологического исследования: принципы и рекомендации.— Орел: ВНИИ охраны труда.—1989.—326 с.
3. Айвазян С. А., Бежаева З. И., Староверов О. В. Классификация многомерных наблюдений.— М.: Статистика, 1974.—240 с.
4. Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных.— М.: Финансы и статистика, 1983.—471 с.
5. Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика. Статистическое оценивание зависимостей.— М.: Финансы и статистика, 1985.—484 с.
6. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности.— М.: Финансы и статистика, 1989.—607 с.
7. Александров В. В., Алексеев А. И., Горский Н. Д. Анализ данных на ЭВМ (на примере системы СИТО).— М.: Финансы и статистика, 1990.—192 с.
8. Александров В. В., Лачинов В. И., Поляков А. О. Рекурсивная алгоритмизация кривой, заполняющей многомерный интервал//Изв. АН СССР: Техн. кибернетика, 1978, № 1.—с. 192—197.
9. Александров В. В., Шнейдеров В. С. Обработка медико-биологических данных на ЭВМ.— М.: Медицина, 1984.—157 с.
10. Анастаси А. Психологическое тестирование: Книга 2. Пер. с англ./Под ред. Гуревича К. М., Лубовского В. И.— М.: Педагогика, 1982.
11. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ.— М.: Физматгиз, 1963.—500 с.
12. Анцыферова Л. И. Системный подход в психологии личности//Сб.: Принцип системности в психологических исследованиях.— М.: Наука, 1990.—с. 61—77.
13. Аркадьев А. Г., Браверман Э. М. Обучение машины классификации объектов.— М.: Наука, 1971.—172 с.
14. Ахо А., Хопкрофт Дж., Ульман Дж. Построение и анализ вычислительных алгоритмов.— М.: Мир.—329 с.
15. Барабаш Б. А. Минимизация описания в задачах автоматического распознавания образов//Техн. Кибернетика, 1964, № 3.—с. 32—44.
16. Белюк Л. В. Комплексная системная реализация задач вузовской профориентации с применением ЭВМ.— М., 1988.—88 с.
17. Березин Ф. Б., Мирошников М. П., Рожанец Р. В. Методика многостороннего исследования личности.— М.: Медицина, 1976.
18. Беспалько И. Г., Гильяшева И. Н. Проективные методы// Методы психологической диагностики и коррекции в клинике.— Л.: Медицина.—с. 116—144.
19. Бобров А. Е., Шурыгин А. И. Алкогольный скрининг-тест: его валидность и структура//Психологическая диагностика при нервно-психических и психосоматических заболеваниях.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1985.—с. 33—36.
20. Боннер Р. Е. Некоторые методы классификации//Автоматический анализ изображений.— М.: Мир, 1969.—с. 205—234.
21. Брусенцов Н. П., Галимов Ю. Ю., Маслов С. П., Рамиль А. Х. Автоматизированная система обучения «Наставник».— М., 1975.
22. Будущее искусственного интеллекта/Под ред. К. Е. Левитина и Д. А. Поспелова.— М.: Наука, 1991.—302 с.
23. Букатова И. Л. Эволюционное моделирование и его приложения.— М.: Наука, 1979.—231 с.

24. Бурлачук Л. Ф., Морозов С. М. Словарь-справочник по психологической диагностике.— Киев: Наукова думка.—1989.—200 с.
25. Бушурова В. Г. Дисс. на соиск. уч. ст. канд. психол. наук.— ЛГУ,—1988.
26. Вайнцвайг М. Н. Алгоритм обучения распознаванию образов «Кора»//Алгоритмы обучения распознаванию образов.— М.: Сов. радио, 1973.— с. 8—12.
27. Вапник В. Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения).— М.: Наука, 1974.—415 с.
28. Васильев В. И. Распознающие системы. Справочник.— Киев: Наукова думка, 1983.—422.
29. Веселков А. Ф. К вопросу о принципах создания автоматизированной базы экспериментальных психологических исследований//Психол. журн.— т. 8, № 3.—1987.— с. 130—136.
30. Вешторг А. М., Зуев Ю. А., Краснопрошин В. В. Двухуровневая схема распознавания с логическим корректором//В кн.: Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение.— М.: Наука, 1989.— Вып. 2.— с. 73—98.
32. Воробьев В. М., Буров В. В., Дюк В. А. Опыт медико-психологического обследования некоторых контингентов молодежи//Здравоохранение РСФСР, 1984, № 2.— с. 37.
33. Воробьев В. М., Дюк В. А., Иовлев Б. В., Сенопальников Е. В., Чигирев В. А. Разработка автоматизированной психодиагностической системы массового обследования в профилактических целях//Исследование механизмов и эффективности психотерапии при нервно-психических заболеваниях.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1981.
34. Воробьев В. М., Дюк В. А. Применение стандартизованных вопросников для экспресс-диагностики нервно-психических расстройств//Психологическая диагностика при нервно-психических и психосоматических заболеваниях.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева.—1985.— с. 27—28.
35. Воробьев В. М., Дрызго Н. П., Дюк В. А., Саввин Ю. Б., Чигирев В. А. Научно-методические рекомендации по применению стандартизированного личностного вопросника для медико-психологического обследования кандидатов в вузы.— Л.: МО СССР, 1984.—32 с.
36. Гаврилова Т. А. Представление знаний в экспертной диагностической системе АВТАНТЕСТ//Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1984, № 5.— с. 168—175.
37. Гаврилова Т. А., Червинская К. Р., Яшин А. М. Формирование поля знаний на примере психодиагностики//Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1988, № 5.— с. 72—85.
38. Гайда В. К., Захаров В. П. Психологическое тестирование.— Л.: изд-во ЛГУ, 1982.—101 с.
39. Ганзен В. А. Системные описания в психологии.— Л.: изд-во ЛГУ, 1984.—175 с.
40. Ганнушкин П. Б. Клиника психопатий, их статика, динамика.— М.: Медицина, 1939.—309 с.
41. Гильбух Ю. З. Метод психологических тестов: сущность и значение//Вопр. психол., 1986, № 2.— с. 30—42.
42. Гласс Дж., Стэнли Дж. Статистические методы в педагогике и психологии.— М.: Прогресс, 1976—495 с.
43. Говоркова А. Ф. Опыт изучения некоторых интеллектуальных умений//Вопр. психологии, 1962, № 2 — с. 83—91.
44. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания.— М.: Высшая школа, 1989.—232 с.
45. Горелик А. Л., Гуревич И. Б., Скрипкин В. А. Современное состояние проблемы распознавания: Некоторые аспекты.— М.: Радио и связь, 1985.
46. Горский Н. Д. Рекурсивный метод отображения многомерного пространства при решении задач хранения и обработки данных в автоматизированных

системах научных исследований.— Автореф. на соиск. уч. степ. канд. техн. наук.— Л., 1981.—19 с.

47. Грановская Р. М., Березная И. Я. Интуиция и искусственный интеллект.— Л.: ЛГУ, 1991.—272 с.

48. Губерман Т. А., Ямпольский Л. Т. Применение алгоритмов распознавания образов в психодиагностике//Вопр. психологии, 1983, № 5.— с. 118—125.

49. Гублер Е. В. Информатика в патологии, клинической медицине и педиатрии.— Л.: Медицина, 1990.—176 с.

50. Деев А. А., Ложкин Г. В., Спасенников В. В. Автоматизированная процедура обследования при использовании шестнадцатифакторного личностного опроса//Психол. журн., 1984, № 6.— с. 106—111.

51. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессия.— М.: Финансы и статистика, 1981.—302 с.

52. Диго С. М. Проектирование баз данных.— М.: Финансы и статистика, 1988.

53. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ.— М.: Статистика, 1973.—392 с.

54. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен.— М.: Мир, 1976.—511 с.

55. Дейвисон М. Многомерное шкалирование: Методы наглядного представления данных.— М.: Финансы и статистика, 1988.

56. Дюк В. А. Проблемы применения формальных методов формирования метапонятий при концептуальном анализе знаний//Методы и системы принятия решений. Системы поддержки процессов проектирования на основе знаний.— Рига: Рижск. техн. ун-т. 1991.— с. 90—95.

57. Елисеева И. И., Рукавишников В. О. Группировка, корреляция, распознавание образов (Статистические методы классификации и измерения связи).— М.: Статистика, 1977.—144 с.

58. Енюков И. С. Методы, алгоритмы, программы многомерного статистического анализа: Пакет ППСА.— М.: Финансы и статистика, 1986.—232 с.

59. Ермакова И. В. Автоматизированная система АЛИСА как инструмент психолога-экспериментатора//Вопр. психологии, 1984, № 3.— с. 141—144.

60. Ермакова И. В. Некоторые подходы и перспективы развития автоматизированной психодиагностики и прогнозирования за рубежом//Вопр. психологии, 1986, № 4.— с. 170—175.

61. Жамбю М. Иерархический кластерный анализ и соответствия.— М.: Финансы и статистика, 1988.

62. Житков Г. Н. Некоторые методы автоматической классификации//Структурные методы опознавания и автоматическое чтение. М.: ВИНТИ, 1970.— с. 68—85.

63. Журавлев Ю. И. Непараметрические задачи распознавания образов//Кибернетика, 1976, № 6.— с. 93—103.

64. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации//Проблемы кибернетики.— М.: Наука, 1978, вып. 33.— с. 5—68.

65. Журавлев Ю. И., Гуревич И. Б. Распознавание образов и анализ изображений/Искусственный интеллект.— В. 3-х кн. Кн. 2. Модели и методы: Справочник/под ред. Д. А. Поспелова.— М.: Радио и связь, 1990.—304 с.

66. Забродин Ю. М. Развитие советской психологии и задачи психологической службы//Психол. журн., 1984, № 6.— с. 3—20.

67. Забродин Ю. М., Похилько В. И., Шмелев А. Г. Статистические и семантические проблемы конструирования и адаптации многофакторных личностных тест-опросников//Психол. журн., т. 8, № 6, 1987.— с. 79—89.

68. Загоруйко Н. Г. Методика оценки информационной эффективности независимых параметров речевого сигнала//Тр. ИМ Сиб. отд. АН СССР: Вычислительные системы, 1964, вып. 10.— с. 77—89.

69. Загоруйко Н. Г. Методы распознавания и их применение.— М.: Сов. радио, 1972.—206 с.

70. Загоруйко Н. Г., Елкина В. Н., Лбов Г. С. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей.— Новосибирск: Наука, 1985.—110 с.
71. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений.— М.: Мир, 1976.
72. Закс Л. Статистическое оценивание.— М.: Статистика, 1976.
73. Зеличенко А. И. Интеллектуальные системы и психологическое знание//В кн.: Компьютеры и познание.— М.: Наука, 1990.— с. 69—86.
74. Зеличенко А. И. Некоторые экстремальные задачи распознавания образов.— Дисс. на соиск. уч. степ. канд. физ.-мат. наук.— М., 1982.
75. Иберла К. Факторный анализ.— М.: Статистика, 1980.—308 с.
76. Ивахненко А. Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического регулирования.— Киев: Техника, 1969.—392 с.
77. Искусственный интеллект: В 3-х кн. Кн. 1. Системы общения и экспертные системы: Справочник/под ред. Э. В. Попова.— М.: Радио и связь, 1990.—464 с.
78. Искусственный интеллект: В 3-х кн. Кн. 2. Модели и методы: Справочник/под ред. Д. А. Поспелова.— М.: Радио и связь, 1990.—304 с.
79. Кальниш В. В., Романенко Е. В., Самойлов В. Д. Архитектура системы и разработка программных средств и автоматизации диагностики психологических и психофизиологических качеств оперативного диспетчерского персонала.— Киев: Ин-т пробл. моделирования в энергетике, 1989.—53.
80. Карвасарский Б. Д. Медицинская психология.— Л., 1982.
81. Карвасарский Б. Д. Неврозы.— М., 1980.
82. Кендалл М. Методы ранговой корреляции.— М.: Статистика, 1974.
83. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи.— М.: Наука, 1973.—900 с.
84. Классификация и кластер/под ред. Дж. Вэн Райзин.— М.: Мир, 1980.—390 с.
85. Кнут Д. Искусство программирования для ЭВМ. Т. 1.— М.: Мир, 1977.
86. Колесов В. В. Отражение русского менталитета в слове/Человек в зеркале наук.— Л.: ЛГУ, 1991.— с. 106—124.
87. Колмогоров А. Н. Три подхода к определению понятия «количество информации»//Проблемы передачи информации/под ред. Яглома П. С., 1965, т. 1, вып. 1.
88. Коновалова Н. Л. Психологические факторы социально-трудовой реабилитации больных с хронической недостаточностью мозгового кровообращения.— Дисс. на соиск. уч. ст. канд. психол. наук.— НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1989.
89. Кофман А. Введение в прикладную комбинаторику.— М.: Наука, 1975.—286 с.
90. Крылов В. Ю. Метод многомерной геометризации психологических данных, системный подход в математической психологии//Принцип системности в психологических исследованиях.— М.: Наука, 1990.— с. 33—48.
91. Кузнецов А. С. Методы поиска оптимальных групп признаков при статистическом распознавании образов.— Л.: ВИКИ им. А. Ф. Можайского, 1982.— с. 14—23.
92. Кук Н. М., Макдональд Дж. Формальная методология приобретения и представления экспертных знаний//ТИИЭР, 1986, т. 74, № 10.— с. 145—155.
93. Кулагин Б. В. Основы профессиональной психодиагностики.— Л.: Медицина, 1984.—216 с.
94. Кулагин Б. В., Сергеев С. Т. Типологический подход к исследованию проблемы профотбора//Психол. журн., 1989, т. 10, № 1.
95. Лбов Г. С. Выбор эффективной системы зависимых признаков/Труды Сиб. отд. АН СССР: Вычислительные системы.— Новосибирск, 1965, вып. 19.— с. 87—101.
96. Лбов Г. С. Логические функции в задачах эмпирического предсказания//Эмпирическое предсказание и распознавание образов: Вычислительные системы.— Новосибирск, 1978, вып. 76.— с. 34—64.

97. Лбов Г. С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных.— Новосибирск: Наука, 1981.—157 с.
98. Личко А. Е., Иванов Н. Я. Патохарактерологический диагностический опросник для подростков и опыт его практического использования.— Л.: Медицина, 1976.
99. Личко А. Е. Психопатии и акцентуации характера у подростков.— Л.: Медицина, 1983.—225 с.
100. Ломов Б. Ф. О системном подходе в психологии//Вопр. психол., 1975, № 2.— с. 31—45.
101. Ломов Б. Ф. О системной детерминации психических явлений и поведения//Сб.: Принцип системности в психологических исследованиях.— М.: Наука, 1990.— с. 10—17.
102. Лоули Д., Максвелл А. Факторный анализ как статистический метод.— М.: Мир, 1967.—144 с.
103. Меллер Ф., Капекки В. Роль энтропии в номинальной классификации//Математика и социология.— М., 1977.— с. 301 — 338.
104. Мельников А. В. О применении персональных компьютеров в психологии//Психол. журн., т. 10, № 1, 1989.— с. 56—61.
105. Мельников В. М., Ямпольский Л. Т. Введение в экспериментальную психологию личности.— М.: Просвещение, 1985.—319 с.
106. Методика определения уровня невротизации и психопатизации.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1980.—45 с.
107. Методическое пособие по организации и проведению психиатрического обследования кандидатов в вузы/под ред. Спивака Л. И.— МО СССР, 1980.— 46 с.
108. Методы и технические средства психологической диагностики: тез. науч. сообщ. всесоюз. конф./отв. ред. Забродин Ю. М., Плотноков В. В.— Орел: ВНИИ охраны труда, 1988.—175 с.
109. Мешалкин Л. Д. Локальные методы классификации//Статистические методы классификации.— М.: МГУ, 1969, вып. 1.— с. 58—78.
110. Минский М., Пейперт С. Перцептроны.— М.: Мир, 1971.—261 с.
111. Миркин Б. Г. Анализ качественных признаков и структур.— М.: Статистика, 1980.—319 с.
112. Мостеллер Ф., Тьюки Дж. Анализ данных и регрессия.— М.: Финансы и статистика, 1982.—239 с.
113. Мясичев В. Н. Личность и неврозы.— Л.: ЛГУ, 1960.—224 с.
114. Назаретов В. М., Ким Д. П. Техническая имитация интеллекта. Кн. 6. Робототехника и гибкие автоматизированные производства. В 9-ти кн./под ред. И. М. Макарова.— М.: Высшая школа, 1986.
115. Налимов В. В. Теория эксперимента.— М.: Наука, 1971.—208 с.
116. Никифоров А. М., Фазылов Ш. Х. Методы и алгоритмы преобразования типов признаков в задачах анализа данных.— Ташкент: Фан, 1988.—132 с.
117. Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта.— М.: Радио и связь, 1985.
118. Норакидзе В. Г. Методы исследования характера личности. Тбилиси: Мецниереба, 1975.—243 с.
119. Нормативные предписания разработчикам и пользователям психодиагностических методик//Вопр. психол., 1987, № 5.— с. 176—181.
120. Оганезов А. С., Суменко О. В. Автоматизация исследования личности по психологической методике ММРІ с синтезом словесного диагноза//Вопр. психол., 1990, № 1.— с. 154—157.
121. Паповян С. С. Эксперимент в прикладной социальной психологии: актуальные проблемы статистического анализа данных//Психол. журн., т. 6, № 6, 1985.— с. 90—100.
122. Патрик Э. Основы теории распознавания образов.— М.: Сов. радио, 1970.—408 с.

123. Петренко В. Ф. Введение в экспериментальную психосемантику: Исследование формы репрезентации в обыденном сознании.— М.; 1983.—127 с.
124. Петренко В. Ф., Пронина Е. Е. Человек на экране: опыт психологического исследования//Психол. журн., 1986, т. 7, № 3.— с. 62—70.
125. Пирьев Г. Д. Классификация методов в психологии.— Братислава: Психодиагностика в социалистических странах, 1985.— с. 19—25.
126. Попечителев Е. П., Романов С. В. Анализ числовых таблиц в биотехнических системах обработки экспериментальных данных.— Л.: Наука, 1985.— 148 с.
127. Попов Э. В. Экспертные системы. Решение неформализованных задач в диалоге с ЭВМ.— М.: Наука, 1987.—288 с.
128. Попов Э. В. Особенности разработки и использования экспертных систем//Искусственный интеллект. Кн. 1: системы общения и экспертные системы.— М.: Радио и связь, 1990.
129. Поспелов Д. А. Ситуационное управление.— М.: Наука, 1986.—288 с.
130. Поспелов Д. А. Данные и знания. Представление знаний//Искусственный интеллект. Кн. 2: Модели и методы: Справочник/под ред. Д. А. Поспелова.— М.: Радио и связь, 1990.— с. 7—13.
131. Похилько В. И., Федотова Е. О. Техника репертуарных решеток в экспериментальной психологии личности//Вопр. психол., № 3, 1984.— с. 151—157.
132. Практикум по общей и экспериментальной психологии/под ред. Крылова А. А.— Л.: ЛГУ, 1987.—255 с.
133. Практикум по психодиагностике. Дифференциальная психометрика/под ред. Столина В. В., Шмелева А. Г.— М.: МГУ, 1984.—151 с.
134. Представление знаний в человеко-машинных и робототехнических системах. Прикладные человеко-машинные системы, ориентированные на знания/под ред. Поспелова Г. С.— М.: ВЦ АН СССР, ВИНТИ АН СССР, 1980.
135. Представление и использование знаний/под ред. Уэно К., Исидзука М.— М.: Мир, 1989.
136. Психологическая диагностика: Проблемы и исследования/под ред. Гуревича К. М.— М.: Педагогика, 1981.—231 с.
137. Психологические центры СССР: Справочник.— М., 1989.
138. Пфанцagl И. Теория измерений.— М.: Мир, 1976.—248 с.
139. Распознавание образов и медицинская диагностика/под ред. Неймарка Ю. М.— М.: Наука, 1972.—328 с.
140. Распознавание образов при помощи цифровых вычислительных машин/под ред. Хармона Л.— М.: Мир, 1974.—234 с.
141. Растринин Л. А., Эрнштейн Р. Х. Метод коллективного распознавания.— М.: Энергоиздат, 1981.— с. 1—78.
142. Радис Ш., Пикалис В. Табулирование зависимости ожидаемой ошибки классификации линейной дискриминантной функции от объема обучающей выборки//Статистические проблемы управления.— Вильнюс, 1975, № 11.— с. 81—119.
143. Решетников М. М. Профессиональный отбор в системе образования, промышленности и армии США//Психол. журн., т. 8, № 3, 1987.— с. 145—153.
144. Румянцев Г. Г. Опыт применения метода незаконченных предложений в психиатрической практике//Исследование личности в клинике и в экстремальных условиях.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1969.— с. 266—275.
145. Рябов В. Б. Субботин Ю. А. Организация математического обеспечения комплексного эксперимента на базе дисплейной системы//Методы и средства автоматизации психологических исследований.— М.: Наука, 1982.— с. 110—129.
146. Собчик Л. Н. Пособие по применению ММРІ.— М.: МЗ РСФСР, 1971.
147. Соколов Е. Н., Измайлов И. А., Шмелев А. Г., Лившиц Г. Я., Третьяков Н. Н. Компьютеризованная система для проведения научных исследований, психодиагностики и обучения//Психол. журн., т. 6, № 6, 1985.— с. 142—147.
148. Соловьев В. С. Сочинения. В 2-х т.— М., 1988, т. 2 — с. 174.

149. Справочник по прикладной статистике. В 2-х т. Т. 2/под ред. Ллойда Э., Ледермана У., Айвазяна С. А., Тюрина Ю. Н.— М.: Финансы и статистика, 1990.—526 с.
150. Стандартизированный клинический личностный вопросник (адаптированный И. Н. Гильяшевой, Л. Н. Собчик, Т. Л. Федоровой. Полный вариант ММРІ. Мужской вариант).— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1984.—45 с.
151. Статистические методы анализа информации в социологических исследованиях/под ред. Осипова Г. В.— М.: Наука, 1979.—319 с.
152. Суппес П., Зинес Дж. Основы теории измерений//Психологические измерения.— М.: Мир, 1976.— с. 9—119.
153. Тарасов К. Е., Великов В. К., Фролова А. И. Логика и семиотика диагноза (методологические проблемы).— М.: Медицина, 1989.—272 с.
154. Таунсенд К., Фохт Д. Проектирование и программная реализация экспертных систем на персональных ЭВМ.— М.: Финансы и статистика, 1990.—320 с.
155. Тейяр де Шарден П. Феномен человека.— М.: Наука, 1987.—240 с.
156. Теплов Б. М., Проблема индивидуальных различий.— АПН РСФСР, 1961.—536 с.
157. Терехина А. Ю. Анализ данных методами многомерного шкалирования.— М.: Наука, 1986.—168 с.
158. Тихомиров О. К., Гурьева Л. П. Опыт анализа психологических последствий компьютеризации психодиагностической деятельности//Психол. журн., т. 10, № 2, 1989.— с. 33—45.
159. Тихомиров О. К., Собчик Л. Н., Гурьева Л. П., Гарбер И. Е., Тарновская Н. В., Ремизова А. Л. Анализ этапов компьютеризированной психодиагностики (на примере ММРІ)//Вопросы психол., № 2, 1990.— с. 136—142.
160. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов.— М.: Мир, 1978.—412 с.
161. Тьюки Дж. Анализ результатов наблюдений. Разведочный анализ.— М.: Мир, 1981.—693 с.
162. Уинстон П. Искусственный интеллект.— М.: Мир, 1980.
163. Ушакова Т. Н. Принцип целостности в исследованиях психологических объектов (на материале психологии речи)//Принцип системности в психологических исследованиях.— М.: Наука, 1990.— с. 49—60.
164. Филмер П., Филипсон М. Новые направления в социологической теории.— М.: Прогресс, 1978.—329 с.
165. Финн. В. К. О машинно-ориентированной формализации правдоподобных рассуждений в стиле Ф. Бэкона — Д. С. Милля//Семиотика и информатика. Вып. 20, 1983.— с. 35—101.
166. Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М. Искусственный интеллект и эволюционное моделирование.— М.: Мир, 1969.—230 с.
167. Франселла Ф., Баннистер Д. Новый метод исследования личности.— М.: Прогресс, 1987.—236 с.
168. Фу К. Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин.— М.: Наука, 1971.—255 с.
169. Фу К. Структурные методы в распознавании образов.— М.: Мир, 1977.—320 с.
170. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов.— М.: Наука, 1979.—368 с.
171. Ханин Ю. Л. Шкала Марлоу-Крауна для исследования мотивации одобрения.— Л.: НИИ физической культуры, 1976.—10 с.
172. Харалик Р. Структурное распознавание образов, гомоморфизмы и размещения//Кибернет. сб. Новая серия.— М.: Мир, 1983, вып. 19.
173. Харитонов Р. А., Хрипкова Л. М. Две психологические игровые методики в клинике детской психиатрии//Психологические проблемы психогигиены,

- психопрофилактики и медицинской деонтологии.— Л.: НИИ психоневрологии им. В. М. Бехтерева, 1976.— с. 130—132.
174. Харман Г. Современный факторный анализ.— М.: Статистика, 1972.— 486 с.
175. Хей Дж. Введение в методы байесовского статистического вывода.— М.: Финансы и статистика, 1987.—335 с.
176. Хейес-Рот Ф. и др. Построение экспертных систем.— М.: Мир, 1987.
177. Хетагуров В. А. Синтез алгоритмов дискриминации в условиях статистической неопределенности данных для автоматизированной медицинской диагностики.— Автореф. дисс. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук.— М., 1985.—19 с.
178. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах.— М.: Наука, 1968.—400 с.
179. Червинская К. Р. Методы концептуального анализа знаний//Методы и системы принятия решений. Системы поддержки проектирования на основе знаний.— Рига: Рижск. техн. ун-т, 1991.— с. 116—122.
180. Чигирев В. А., Селегень В. П., Крюков М. П. Теоретические основы и методы совершенствования управления подготовкой военных специалистов. Концепция локальной системы непрерывной подготовки кадров.— МО СССР, 1990.—863 с.
181. Шмелев А. Г. Психодиагностика и новые информационные технологии//Компьютеры и познание.— М.: Наука, 1990.— с. 87—105.
182. Шмелев А. Г. Традиционная психометрика и экспериментальная психосемантика: объективная и субъективная парадигмы анализа данных//Вопр. психол., № 5, 1982.— с. 36—46.
183. Шмелев А. Г., Похилько В. И. Экспериментальный подход к построению базисного семантического словаря личностных черт//Вестник МГУ, сер. XIV, Психология № 3, 1985 б.— с. 3—10.
184. Шмелев А. Г., Похилько В. И. Анализ пунктов при конструировании и применении тест-опросников: ручные и компьютерные алгоритмы//Вопр. психол., № 4, 1985.— с. 126—134.
185. Экспертные системы: состояние и перспективы/под ред. Пospelова Д. А.— М.: Наука; 1989.—152 с.
186. Юдин А. Д. Сложность оценивания статистических систем//Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, № 6, 1981.— с. 3—13.
187. Юдин Д. Б., Горяшко А. П. Задачи управления и теория сложности. //Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, № 3, 1974.— с. 14—23.
188. Юдин Д. Б., Немировский А. С. Оценка информационной сложности задач математического программирования//Экономика и математические методы, т. XII, вып. 1, 1976.
189. Ямпольский Л. Т. Типологический подход к прогнозу клинических особенностей хронического алкоголизма//Вопр. психол., № 2, 1986.— с. 91—99.
190. Backer E., Shipper J. A. On the max-min approach for feature ordering and selection//Proc. Seminar on Pattern Recognition, Liege, Nov., 1977.
191. Baker R. F., Young F. W., Takane Y. An asymmetric Euclidean Model (available from F. W. Young).— Psychometric Laboratory, Dave Hall 13a, University of North Carolina, Chapel Hill, NC 27514, 1977.
192. Bently J. L., Weide B. W., Yao A. C. Optimal expectedtime algorithms for closest point problems//ACM Trans. Math. Software, v. 6, N 4, 1980.— p. 563—580.
193. Carrol J. D., Chang J. J. Analysis of Individual Differences in Miltidimensional Scaling via an Generalization of Ecart-Young Decomposition//Psychometrika, v. 35, N'5, 1970.— p. 283—319.
194. Chang C. Y. Dinamic programming as applied to feature selection in pattern recognition systems//IEEE Trans., v. SMC-3, 1973.— p. 166—171.
195. Cleary J. G. Analysis of an algorithm for finding nearest neighbour in euclidean space//ACM Trans. Math. Software, v. 5, N 2, 1979.— p. 183—192.
196. Cover T. M. The best two independent measurement are not the two best//IEEE Trans., v. SMC-4, 1974.— p. 116—117.

197. Cover T., Hart P. Nearest neighbour pattern classification//IEEE Trans. Inform. Theory, v. IT-13, 1967.— p. 21—27.
198. Constantine A. G., Gower J. C. Models for the Analysis of Interregional Migration//Environment and Planning A, 14, 1981.— p. 477—497.
199. Devroye Lue. Some properties of the k-nearest neighbour rule//Proc. 5 th. Conf. Pattern Recogn.— Miami Beach, Fla, v. 1—2, 1980.— p. 103—105.
200. Dunnette M. D. Personnel selection and placement.— London: Tavistock Publication, 1966.
201. Elashoff J. D., Elashoff R. M., Goldman G. E. On the choice of variables//Biometrika, v. 54, 1967.— p. 668—670.
202. Elithorn A., Mornington S., Stavrov A. Automated psychological testing: Some principles and practice//Int. Journal of Man-machine Studies, v. 17, N 3, 1982.— p. 247—263.
203. Esconfier Y., Ground A. Analysis Factorielle des Matrice Carrees non Symmetriques//Data Analysis and Informatics, 17—19 October, 1979—1980.— p. 2633—2276.
204. Fix E., Hodges J. L. Discriminatory analysis, nonparametric discrimination USA School of Medicine.— Texas: Rendolph Field, 1951—1952.
205. Friedman J. H., Tukey J. W. A projection pursuit density estimation//J. Amer. Stat. Ass, 79, 1984.— p. 599—608.
206. Glass G. V. Note on rank-biserial correlation//Educational and Psychological Measurement, 26, 1966.— p. 623—631.
207. Harshman R. A. PARAFAC 2: Mathematical and Technical Notes. In Working Papers in Phonetics 22.— University of California at Los Angeles, 1972.
208. Heiser J. F., Brooks R. E., Ballard J. P. Progress Report: a Computerized Psychopharmacology Advisor//Proc. 7th Colloquium Int. Neuro-Psychopharmacologicum.— Vienna (Austria), 1978.
209. Keller W. J. Statistical via Personal Computers//Compstat — 86, Proceedings in Computational Statistics.— Wien: Physica-Ferlag, 1986.— p. 332—337.
210. Kittler J. A. Locally sensitive method for cluster analysis//Pattern Recognition, v. 8, 1976.— p. 87—94.
211. Kittler J. A. Feature set search algorithms//Proc. Conf. on Pattern Recogn. and Signal Processing.— Paris, France, 25 June — 4 July, 1978.— p. 41—60.
212. Kleinmuntz B. Computational and noncomputational clinical information processing by computer//Behavioral Science, 27, 1982.— p. 164—174.
213. Lachenbruch P. A., Mickey R. M. Estimation of error in discriminant analysis//Technometrics, v. 10, N 1, 1968.— p. 1—11.
214. Lewis P. M. The characteristic selection problem in recognition systems//IRE Trans., v. IT-8, 1962, N 2.
215. Lyons J. P., Brown J. Reduction in clinical assesment time using computer algorithms//Behav. Res. Meth. and Instrum., 13, 1981.— p. 407—412.
216. Marill T., Green D. M. On the effectiveness of receptors in recognition systems//IEEE Trans., v. IT — 9, 1963.— p. 11—17.
217. Meili R. Podrecznik diagnostyki psychologicznej.— Warszawa: PWN, 1969.— 373 s.
218. Michael M., Lin W. C. Experimental study of information measures and inter-intra class distance ratios of features selection and ordering//IEEE Trans, v. SMC — 3, 1973.— p. 172—181.
219. Minsky M. Framework for representing knowledge in the Psychology of Computer Vision, P. H. Winston (ed).— McCraw Hill, 1975.
220. Narendra P. M., Fukunaga K. A. A branch and bound algorithm for feature subset selection//Proc. Cybernetic and Society Inf. Conf.— Washington, D. C., 1976.
221. Newell A. Heuristic Programming: III Structured Problems//Progress in Operation Research. V. 3.— N. 4.: Weley and Sons, 1969.
222. Novikoff A. On convergence proofs for perceptrons//Proc. of Symp. on Mathem. Theory of Automata.— Polytechnic Institute of Brooklyn, v. XII, 1963.

223. Osgood Ch. E., Susi G. E., Tannenbaum P. N. The Measurement of Meaning.— Urbana: Univ. Ill. press, 1957.—314 p.
224. Pettis K. W., Bailey T. A., Jain A. K., Dubes R. C. An intrinsic dimensionality estimator from nearneighbour information.//IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel., v. 1, N 1, 1979.— p. 25—37.
225. Rosenblatt F. The perceptron, a probability model for information storage and organization in the brain//Psychol. Rev., 65, 1958.
226. Saito T. The problem of the additive Constantea nd eigenvalues in metric multidimsional scaling//Psychometrika, v. 43, N 2, 1978.
227. Sammon J. W. A nonlinear mapping for Data Structure Analysis//IEEE Trans. Comput.— v. C — 18, N 5, 1969.— p. 401—409.
229. Shimura N. Learning procedure in pattern classificators-introduction and survey//Proc. 4-th Int. Joint. Conf. on Pattern Recogn.— Kyoto, Japan, 1978.— p. 125—138.
229. Spearman C. The abilies of Man.— N. Y., 1927.
230. Thurstone L. Primary mental abilities.— N. Y., 1957.
231. Torgerson W. S. Multidimensional Scaling. Theory and Method//Psychometrika, v. 17, N 4, 1952.
232. Toussaint G. T. Note on optimal selection of independed binary features for pattern recognition//IEEE Trans., v. IT — 17, 1971.— p. 618—620.
233. Waterman D. A. A Guide to expert Systems.— N. Y.: Addison.— Welse, 1986.
234. Wechsler D. The Measurement and Apraisal of Adult Intelligence.— Baltimore: Williams and Wilkins, 1958—297 p.
235. Wishart D. An algorithm for hierarchical classification//Biometrics, 22, 1969.— p. 165—170.

Дюк В. А.

Д95 Компьютерная психодиагностика.-СПб., издательство
«Братство», 1994.-364 с.

ISBN 5-87918-027-1

Впервые дается целостное представление о компьютерной психодиагностике и подробно рассматриваются составляющие этой предметной области: автоматизация психодиагностических экспериментов, постановка новых видов экспериментов и применение современных компьютерных информационных технологий в психодиагностике. Приводится полный обзор методов распознавания образов, способствующих принятию эффективных психодиагностических решений. Излагаются новые методы анализа психодиагностической информации. Большое внимание отведено проблемам построения интеллектуальных психодиагностических систем. Рассматриваются практические примеры.

Книга адресована специалистам, разрабатывающим и эксплуатирующим компьютерные диагностические системы в медицинских, психологических и других учреждениях, а также врачам, психологам и другим специалистам, связанным по роду своей деятельности с решением психодиагностических задач.

ББК 51+32.96

научно-популярное издание

ДЮК Вячеслав Анатольевич

КОМПЬЮТЕРНАЯ ПСИХОДИАГНОСТИКА

Редактор Александров В. В.

Корректор Жукова Н. Н.

Лицензия № 100033 от 18.11.91 г.

Подписано к печати с готовых диапозитивов 20.05.94. Формат 60×88¹/₁₆. Бумага офсетная. Гарнитура Таймс. Печать офсетная. Усл. печ. л. 22,54. Уч.-изд.л. 25,24. Усл. кр.-отт. 22,54. Тираж 20000 экз. Заказ № 101.

Издательство «Братство»

195176, СПб., Большая Пороховская, 37/2



Государственная типография № 4 г. Санкт-Петербурга Комитета Российской Федерации по печати. 191126, С.-Петербург, Социалистическая ул., 14.

**Издательство «Братство»
выпускает в свет в 1994 году:**

Берн Эрик

Трансакционный анализ и психотерапия

Книга о трансакционном анализе дает представление о новом методе индивидуальной и социальной психотерапии, получившем широкое распространение в США.

По вопросам реализации обращаться по телефонам:
(812) 227-15-94, (812) 224-48-67

Книги издательства «Братство» можно приобрести в фирменном магазине «Книжный салон».

«Книжный салон»—это широкий ассортимент книг издательства «Братство» и других издательств, низкие цены, торговля оптом и в розницу.

Адрес магазина «Книжный салон»:

Санкт-Петербург, Среднеохтинский пр., 14/15. Транспорт: трамваи 7, 23, 46 (от станции метро «Новочеркасская»), 10, 12, 28, 30, 38;

автобусы: 174 (от станции метро «Новочеркасская»), 22, 136, 137

Время работы: с 11 до 19 час., без обеда;
по субботам и воскресеньям—с 14 до 17 час.,
тел.: 224-00-44, 227-48-67, 227-48-64, 227-15-93

