

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

1/2010

НАУЧНО - ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

12-я Международная Конференция и Выставка

Цифровая обработка Сигналов
и ее Применение
Digital Signal Processing
and its Applications

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ:

- оценка движения объектов
- распознавание лиц
- обнаружение объектов
- фильтрация шума
- формирование радиоизображений
- нейрообработка



ISSN 1684-2634



9 771684 263005 >



ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 1/2010

Издается с 1999 года
Выходит четыре раза в год

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР
Ю.Б. ЗУБАРЕВ

ЗАМЕСТИТЕЛИ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:
В.В. ВИТЯЗЕВ, В.П. ДВОРКОВИЧ

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

Б.А. Бабаян, Ю.И. Борисов,
С.А. Грибачев, Г.В. Зайцев, Р.В. Зубарев,
А.П. Кирпичников, М.И. Кривошеев,
Н.А. Кузнецов, М.С. Куприянов, А.А. Ланнэ,
В.Г. Мистюков, С.Л. Мишенков,
А.А.Петровский, Ю.Н. Прохоров,
А.Н. Соловьев, Ю.Г. Сосулин,
В.В. Шахильдян, Ю.С. Шинаков

Адрес редакции:

107031 Москва, Рождественка, 6/9/20, стр. 1
Тел.: (495) 621-06-10, (495) 621-16-39
Факс: (495) 621-16-39
E-mail: nto.popov@mtu-net.ru
tor@rgta.ryazan.ru
http://www.dspsa.ru

Для писем:

129090 Москва, а/я 48.

Издатель:

Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
Компьютерная верстка: В.В. Андряхина
Дизайн: Н.С. Осипова

Подписной индекс по каталогу
ОАО «Роспечать» – **82185**

Подписано в печать 9.03.2010
Формат 60x90/8.

Гарнитура «Ariat». Печать офсетная.
Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 700 экз.

Заказ № 5385. Отпечатано в
ООО НПЦ «Информационные технологии»
Рязань, ул. Островского, д. 21/1
тел.: (4912) 98-69-84

Издание зарегистрировано в Министерстве
Российской Федерации по делам печати,
телерадиовещания и средств
массовых коммуникаций.
Свидетельство о регистрации ПИ № 77-1488
от 14.01.2000

УЧРЕДИТЕЛИ:

ЗАО «Инструментальные системы»
ФГУП «НИИ радио»

В НОМЕРЕ:

Фаворская М.Н.

Оценка движения объектов в сложных сценах на основе
тензорного подхода 2

Гончаров А.В.

Распознавание лиц на основе многомасштабного знакового
представления изображений 10

Артемьев В.М., Наумов А.О., Кохан Л.Л.

Максимально правдоподобное обнаружение изображений
объектов в двухканальных оптико-электронных
системах 14

Приоров А.Л., Куйкин Д.К., Хрящев В.В.

Детектирование и фильтрация импульсного шума со
случайными значениями импульсов 18

Гришин В.А.

Снижение вычислительных затрат на процесс
установления соответствия при обработке
последовательностей кадров и стереопар 23

Клочко В.К.

Восстановление радиоизображений в многоканальных
сканирующих РЛС 27

Зайцев Г.В.

Влияние джиттера тактовой частоты на
характеристики аналого-цифровых и цифро-
аналоговых преобразователей 31

Андреев Н.А., Витязев С.В., Витязев В.В.

Методы и алгоритмы адаптивной многоскоростной
обработки траекторного сигнала в задачах
радиовидения 38

Мандрикова О.В., Горева Т.С.

Метод идентификации структурных компонентов
сложного природного сигнала на основе вейвлет-
пакетов 45

Колмыков М.В., Ручкин В.Н.

Применение нейронной сети для фрактального сжатия
изображений 51

Ручкин В.Н., Романчук В.А.

Разработка программного комплекса для моделирования и
анализа нейропроцессорных систем обработки
изображений 53

Локтюхин В.Н., Челебаев С.В.

Аппроксимирующие нейропреобразователи на основе
рекуррентных сетей для частотно-импульсных
сигналов 58

Подписной индекс по каталогу
ОАО «Роспечать» – **82185**

ОЦЕНКА ДВИЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ В СЛОЖНЫХ СЦЕНАХ НА ОСНОВЕ ТЕНЗОРНОГО ПОДХОДА

Фаворская М.Н., к.т.н., доцент кафедры информатики и вычислительной техники ГОУ ВПО «Сибирской государственной аэрокосмической университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАСУ), г. Красноярск, favorskaya@sibsau.ru, favorskaia@mail.ru

Ключевые слова: оценка движения, алгоритм, метод, тензор, сцена, признаки, слежение, сегментация, изображение, регион, объект.

Введение

Существует целый класс задач, в которых особую важность приобретает информация о структуре и движении объектов сцены (видеонаблюдение в закрытых помещениях, в местах большого скопления людей, управление движением робототехнических комплексов, наблюдение за движением транспортных средств и т.д.). Изображение является информационным ресурсом, объединяющим исходную информацию в виде сложных двумерных сигналов, форму представления информации в компьютере и физические модели отображаемых объектов, явлений, процессов, как правило, имеющих динамическую природу. Новые технические возможности цифровой обработки изображений позволяют частично учитывать такую специфику изображений, используя одновременно достижения когнитивной теории человеческого восприятия зрительных образов.

Развитие сетевых технологий, низкая стоимость камер видеонаблюдения, возможность многочасовой записи явились сильными стимулирующими факторами, которые в последние десятилетия привели к появлению достаточно сложных алгоритмов обработки и распознавания объектов из зашумленных изображений реальных сцен в реальном режиме времени. Вместе с тем, потребность совершенствования подобных алгоритмов, несомненно, существует, поскольку распознавание реальных сцен сильно зависит от физических и природных факторов, в первую очередь от освещения. Как правило, в реальной сцене имеются несколько источников освещения, объекты обладают поверхностями с сильными отражающими или пропускающими свойствами. Основной трудностью является переход от многоплановой природы изображений, неоднозначности отображаемых в видеопоследовательности траекторий движения объектов наблюдения к необходимости формального представления сцены (модели), как правило, в пространстве признаков. Если рассматривать задачу распознавания объектов по их изображениям в виде единого процесса, то наиболее целесообразным является иерархический подход с элементами параллельной обработки на каждом уровне.

Известны различные подходы к анализу изображений в системах обнаружения и сопровождения объектов,

Разработан метод оценки движения объектов, сочетающий преимущества нахождения параметров в видимом и инфракрасном диапазонах излучения без предварительной сегментации. Вначале вычисляются локальные признаки движения регионов с применением тензоров различных типов, а затем – глобальные признаки движения соседних регионов, претендующих на роль динамического объекта. Алгоритм слежения на основе ориентированного ациклического графа позволяет решать проблемы разделения и объединения изображений объектов.

к которым можно отнести: корреляционные методы, методы статистической сегментации, методы пространственной фильтрации, методы пространственно-временной фильтрации [1]. В монографии [2] представлены подробные модели движения объектов на неоднородном фоне с использованием статистического подхода и допустимыми аффинными и проективными преобразованиями. При этом предполагается, что объекты занимают достаточно малую площадь в кадре. Также известны публикации зарубежных авторов, в которых рассматриваются методы оценки движения на основе нахождения полей движения (метод оптического потока, метод сопоставления блоков), метод выявления относительных движений, методы распознавания по движению (пространственно-временные фракталы, анализ кривизны пространственно-временных кривых и поверхностей, применение авторегрессионных функций), методы вычисления функций плотности движения, методы построения триангуляционных графов и некоторые другие. Однако перечисленные методы обладают рядом общих недостатков. Большинство таких методов основано на предположении, что локализация шаблонов движения проведена априорно до распознавания и требуется установить соответствие шаблонов для оценки расположения, скорости движения и масштаба шаблона на изображении. Для реализации других методов необходимо определить точные границы объектов и расположение их частей. Эти методы часто используются для анализа сцен с простым фоном, а сцены со сложным динамическим фоном и многоуровневым движением требуют иных подходов. Другая проблема касается получения информации о различных типах движения и возможности автоматического формирования новых классов движения по тестовым выборкам. Предлагаемый в статье метод позволяет оценивать движение объектов, не имеющих конечный набор проекций во фронтальной плоскости, на основе информации из видимого и инфракрасного диапазонов электромагнитного излучения способом, не требующим больших вычислительных затрат.

Постановка задачи

Определение 1. Регионом с фиксированным набором проекций R_f называется компактная область изображения, обладающая постоянными цветовыми F_c и текстурными F_t характеристиками в определенных условиях освещения и имеющая ограниченный набор проекций P_s , $|P_s| \rightarrow \text{const}$, во фронтальной плоскости, контур которых может изменяться в соответствии с аффинной или проективной группой преобразований.

Определение 2. Регионом с произвольным набором проекций R_c называется компактная область изображения, обладающая постоянными цветовыми F_c и текстурными F_t характеристиками в определенных условиях освещения и имеющая произвольный набор проекций P_d , $|P_d| \rightarrow \infty$, во фронтальной плоскости с произвольно изменяющимся контуром.

Определение 3. Под динамическим объектом VO_M понимается совокупность регионов с фиксированным набором проекций R_f регионов с произвольным набором проекций R_c или и тех, и других вместе взятых, обладающих постоянными на некотором временном интервале относительными направлениями и скоростями движения.

Определение 4. Под статическим объектом VO_S понимается совокупность регионов с фиксированным набором проекций R_f обладающих несущественными признаками движения или отсутствием движения.

Если видеодатчик установлен неподвижно, то сложная сцена представляет собой совокупность статических объектов или статических и динамических объектов. Если видеодатчик установлен на перемещающейся платформе, то сцена представляет собой набор динамических объектов с многоуровневым движением. В обоих случаях важно найти признаки движения регионов, проследить динамику их изменения и на основе накопленной информации выдвинуть гипотезу о принадлежности совокупности регионов (как единого объекта) некоторому классу. Как правило, заранее известно, является ли видеодатчик подвижным или он занимает фиксированное положение. В последнем случае предварительно требуется найти на изображении регионы с фиксированным и произвольным наборами проекций, обладающие признаками движения. Примем, что размеры фиксированных и произвольных регионов значительно меньше размеров изображения:

$$\int_{\Omega_{R_f R_c}} f(x, y, t) dx dy dt \ll \int_{\Omega} f(x, y, t) dx dy dt,$$

где x, y – пространственные координаты; t – время; $f(x, y, t)$ – функция, описывающая пространственно-временной объем данных; $\Omega_{R_f R_c}$ – множество точек, принадлежащих динамическим регионам; Ω – множество точек наблюдаемого изображения.

Визуальный объект характеризуется глобальными признаками движения, которые определяются, исходя из анализа локальных признаков движения регионов. Новый предлагаемый метод оценки локальных признаков движения относится к классу методов оптического потока, но отличается от существующих разновидностей тем, что оцениваются локальные движения регионов с применением 3D-структурного тензора для видеопоследовательностей оптического диапазона и/или 3D тензора потока для видеопоследовательностей инфракрасного диапазона электромагнитного излучения. Оценка локальных пара-

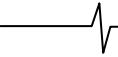
метров движения производится путем вычисления геометрических примитивов и особенных точек локального региона, что позволяет существенно снизить вычислительные затраты, исключив из вычислений геометрические примитивы и особенные точки фона. Новый метод оценки глобальных признаков движения объектов основан на выявлении периодических структур движения регионов и построении графа соседства динамических регионов с целью последующей сегментации динамических объектов с дополнительным привлечением текстурных, цветовых, геометрических, топологических и других признаков динамических регионов.

Оценка локальных признаков движения регионов

На стадии инициации требуется выявить локальные динамические регионы, которые претендуют на роль визуальных объектов. Примем, что остальная информация относится к фону сцены и в дальнейших измерениях не участвует. При этом процедуру выявления объектов интереса следует периодически повторять, поскольку объекты могут появляться и исчезать из поля зрения камер, и метеоусловия съемки также могут изменяться. К данному этапу предъявляются требования по возможности быстрой, но грубой оценки динамических регионов. Известен ряд широко распространенных методов вычитания фона, начиная от простейших (пиксельное сравнение соседних кадров) и до методов составления смеси на основе гауссовых распределений. Особенностью предлагаемого подхода является обобщенный анализ видеопоследовательностей в различных диапазонах излучения.

Поскольку одним из важнейших свойств систем видеонаблюдения является постоянное функционирование в течение всего времени суток, целесообразно наряду с видеокameraми, работающими в видимом диапазоне, одновременно использовать тепловизоры, формирующие тепловое изображение сцены с более низким разрешением, чем обычное визуальное изображение. Тепловизоры обнаруживают изменения тепловой энергии объектов, инвариантны к изменениям освещенности сцены, являясь более эффективными при слабом освещении, чем цветные видеокameraы, а также не чувствительны к теням на изображении. Однако обычные видеокameraы способны регистрировать объекты, имеющие одинаковую тепловую энергию с энергией фона, с гораздо большей точностью при допустимом уровне освещенности, чем это могут делать тепловизоры. Совместное использование последовательностей обоих типов позволяет скомпенсировать нежелательные факторы и добиться большей эффективности функционирования алгоритмов.

Простейший алгоритм вычитания фона сводится к выбору начального кадра видеопоследовательности, затем для каждого последующего кадра применяется пороговая функция к модулю разности яркостей каждого пиксела начального и текущего изображений. При необходимости для устранения шума к полученному бинарному изображению можно применить медианный фильтр или операции математической морфологии. Изменяя порог и параметры последующей фильтрации, можно регулировать чувствительность алгоритма и уровни ошибочной классификации пикселей объекту или фону. Достоинствами данного алго-



ритма является исключительная простота реализации и высокая производительность. Несмотря на эти достоинства, существует ряд проблем, которые делают этот алгоритм практически неприменимым на практике. Точное обнаружение и подавление теней от движущихся объектов является одной из главных проблем алгоритмов вычитания фона, для чего целесообразно использовать последовательности, полученные из инфракрасного диапазона излучения.

Усовершенствованная модель фона изображения, содержащего объекты интереса на переднем плане, связана с одновременной выборкой N кадров и построении усредненных изображений I_{med} для обоих видов последовательностей. Для каждого пиксела с интенсивностью $I_t(x,y)$, где x, y – координаты пиксела, вычисляются взвешенные средние значения $\mu(x,y)$ и отклонения $\sigma^2(x,y)$ по N кадрам:

$$\mu(x,y) = \frac{\sum_{t=1}^N w_t(x,y) \cdot I_t(x,y)}{\sum_{t=1}^N w_t(x,y)}, \quad (1)$$

$$\sigma^2(x,y) = \frac{\sum_{t=1}^N w_t(x,y) \cdot (I_t(x,y) - \mu(x,y))^2}{\frac{N-1}{N} \sum_{t=1}^N w_t(x,y)}, \quad (2)$$

где $w_t(x,y)$ – весовые коэффициенты, используются для минимизации выбросов, максимально удаленных от среднего I_{med} и вычисляются по нормальному распределению, центрированному относительно величины I_{med} :

$$w_t(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ex}^2}} \exp\left(-\frac{(I_t(x,y) - I_{med}(x,y))^2}{2\sigma_{ex}^2}\right). \quad (3)$$

Стандартное отклонение σ_{ex}^2 можно рассчитать по N соседним кадрам. Использование взвешенных значений в статистической модели фона позволяет получить устойчивую модель фона без обучающих последовательностей. Для длинных последовательностей модель фона обновляется по следующей схеме [5]:

$$\begin{aligned} \mu_t(x,y) &= (1-p) \cdot \mu_{t-1}(x,y) + p \cdot I_t(x,y), \\ \sigma_t^2(x,y) &= (1-p) \cdot \sigma_{t-1}^2(x,y) + p \cdot (I_t(x,y) - \mu_t(x,y))^2 \times (I_t(x,y) - \mu_t(x,y)), \end{aligned} \quad (4)$$

где t – время, а p – фактор обновления (обычно $p \ll 1$).

На основе статистической модели фона, полученной из инфракрасной последовательности (выражения (1) и (2)), можно получить маску регионов интереса D^{IS} по критерию квадрата расстояния Махаланобиса:

$$D^{IS}(x,y) = \begin{cases} 1, & \frac{(I(x,y) - \mu(x,y))^2}{\sigma^2(x,y)} > Z^2, \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases},$$

где Z – пороговое значение.

Для выявления регионов интереса из инфракрасной последовательности можно применять оператор морфологического сжатия размером 5×5 элементов к маске D^{IS} и алгоритм связывания регионов. Любой регион, занимающий площадь менее 0,1% от всего изображения, отбрасывается. В идеале можно построить аналогичную маску D^{VS} для визуальной последовательности. Однако регионы изображения, соответствующие маске D^{VS} , могут содержать нежелательные артефакты, связанные с тенями или шумом

на цветном изображении. Поэтому внутри регионов, выявленных маской D^{IS} , можно использовать дополнительное вычитание фона на основе цвета и интенсивности. Для каждого региона визуального изображения, соответствующего региону D^{IS} , анализируется интенсивность пикселей и строится маска D_I , включающая пиксели, статистически более яркие, чем пиксели фона. Аналогичным образом анализируются компоненты нормализованного RGB-пространства с целью построения маски D_C пикселей, отличающегося по цвету от цвета фона. Интенсивность интересующего региона можно оценить с помощью выражений (1) и (2), а цветность – непосредственно из исходного набора N кадров визуальной последовательности без использования весовых коэффициентов, вычисляемых из выражения (3). Периодическое обновление регионов также может происходить в соответствии с формулами (4). Далее происходит наложение масок D_I и D_C с последующим применением оператора морфологического сжатия размером 5×5 элементов аналогично тому, как это выполняется для инфракрасной последовательности. На рис. 1 приведены иллюстрации входного изображения инфракрасной последовательности (рис. 1 а) и видеопоследовательности (рис. 1 б), а также маски D^{IS} и D^{VS} (рис. 1 в и 1 г соответственно) и результат выделения регионов по простейшему методу порогового вычитания фона на основе анализа соседних кадров (рис. 1 д). При этом маска D^{VS} получена только для интенсивностей пикселей без учета их цветности.

Для оценки незначительных (точечных) перемещений регионов на близко расположенных кадрах анализ пространственно-временного объема данных видеопоследовательности целесообразно проводить с использованием локальных 3D структурных тензоров [3], а пространственно-временной информационный объем инфракрасных последовательностей хорошо моделируется с применением тензоров потока. Построим модель оценки движения регионов для обоих видов последовательностей.

Выражение для оценки пространственно-временного объема данных видеопоследовательности $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ (при условии постоянного освещения сцены) относительно положения некоторой локальной точки $\mathbf{p} = [x, y, t]$, где x и y – пространственные координаты пикселей кадра по осям ОХ и ОУ соответственно, а t – временная координата, учитывающая последовательность появления кадров, имеет вид:

$$\frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial t} = \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial x} v_x + \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial y} v_y + \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial t} v_t = \nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p}) \mathbf{v}(\mathbf{p}), \quad (5)$$

где $\mathbf{v}(\mathbf{p}) = [v_x, v_y, v_t]$ – вектор скорости видео потока относительно точки \mathbf{p} . Модуль вектора скорости видео потока $\mathbf{v}(\mathbf{p})$ определяется из условия нахождения минимума функции (5) по локальному 3D объему $\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})$, центрированному относительно вектора \mathbf{p} , где \mathbf{q} – локальная точка с координатами $\mathbf{q} = [x_n, y_n, t_n]$. Найдем функционал ошибки $e_{ls}^S(\mathbf{p})$, минимизирующий выражение (5):

$$e_{ls}^S(\mathbf{p}) = \int_{\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})} (\nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{q}) \mathbf{v}(\mathbf{p}))^2 W(\mathbf{p}, \mathbf{q}) d\mathbf{q} + \lambda (\mathbf{I} - \mathbf{v}(\mathbf{p})^T \mathbf{v}(\mathbf{p})), \quad (6)$$

где λ – множитель Лагранжа, функция $W(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ – это пространственно-инвариантная функция, имеющая распределение Гаусса и характеризующая изменения градиентов.

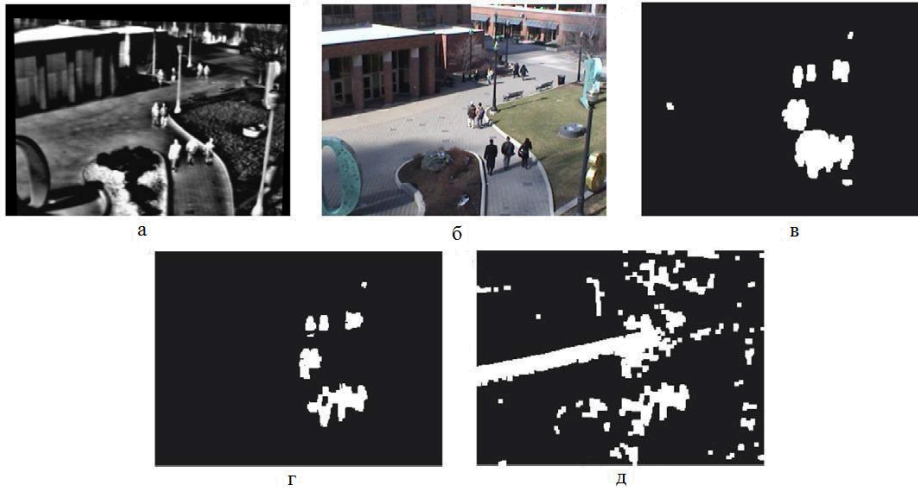


Рис. 1. Обнаружение регионов: а) входное инфракрасное изображение, б) входное видеоизображение, в) маска D^S , г) маска D^{VS} , д) результат работы метода порогового вычитания фона

Предположим, что вектор видео потока $\mathbf{v}(\mathbf{p})$ является постоянным внутри пространственного объема $\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ и продифференцируем выражение (6). Тогда получим приближенную оценку вектора $\hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p})$

$$\mathbf{J}_s(\mathbf{p}, \mathbf{W}) \hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p}) = \lambda \hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p}),$$

где матрица $\mathbf{J}_s(\mathbf{p}, \mathbf{W})$ – 3D структурный тензор пространственно-временного объема данных, центрированного относительно вектора \mathbf{p} , который можно записать в матричной форме без учета пространственного фильтра $\mathbf{W}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$

$$\mathbf{J}_s(\mathbf{p}) = \begin{bmatrix} \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} d\mathbf{q} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Самым простым способом оценки движения является вычисление следа матрицы $\mathbf{J}_s(\mathbf{p})$ и сравнение его с пороговым значением. Однако следует помнить, что выражение $\text{trace}(\mathbf{J}_s(\mathbf{p}))$ учитывает общий градиент изменений только в пространственном объеме данных

$$\text{trace}(\mathbf{J}_s(\mathbf{p})) = \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{I}\|^2 d\mathbf{q}.$$

Далее для классификации динамических регионов проведем анализ собственных значений матрицы $\mathbf{J}_s(\mathbf{p})$. Вектор собственных значений симметричной ковариационной матрицы $\mathbf{J}_s(\mathbf{p})$ размером 3×3 можно определить по локальным смещениям интенсивностей изображений соседних кадров и использовать для оценки локальных ориентаций динамических регионов. Причем, в силу особенностей видеонаблюдения собственные значения λ_k указывают на локальные отклонения яркости по трем направлениям, и могут быть отсортированы в следующем порядке $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$. Выражение (5) можно рассматривать как матрицу, составленную из векторов градиентов в пространственно-временном объеме. В соответствии с методом главных компонент собственные значения этой матрицы сортируются в порядке убывания. При этом наибольшее собственное значение указывает направление наибольшего изменения дан-

ных. Отношение каждого собственного значения к сумме трех собственных значений характеризует концентрацию энергии по соответствующему направлению. Таким образом, собственные значения локального 3D структурного тензора можно использовать для обнаружения локальных изменений в последовательности кадров. Наименьшее собственное значение можно использовать для определения различий в кадрах, оно является более устойчивым к шуму и низко контрастным объектам фона по сравнению с простейшим методом яркостной разницы кадров. На основе собственных значений $\lambda_1(x, y, t)$, $\lambda_2(x, y, t)$, $\lambda_3(x, y, t)$ можно построить карты $\lambda_1(I)$, $\lambda_2(I)$, $\lambda_3(I)$ локального 3D структурного тензора. При этом карта собственных значений $\lambda_1(I)$ фиксирует как динамические объекты, так и некоторые изолированные текстурные регионы фона. Карта собственных значений $\lambda_2(I)$ является менее информативной, а карта собственных значений $\lambda_3(I)$ генерирует небольшие разрывы внутри масок изображений объектов. Поэтому при обнаружении движения следует основное внимание уделять первому собственному значению $\lambda_1(I)$. Для грубого нахождения динамических регионов целесообразно вычислять коэффициент R корреляции между кадрами, используя наименьшие собственные значения $\lambda_3(I_t)$ и $\lambda_3(I_{t+1})$, кадров Fr_t и Fr_{t+1} соответственно:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (v_i \cdot u_i) - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n v_i \cdot \sum_{i=1}^n u_i \right)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n v_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n v_i \right)^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n u_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n u_i \right)^2 \right)}},$$

где $v_i \in \lambda_3(I_t)$ и $u_i \in \lambda_3(I_{t+1})$, n – общее количество пикселей в кадре.

Разброс коэффициентов корреляции кадров сцены позволяет оценить степень изменчивости формы динамических регионов. Так, для регионов с фиксированным набором проекций он будет значительно меньше, чем для регионов с произвольным набором проекций. Величину такого разброса можно вычислить, используя стандартную формулу среднеквадратического отклонения:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2},$$

где N – количество кадров в сцене, \bar{R} – среднее величин R_i . Если значение величины S превышает установленное пороговое значение, то считается, что регион претерпевает значительные геометрические изменения.

Однако нахождение собственных значений для всех пикселей изображения сопровождается большими вычислительными затратами, что делает невозможным работу системы в реальном режиме времени. Возможны два способа оценки локальных движений регионов. Первый способ основан на нахождении особых точек сцены (в отличие от существующих алгоритмов) только в найденных динамических регионах. Особая точка сцены или точечная особенность – это такая точка сцены, изображение которой можно отличить от изображений всех соседних с ней точек сцены. Для сравнения и описания особых точек используется не сама точка, а ее 8-ми связная окрестность. Точечная особенность изображения m – это такая точка изображения, окрестность которой $O_i(m)$ можно отличить от окрестности любой другой точки изображения $O(n)$ в некоторой другой окрестности особой точки $O_j(m)$. Отметим, что между особенностями сцены и особенностями изображения есть соответствие: точечной особенностью сцены должна соответствовать точечная особенность изображений [4]. Большинство детекторов точечных особенностей вычисляют некоторую функцию от окрестности точки и анализируют локальные максимумы. Существует целый набор функций, которые можно использовать для обнаружения точечных особенностей. Чаще всего для задач отслеживания точек сцены применяются функции, находящиеся в изображении структуры, похожие на угол.

Второй способ заключается в использовании инфракрасной последовательности данных, содержащей распределение тепловой энергии объектов. При этом можно воспользоваться тензором потока, который позволяет оценить движение объектов без вычисления собственных значений 3D структурного тензора. Найдем вторую производную выражения (5) относительно переменной t . Тогда

$$\frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial t} \right) = \frac{\partial^2 \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial x \partial t} v_x + \frac{\partial^2 \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial y \partial t} v_y + \frac{\partial^2 \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial t^2} v_t + \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial x} a_x + \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial y} a_y + \frac{\partial \mathbf{I}(\mathbf{p})}{\partial t} a_t$$

или в векторной форме

$$\frac{\partial}{\partial t} (\nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p}) \mathbf{v}(\mathbf{p})) = \frac{\partial \nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p})}{\partial t} \mathbf{v}(\mathbf{p}) + \nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p}) \mathbf{a}(\mathbf{p})$$

Используем аналогичный подход для нахождения ошибки $e_{ls}^F(\mathbf{p})$, полагая, что скорость является постоянной, а $\|\mathbf{v}(\mathbf{p})\|=1$. Тогда

$$e_{ls}^F(\mathbf{p}) = \int_{\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})} \left(\frac{\partial (\nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p}))}{\partial t} \mathbf{v}(\mathbf{p}) \right)^2 W(\mathbf{p}, \mathbf{q}) d\mathbf{q} + \lambda (1 - \mathbf{v}(\mathbf{p})^T \mathbf{v}(\mathbf{p})). \quad (8)$$

При условии постоянной скорости в пространственном объеме $\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ выражение для 3D тензора потока \mathbf{J}_F примет вид

$$\mathbf{J}_F(\mathbf{p}, \mathbf{W}) = \int_{\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})} W(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \frac{\partial}{\partial t} \nabla \mathbf{I}(\mathbf{p}) \cdot \nabla \mathbf{I}^T(\mathbf{p}) d\mathbf{q}$$

или в расширенной матричной форме (без учета пространственного фильтра $\mathbf{W}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$)

$$\mathbf{J}_F(\mathbf{p}) = \begin{bmatrix} \int_{\Omega} \left\{ \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t} \right\}^2 d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \left\{ \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t} \right\}^2 d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2} \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \left\{ \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2} \right\}^2 d\mathbf{q} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Как видно из выражения (9), элементы тензора потока содержат информацию об изменениях временных градиентов, что позволяет эффективно разделять статические и динамические регионы изображений. След матрицы тензора потока имеет вид:

$$\text{trace}(\mathbf{J}_F(\mathbf{p})) = \int_{\Omega} \left\| \frac{\partial}{\partial t} \nabla \mathbf{I} \right\|^2 d\mathbf{q}$$

и может непосредственно использоваться для классификации регионов по признаку движения без вычисления собственных значений матриц, описывающих статические регионы. При необходимости выражение (8) можно минимизировать для получения оценки вектора $\hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p})$, используя равенство

$$\mathbf{J}_F(\mathbf{p}, \mathbf{W}) \hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p}) = \lambda \hat{\mathbf{v}}(\mathbf{p}).$$

Таким образом, для оценки движения следует вычислить производные

$$I_{xt} = \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x \partial t}, \quad I_{yt} = \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial y \partial t}, \quad I_{tt} = \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial t^2}$$

и провести интегрирование по области $\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})$. Эти производные вычисляются как свертки изображений инфракрасной последовательности с ядрами сепарабельных фильтров, которые можно представить в виде каскадных 1D сверток. При этом сглаживающие фильтры позволяют снизить влияние шумов [6]. Для вычисления производных I_{xt} , I_{yt} и I_{tt} вычисляются пространственные свертки I_{xs} , I_{ys} и I_{ss} , где s – сглаживающий фильтр. Для каждого входного кадра вычисляются и запоминаются наборы I_{xs} , I_{ys} и I_{ss} . Затем при накоплении достаточного количества данных по нескольким входным кадрам находится сумма производных $I_{xt}^2 + I_{yt}^2 + I_{tt}^2$, по которой и строится маска движения MF_M . Маску MF_M , полученную с применением 3D тензора потока, можно использовать для построения маски движения регионов MS_M видеопоследовательности кадров (т.е. найти и проанализировать собственные значения матрицы $\mathbf{J}_S(\mathbf{p})$ в локальной области кадра видеопоследовательности в соответствии с маской MF_M).

Однако существуют две проблемы построения маски MF_M , связанные с наличием «пустот» внутри медленно движущихся регионов на инфракрасной последовательности и неточных границ регионов (когда размеры динамических регионов больше реальных размеров изображений динамических объектов). Неточное установление границ изображений объектов приводит к объединению масок соседних объектов и, соответственно, к неверной интерпрета-

ции траекторий движения объектов. Первая проблема решается применением методов математической морфологии, а вторая проблема – использованием метода активных контуров для сегментации движущихся регионов [7]. Активные контуры подразделяются на параметрические активные контуры (классические «змеи»), представляемые функциями Лагранжа, и геометрические активные контуры (уровни) на основе функций Эйлера, которые имеют преимущества, связанные с простотой вычислений и топологической гибкостью. В последнем случае некоторая кривая C определяется через функцию Лившица ϕ как $C = \{(x,y) | \phi(x,y) = 0\}$, при этом кривая нулевого уровня задается функцией $\phi(t,x,y)$. Развертывание кривой C в нормальном направлении со скоростью F находится через решение дифференциального уравнения следующего вида:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| F, \quad \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) .$$

Развитие активного контура подчиняется выражению

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g_F(\mathbf{I})(c + K(\phi))|\nabla \phi| + \nabla \phi \cdot \nabla g_F(\mathbf{I}) , \quad (10)$$

где $g_F(\mathbf{I})$ – функция останова формирования контура, c – константа, а $K(\phi)$ – функция кривизны

$$K(\phi) = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_x\phi_y\phi_{xy} + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} .$$

Постоянная скорости c в зависимости от знака сжимает или развертывает кривую (в данном случае сжимает). Функция $K(\phi)$ обеспечивает гладкость границ. Выражения $\nabla \phi$ и $\nabla g_F(\mathbf{I})$ введены в равенство (10) для уменьшения отклонений кривой от границ объектов и для «выталкивания» контура, если он пересек границу. Далее уточним границы регионов на основе информации из видеопоследовательности и инфракрасной последовательности. Применение детекторов границ и углов или отслеживание точечных особенностей [4] в локальных регионах позволяет оценить относительные значения скоростей и ускорений движущихся регионов.

Известны три способа определения границ в цветных изображениях [8]. В обобщающих методах определение границ в оттенках серого выполняется по каждому RGB -каналу независимо, и затем вычисляется взвешенная сумма. Многомерные градиентные методы строят одномерные оценки по всем направлениям в каждой точке границы. В векторных методах цветная информация о границе представляется набором векторов на основе порядковых статистик. Одним из перспективных решений является тензорный подход в рамках многомерных градиентных методов. При этом наиболее значимы два типа тензоров: $2D$ цветной структурный тензор и цветной метрический тензор Бельтрами. Выражение для $2D$ цветного структурного тензора $\mathbf{J}_C(\mathbf{I})$ можно представить в виде:

$$\mathbf{J}_C(\mathbf{I}) = \begin{bmatrix} \sum_{i=R,G,B} \left(\frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} \right)^2 & \sum_{i=R,G,B} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \\ \sum_{i=R,G,B} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} & \sum_{i=R,G,B} \left(\frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix} .$$

При этом собственные значения цветного структурного тензора $\mathbf{J}_C(\mathbf{I})$ определяются как

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} \left(J_c(1,1) + J_c(2,2) \pm \sqrt{(J_c(1,1) - J_c(2,2))^2 + (2J_c(1,2))^2} \right) .$$

Оператор цветного метрического тензора Бельтрами $\mathbf{J}_B(\mathbf{I})$ определен в пятимерном цветном пространстве $\{x,y,R,G,B\}$ следующим выражением:

$$\mathbf{J}_B(\mathbf{I}) = \begin{bmatrix} 1 + \sum_{i=R,G,B} \left(\frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} \right)^2 & \sum_{i=R,G,B} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \\ \sum_{i=R,G,B} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial x} & 1 + \sum_{i=R,G,B} \left(\frac{\partial \mathbf{I}_i}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix} ,$$

детерминант которого вычисляется как

$$\det(\mathbf{J}_B(\mathbf{I})) = \operatorname{Beltrami}(\mathbf{I}_{RGB}) = 1 + \operatorname{trace}(\mathbf{J}_C(\mathbf{I})) + \det(\mathbf{J}_C(\mathbf{I})) = 1 + (\lambda_1 + \lambda_2) + \lambda_1 \lambda_2 ,$$

где λ_1, λ_2 – собственные значения тензора $\mathbf{J}_C(\mathbf{I})$.

Также известны и другие детекторы цветных границ и углов, наиболее значимыми из которых являются следующие операторы:

– оператор Харриса, использует адаптивный параметр k ($k \rightarrow 0$ означает наличие угла)

$$\operatorname{Harris}(\mathbf{I}_{RGB}) = \det(\mathbf{J}_C(\mathbf{I})) - k \cdot \operatorname{trace}^2(\mathbf{J}_C(\mathbf{I})) = \lambda_1 \lambda_2 - k \cdot (\lambda_1 + \lambda_2)^2 ;$$

– оператор Ши-Томаси усиливает углы и вырезает границы (одно из собственных значений близко к нулю вблизи границы), не предназначен для использования в методе активных контуров

$$\operatorname{ShiTomasi}(\mathbf{I}_{RGB}) = \min(\lambda_1, \lambda_2) ;$$

– оператор Кумани хорошо находит границы и углы на изображении

$$\operatorname{Cumani}(\mathbf{I}_{RGB}) = \max(\lambda_1, \lambda_2) .$$

Примеры работы операторов Белтрами, Харриса, Ши-Томаси и Кумани приведены на рис. 2. Операторы Бельтрами и Кумани показывают хорошие результаты по нахождению границ на цветном изображении, при этом оператор Бельтрами менее критичен к изменяющимся границам объектов в видеопоследовательности. После нахождения контурной информации из обоих видов последовательностей происходит их наложение. Причем, в данном случае анализируется шестимерное спектральное пространство $\{x,y,R,G,B,I_R\}$, а функция наложения границ g_E определяется как минимальное значение из двух нормализованных в диапазоне $[0...1]$ функций $g_{IR}(x,y)$ и $g_{RGB}(x,y)$

$$g_E(\mathbf{I}_R, \mathbf{I}_{RGB}, x, y) = \min \{ g_{IR}(x, y), g_{RGB}(x, y) \} .$$

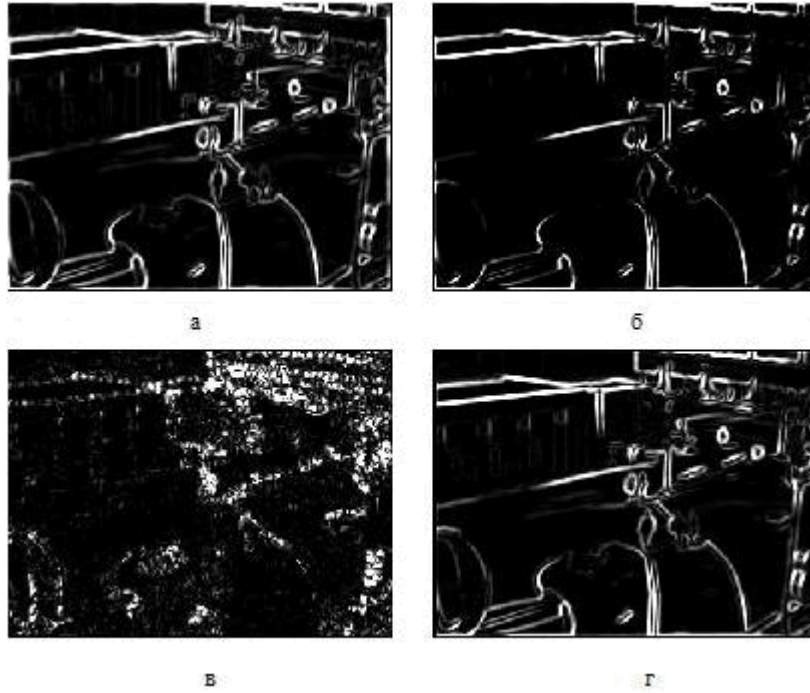


Рис. 2. Примеры работы операторов нахождения границ на цветных изображениях: а) оператор Бельтрами; б) оператор Харриса ($k=0,5$); в) оператор Ши-Томаси; г) оператор Кумани

Оценка глобальных признаков движения объектов

Как правило, в реальной сцене найденные динамические регионы группируются по так называемым уровням движения. В общем случае, в зависимости от локальных размеров регионов, значений модулей скорости и ускорений, а также гипотез, хранящихся в базе знаний, необходимо отнести предполагаемый объект к тому или иному уровню движения. Обычно в сцене имеется несколько динамических объектов. К классификации видов многоуровневого движения следует относиться более тщательно, учитывая не только модули значений скорости и ускорений, но и направления движений, тем самым, группируя регионы по уровням движений. Динамический объект, как правило, состоит из нескольких динамических регионов. В условиях отсутствия априорной информации формирование объекта можно осуществлять только с использованием характеристик движения соседних регионов. Непараметрический подход, например, основанный на слиянии границ, нельзя использовать совместно с полями движения, т.к. для неоднородных полей движения трудно определить точные границы. Более целесообразен параметрический подход, основанный на объединении регионов по функции минимизации энергии или по моделям движения в плоских проекциях аффинной или проективной групп [9].

Поскольку в сложной сцене может находиться несколько динамических объектов и возможно перекрытие их изображений, встает задача слежения за их траекториями. Предлагаемый алгоритм слежения за несколькими объектами на основе ориентированного ациклического графа имеет вид:

1. Для каждого кадра видеопоследовательности $\mathbf{I}(\mathbf{p}, t)$ в момент времени t общую маску динамических объектов $FG_R(t)$ разделим с помощью компонентного анализа на такие произвольные сегменты $FG_R(t) = \{S_1(t), S_2(t), \dots, S_{NR}(t)\}$, которые бы соответствовали N_R динамическим объектам.

2. Для каждого сегмента $S_i(t)$, $i=1, 2, \dots, N_R(t)$ маски $FG_R(t)$ найдем центр тяжести, площадь, границу и т.д. и сопоставим информацию об i -м сегменте с соответствующим объектом графа O_{GR} . Пометим потенциальный объект в последовательных кадрах, вычисляя расстояние перекрытия D_{MOD} . Обновим граф O_{GR} , связывая узлы, соответствующие объектам в кадре $\mathbf{I}(\mathbf{p}, t)$, с узлами потенциальных объектов в кадре $\mathbf{I}(\mathbf{p}, t-1)$. Оценим соответствие $C_M(i, j)$ для каждой связи.

3. Установим связи соответствия объектов графа O_{GR} для построения траекторий динамических объектов путем группирования «внутренних» узлов, имеющих один родительский узел и один дочерний узел. Пометим родительские и дочерние сегменты, соответствующие некоторой траектории. С помощью динамического графа O_{GR} будем отслеживать появление, исчезновение, разделение и объединение сегментов.

Результаты экспериментальных исследований

Экспериментальные исследования проводились на цветных видеопоследовательностях и инфракрасных последовательностях, взятых из коллекции наборов данных *OTCBVS* [10]. Данные представляют собой 8-ми битовые полутоновые инфракрасные последовательности, полученные от датчика *Raytheon PalmIR 250D*, и 24-х битовые цветные последовательности размером 320×240 пикселей, снятые камерой *Sony TRV87 Handycam*. При этом на инфракрасных последовательностях заметны как динамические, так и статические регионы в соответствии с их тепловым распределением (окна, участки земли). Отслеживание перемещений объектов на основе тензора потока позволяет отфильтровать регионы по признаку движения и впоследствии анализировать только динамические регионы на последовательных изображениях. Чем выше разрешение инфракрасной последовательности, тем более точно оп-

ределяются границы динамических регионов, однако внутри больших по размерам изображений объектов присутствуют «пустоты» из-за апертурных проблем инфракрасного датчика, что требует дополнительной обработки.

Производилась оценка параметров движения локальных регионов с использованием точечных особенностей и детекторов границ и углов [11]. Тестирование проводилось на персональном компьютере, имеющем следующую конфигурацию: процессор *Athlon 2.81 GHz*; ОЗУ *1024 Mb*; видеокарта *GeForce 8600GT 256 Mb*. Тестирование показало, что наиболее подходящим методом для реального видеопоследовательностей является оператор Кумани. Данный детектор требует меньше вычислительных ресурсов, что отражается на времени его работы. Зависимость количества математических операций от количества выделенных точечных особенностей (учитываются только те особенности, которые признаны достоверными) показана на рис. 3. Тестирование алгоритма слежения за особенностями выявило некоторые недостатки, а именно, увеличение времени работы алгоритма при попадании в кадр больших по размеру объектов. Это обусловлено выделением большого числа особенностей в небольшой области изображения.

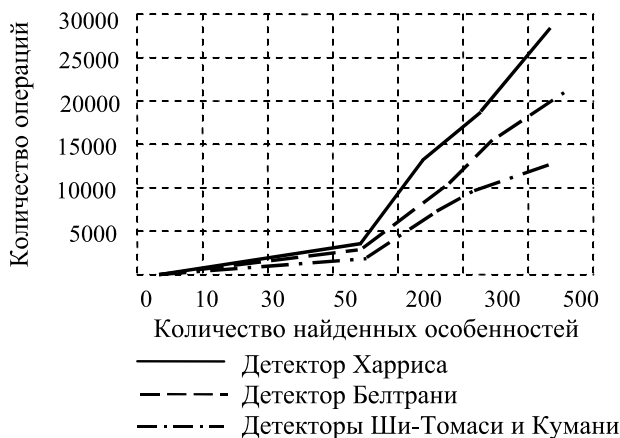


Рис. 3. График зависимости количества математических операций от количества найденных особенностей

Заключение

Таким образом, в статье рассмотрен комплексный подход к оценке движения объектов на основе информации из последовательностей видимого и инфракрасного диапазонов. Разработанный метод на основе 3D структурного тензора и 3D тензора потока позволяет повысить точность нахождения динамических регионов в условиях пониженной освещенности. Предложенный алгоритм слежения за динамическими объектами на основе ориентированного ациклического графа позволяет решить проблему объединения и разделения изображений различных объектов.

Литература

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Методы обработки и анализа изображений в бортовых системах обнаружения и

сопровождения объектов // Цифровая обработка сигналов, № 2, 2006. – с. 45–51.

2. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б.А. Алпатов, П.В. Бабаян, О.Е. Балашов, А.И. Степашкин. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.
3. Фаворская М.Н. Пространственно-временная сегментация видеопоследовательностей на основе 3D структурного тензора // В материалах 11-й международной конференции и выставке «Цифровая обработка сигналов и ее применение», Москва, 2009. – с. 385–388.
4. Фаворская М.Н., Шилов А.С. Алгоритмы реализации оценки движения в системах видеонаблюдения // Системы управления и информационные технологии. Перспективные исследования / ИПУ РАН, ВГТУ, № 3.3 (33), Москва-Воронеж, 2008. – с. 408–412.
5. Xiong G., Feng C., Ji L. Dynamic Gaussian mixture model for tracking elliptical living objects // PRL(27), no. 7, 2006. – pp. 838–842.
6. Schar H. Optimal filters for extended optical flow // In LNCS: First Int. Workshop on Complex Motion, Berlin, Germany, Springer-Verlag, 2004, vol. 3417. – pp. 66–74.
7. Allili M.S., Ziou D. Active contours for video object tracking using region, boundary and shape information // SIVIP(1), no. 2, 2007. – pp. 101–117.
8. Ruzon M.A. Tomasi C. Edge, junction, and corner detection using color distributions // IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell., vol. 23, no. 11, 2001. – pp. 1281–1295.
9. Фаворская М.Н. Нахождение движущихся видео объектов с применением локальных 3D структурных тензоров // В сб. науч. тр. «Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета». – Вып. 2 (23), Красноярск, 2009. – с. 141–146.
10. Электр. ресурс: www.cse.ohio-state.edu/otcbvs-bench.
11. Шилов А.С., Фаворская М.Н. Определение движения (MotionEstimation). Свидетельство №2009611014. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ г. Москва, 16 февраля 2009 г.

OBJECTS DETECTION AND TRACKING IN VIDEO SURVEILLANCE BASED ON TENSOR APPROACH

Favorskaya M.N.

The combined approach of objects detection and tracking based on integrated information from both visible and thermal imagery is performed. The development method for extract moving regions using 3D structure tensor and 3D flux tensor increases the algorithm accuracy under poor lighting and complex weather conditions. The proposed objects tracking algorithm based on an acyclic directed graph solves the merge and split problems of multiple video objects. The cluster analysis with Kalman filter and watershed segmentation permits to build trajectories of different sizes moving objects. The visual testing of test sequences from OTCBVS dataset collection is accomplished, and achieved good results.

РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ НА ОСНОВЕ МНОГОМАСШТАБНОГО ЗНАКОВОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Гончаров А.В., ведущий математик Технологического института Южного федерального университета, г. Таганрог, ag.tsure@gmail.com

Ключевые слова: распознавание образов, анализ изображений, информативные признаки, алгоритм идентификации, знаковое представление.

Введение

Распознавание лиц является актуальной задачей искусственного интеллекта и машинного зрения в таких областях применения, как системы видео наблюдения, автоматизированный поиск в больших фотоархивах и др. Под распознаванием лиц принято понимать широкий спектр задач: детекцию лиц, локализацию антропометрических признаков (контуры бровей, глаз, носа, рта и овала лица), идентификацию и верификацию лиц. В данной статье основное внимание уделяется задаче идентификации лиц: из коллекции изображений необходимо осуществлять поиск поступающих на вход лиц, и строить на выходе упорядоченный набор изображений из базы, наиболее похожих на лицо-запрос.

Многие методы идентификации лиц основаны на принципе, который впервые был применен для задачи распознавания, изложенном в [1]. Поскольку данный метод оперирует с исходными значениями яркости изображения, он чувствителен к изменению освещения, и при использовании в реальных условиях более близкими оказываются изображения, полученные при схожих условиях освещения, а не изображения лица одного и того же человека. Таким образом, основной проблемой при решении задач распознавания лиц является изменение условий освещения [2 – 4]. Подходы к решению проблемы освещенности можно разделить на две группы — подходы, основанные на компенсации эффектов освещенности при помощи предварительной обработки изображения, и подходы, основанные на разработке специальных представлений изображений, устойчивых к изменению условий освещения. По результатам сравнительного анализа алгоритмов идентификации лиц, приведенным в [2], наилучшее качество идентификации достигается при предварительной обработке изображения, в частности, методом саморазделенного изображения (Self Quotient Image, SQI) [5]. Среди второй группы методов следует отметить представление изображения в виде локальных бинарных паттернов (Local Binary Patterns, LBP) [6].

В данной работе исследуется новый подход к формированию информативных признаков изображения, устойчивых к изменению освещенности, — *многомасштабное знаковое представление* изображения, в осно-

Предлагается новый подход к построению системы информативных признаков для задач распознавания образов и анализа изображений. Рассматривается вопрос о выборе весовых коэффициентов для взвешенной метрики Хемминга на знаковых представлениях. Предлагается алгоритм идентификации лиц на основе введенного представления изображений. Проводится оценка качества идентификации лиц на изображениях базы университета Essex в терминах полноты и точности. Приводятся результаты сравнения предложенного алгоритма с современными аналогами.

ве которого лежит анализ отношений порядка на смежных пикселях изображения. Знаковое представление изображений рассматривалось в работах [7,8] и применялось для решения таких задач, как детекция лиц на изображении, идентификация лиц, локализация антропометрических признаков лица, поиск нечетких дубликатов в больших коллекциях изображений. Многомасштабное знаковое представление — это естественное обобщение знакового представления изображений для одновременного анализа нескольких масштабов изображения (пирамиды изображений). Например, при детекции лиц, производится анализ нескольких масштабов изображения для поиска лиц произвольного размера. В задаче локализации антропометрических признаков лица анализ изображения на нескольких масштабах используется с целью последовательного уточнения координат искомого признака лица.

Таким образом, многомасштабное знаковое представление можно рассматривать как специальное представление изображения, обеспечивающее устойчивость к изменениям условий освещения за счет перехода от исходных значений яркости изображения к рассмотрению отношений порядка на смежных пикселях. Анализ изображения на нескольких масштабах при построении знакового представления позволяет одновременно учитывать как крупные, так и мелкие детали лица, что способствует повышению качества идентификации лиц. К крупным деталям лица можно отнести его форму («овальное», «треугольное», «ромбовидное» и т.п.) и относительные размеры лицевых признаков (рот, нос, глаза и брови). К мелким деталям лица относится форма лицевых признаков, например, форма бровей, разрез глаз, контуры носа и рта.

Многомасштабное знаковое представление изображений

Пусть изображение — это функция $f: [0, a] \times [0, b] \rightarrow [0, \infty)$, действующая из некоторого прямоугольника во множество неотрицательных вещественных чисел. Данную функцию можно построить из

реально получаемого дискретизированного изображения с помощью алгоритма интерполяции. На прямоугольнике $[0, a] \times [0, b]$ будем рассматривать равномерные сетки различной скважности, определяемые длиной ячейки Δx вдоль оси X и длиной ячейки Δy вдоль оси Y . Целесообразно выбрать длины ячеек так, чтобы значения $N = a / \Delta x$ и $M = b / \Delta y$ были натуральными. Тогда сеточное представление $f_{\Delta x, \Delta y}$ изображения f — это функция $f_{\Delta x, \Delta y} : \{0, \dots, N\} \times \{0, \dots, M\} \rightarrow [0, \infty)$, определяемая равенством:

$$f_{\Delta x, \Delta y}(i, j) = \frac{1}{\Delta x \Delta y} \int_{\Delta x i}^{\Delta x(i+1)} \int_{\Delta y j}^{\Delta y(j+1)} f(x, y) dx dy,$$

где $i \in \{0, \dots, N\}$, $j \in \{0, \dots, M\}$. Можно рассматривать не одно, а несколько сеточных представлений изображения, а именно, $f_{\Delta x_k, \Delta y_k}$, $k = 1, \dots, n$, которые назовем *масштабами изображения* f .

Знаковым представлением сеточной части изображения $f_{\Delta x, \Delta y}$ будем считать «двухслойную» матрицу

$$\Pi_{\Delta x, \Delta y}(f) = \left(\left(\pi_{i,j}^x, \pi_{i,j}^y \right) \right)_{N \times M},$$

состоящую из знаков разностей —

$$\pi_{i,j}^x = \text{sgn} \left(f(\Delta x i, \Delta y j) - f(\Delta x(i-1), \Delta y j) \right) \text{ и}$$

$$\pi_{i,j}^y = \text{sgn} \left(f(\Delta x i, \Delta y j) - f(\Delta x i, \Delta y(j-1)) \right), \quad i = 1, \dots, N,$$

$$j = 1, \dots, M.$$

Упорядоченный набор знаковых представлений

$$\left\{ \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k} \right\}_{k=1}^n,$$

построенных для масштабов $f_{\Delta x_1, \Delta y_1}, f_{\Delta x_2, \Delta y_2}, \dots, f_{\Delta x_n, \Delta y_n}$ изображения f является *многомасштабным знаковым представлением* изображения f .

Для решения задач распознавания образов введем понятие меры близости на изображениях с помощью метрики на многомасштабных знаковых представлениях. Пусть изображения $f : [0, a] \times [0, b] \rightarrow [0, \infty)$, $g : [0, a] \times [0, b] \rightarrow [0, \infty)$ и соответствующие им многомасштабные знаковые представления

$$\left\{ \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)} \right\}_{k=1}^n \text{ и } \left\{ \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)} \right\}_{k=1}^n, \text{ тогда}$$

$$d(f, g) = \sum_{k=1}^n \alpha_k \rho \left(\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}, \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)} \right),$$

где ρ — метрика на матрицах изменения яркостей, а $\alpha_k > 0$ — весовые коэффициенты, определяющие приоритет каждого из масштабов. В качестве метрики на знаковых представлениях изображений используем взвешенную метрику Хэмминга, расстояние по которой соответствует количеству различных соответствующих элементов матриц

$$\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)} \text{ и } \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)} :$$

$$\rho \left(\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}, \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)} \right) =$$

$$= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \omega_{kij} \theta \left(\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}(i, j), \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)}(i, j) \right), \quad (1)$$

где $\omega_{kij} \geq 0$ — весовые коэффициенты,

$$\theta(a, b) = \begin{cases} 0, & a = b, \\ 1, & a \neq b. \end{cases}$$

Отметим, что поскольку на весовые коэффициенты накладывается нестрогое неравенство, выражение (1), вообще говоря, по своим свойствам является псевдометрикой.

Для определения весовых коэффициентов ω_{kij} используем подход, основанный на измерении количества информации, соответствующей элементам матрицы знакового представления. При анализе реальных коллекций изображений каждое изображение можно моделировать как реализацию многомерной случайной величины f . Тогда элементы матрицы знакового представления изображения f также являются случайными величинами, и для оценки их информативности можно, например, использовать энтропию Шеннона, которая широко применяется при анализе и кодировании изображений [9, 10]. Пусть $\pi = \{(1, 1), (1, -1), (-1, 1), (-1, -1)\}$ — множество значений, принимаемых элементами матрицы знакового представления, и $F = \{f_1, \dots, f_N\}$ — случайная выборка изображений заданного класса. Тогда $P \left\{ \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}(i, j) = \pi_r \right\}$ — вероятность того, что элемент $\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}(i, j)$ матрицы знакового представления изображения f примет фиксированное значение π_r , можно оценить по выборке F изображений заданного класса как частоту появления данного значения:

$$p_r^{(k)}(i, j) = \frac{\left| \left\{ f \in F \mid \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}(i, j) = \pi_r \right\} \right|}{|F|},$$

где $|F|$ — мощность множества F .

Считая, что элементы матрицы знакового представления являются независимыми случайными величинами, количество информации можно определить с помощью энтропии Шеннона следующим образом:

$$S^{(k)}(i, j) = - \sum_{r=1}^{|\pi|} p_r^{(k)}(i, j) \log p_r^{(k)}(i, j). \quad (2)$$

Таким образом, в качестве весовых коэффициентов в выражении (1) для k -го масштаба возьмем значение энтропии признаков на k -м масштабе $\omega_{kij} = S^{(k)}(i, j)$, тогда выражение для меры близости на изображениях, задаваемое метрикой на многомасштабных знаковых представлениях, примет вид:

$$\rho(f, g) = \sum_{k=1}^n \alpha_k \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \omega_{kij} \theta \left(\Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(f)}(i, j), \Pi_{\Delta x_k, \Delta y_k}^{(g)}(i, j) \right). \quad (3)$$

Мера близости (3) по своим свойствам является псевдометрикой на изображениях, поскольку из $\rho(f, g) = 0$, вообще говоря, не следует $f = g$, и задает разбиение множества изображений Ψ на непересекающиеся классы эквивалентности $\Psi_f = \{g \in \Psi \mid \rho(f, g) = 0\}$, причем, если $g(x, y) = \varphi(f(x, y))$ для всех $(x, y) \in [0, a] \times [0, b]$, где φ — монотонно возрастающая функция, то $g \in \Psi_f$. Таким образом, знаковое представление является инвариантным относительно строго монотонно возрастающего преобразования яркости изображения. Отметим, что такие преобразования яркости изображения являются характерными при формировании и обработке изображения. Например, изменение яркости и контрастности изображения, гамма-коррекция, искажения, возникающие при формировании изображения цифровыми фото сенсорами, естественным образом учитываются многомасштабным знаковым представлением.

Идентификация лиц на основе многомасштабного знакового представления

Задача состоит в необходимости выполнить поиск по изображению-запросу и выдавать пользователю упорядоченный набор лиц, наиболее похожих на запрос.

Прежде всего, необходимо рассчитать весовые коэффициенты метрики (3), используя выражения для оценки энтропии (2) по выборке изображений лиц. На данном этапе все изображения лиц из обучающей выборки приводятся к единому размеру, и для них рассчитывается многомасштабное знаковое представление. Для того чтобы фон не влиял на значение меры близости, используется маска, которая зануляет область изображения, содержащую элементы фона. Размер изображения на каждом масштабе выбирается, исходя из характерного размера деталей лица в пикселях по аналогии с идеей кратномасштабного анализа. «Мелкие» масштабы (размер изображения лица от 10x10 до 20x20 пикселей) характеризуют интегральные особенности лица и отвечают за существенные различия в форме лица (овальное лицо, ромбовидное, треугольное и т.д.). «Средние» масштабы (размер изображения лица от 20x20 до 50x50 пикселей) отвечают за локальные особенности лица — форму глаз, контур носа, относительные размеры глаз, бровей, носа и рта. «Крупные» масштабы (размер изображения лица 50x50 пикселей и выше) отвечают за «текстурные» особенности лица.

Следующий этап — это формирование базы, по которой осуществляется поиск лиц. На данном этапе для каждого лица вычисляется многомасштабное знаковое представление и сохраняется в базе. Отметим, что построение многомасштабного знакового представления является вычислительно простой операцией и требует всего $O(nNM)$ арифметических операций, где n — количество масштабов, N и M — размер сетки самого крупного масштаба. Кроме того, добавление очередного лица в базу никак не затрагивает уже имеющиеся изображения в базе, необходимо лишь посчитать многомасштабное знаковое представление для данного изображения.

Рассмотренные выше этапы (расчет весовых коэффициентов и формирование базы лиц) проводятся один раз перед использованием алгоритма идентификации.

Непосредственно процедура поиска лица-запроса в базе данных заключается в вычислении псевдометрики (3) между изображением-запросом и всеми элементами базы лиц. Изображения из базы, расстояние до которых от изображения-запроса не превышает заданного порога, упорядоченные по мере возрастания псевдометрики, предоставляются пользователю в качестве результата поиска.

Оценка качества идентификации лиц и результаты экспериментов

Определение качества работы алгоритмов поиска лиц будем производить методом статистической оценки показателей полноты (Recall) и точности (Precision) поиска, широко используемых в информационном поиске [11]. Полнота и точность оцениваются по тестовой коллекции $\Omega = (f_k, l_k)_{k=1}^L$, в которой каждому изображению f_k соответствует идентификатор персоны l_k . Пусть $\Omega_l = \{(f, n) \in \Omega | n = l\}$ — множество изображений, соответствующих персоне с идентификатором l , а

$$\Psi_{l_k} = \{(f, n) \in \Omega | \rho(f, q_{l_k}) < t\} -$$

множество изображений, найденных по изображению-запросу q_{l_k} , соответствующему персоне с идентификатором l , где t — пороговая величина, которая задает максимальное расстояние между похожими лицами. Тогда полнота r_{l_k} и точность p_{l_k} поиска изображений лиц по запросу l_k , целью которого является поиск изображения с идентификатором l , определяются следующим образом:

$$r_{l_k} = \frac{|\Omega_l \cap \Psi_{l_k}|}{|\Omega_l|}, \quad p_{l_k} = \frac{|\Omega_l \cap \Psi_{l_k}|}{|\Psi_{l_k}|}.$$

Для интегральной оценки метода поиска лиц производится усреднение показателей r_{l_k} и p_{l_k} по всем запросам l_k :

$$P = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L p_{l_k}, \quad R = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L r_{l_k}.$$

Таким образом, полнота поиска характеризует долю найденных изображений искомого человека среди всех изображений этого человека в базе, а точность характеризует долю изображений искомого человека среди всех найденных изображений.

Оценка качества предложенного алгоритма поиска лиц производилась на изображениях базы Essex [12], которая содержит 7900 изображений — по 20 фотографий каждого из 395 персон. Множество изображений было разделено на два непересекающихся подмножества: обучающее Ω_1 и тестовое Ω_2 , $|\Omega_1|/|\Omega_2| = 1/2$. На Ω_1 осуществлялось обучение алгоритма, состоящее в настройке весовых коэффициентов (2), а на Ω_2 оценивалось качество работы в терминах полноты и точности.

Для оценки качества были использованы алгоритмы идентификации, основанные на знаковом представлении как для одного масштаба (на рис. 1 им соответствуют графики SR1, размер лица 24x24 пикселя, и SR2, размер лица 64x64 пикселя), так и для совокупности двух масштабов (на рис. 1 — графики ML1, ML2 и ML3). Кроме того, для сравнения приведены результаты оценки качества для метода идентификации лиц, основанного на методе главных компонент [1] (на рис. 1 ему соответствует график PCA, размер лица 64x64 пикселя).

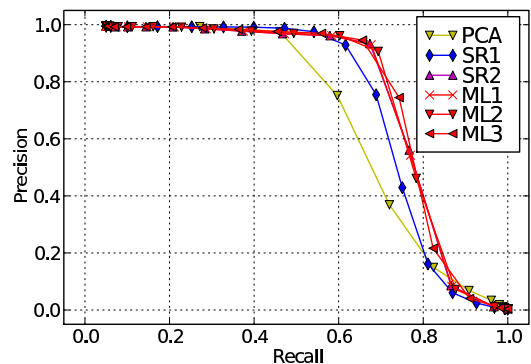


Рис. 1. Результаты оценки качества идентификации лиц на изображениях базы университета Essex. PCA — метод главных компонент, SR1 и SR2 — методы на основе знакового представления изображений, ML1 - ML3 — методы на основе многомасштабного знакового представления изображений.

Заключение

В работе предложено многомасштабное знаковое представление изображений. Рассматривается введение метрики на многомасштабных знаковых представлениях и настройке весовых коэффициентов на основе информативности признаков. Результат проведенного вычислительного эксперимента свидетельствует об эффективности и перспективности рассмотренного подхода. Разработанные методы идентификации лиц превосходят метод главных компонент по показателям полноты и точности. Кроме того, результаты идентификации лиц на основе многомасштабного знакового представления превосходят результаты идентификации на основе знакового представления, рассчитанного для одного масштаба, что особенно заметно при полноте поиска более 70%, когда точность резко падает при небольшом приросте полноты.

Литература

1. Turk M., Pentland A. Eigenfaces for recognition. // J. Cognitive Neuroscience. 3(1). 1991. P. 71 – 86.
2. [Ruiz] Ruiz-del-Solar J., Quintero J. Illumination compensation and normalization in eigenspace-based face recognition: A comparative study of different pre-processing approaches // Pattern Recognition Letters. Vol 29(14). 2008. P. 1966 – 1979
3. Zhou S., Chellappa R., Zhao W. Unconstrained Face Recognition. Series: International Series on Biometrics. Vol. 5. Springer Science & Business. 2006.
4. Delac K., Grgic M. Face Recognition. I-TECH Education and Publishing. 2007.
5. Wang H., Li S., Wang Y. Face Recognition under Varying Lighting Conditions Using Self Quotient Image. FGR. P. 819 – 824. 2004.
6. Fröba B., Ernst A. Face Detection with the Modified Census Transform // Proc. 6th Int. Conf. on Face and Gesture Recognition – FG 2004, Seoul, Korea. 2004. P. 91 – 96.
7. Гончаров А.В., Губарев В.В. Выделение характерных признаков лиц на цифровых изображениях с использованием

- знакового представления // Математические методы распознавания образов: 14-я Всероссийская конференция. Суздаль, 21-26 сентября 2009г.: Сборник докладов. М.: МАКС Пресс. 2009. С. 325 – 328
8. Гончаров А.В., Каркищенко А.Н. Влияние освещенности на качество распознавания фронтальных лиц // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». Тагангр: Изд-во ТТИ ЮФУ. №4(81). 2008. С. 88 – 92
9. [Pratt] Pratt W. Digital Image Processing. Wiley. 1978
10. Escolano F., Suau P., Bonev B. Information Theory in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer Verlag. 2009.
11. Российский семинар по Оценке Методов Информационного Поиска. Труды РОМИП 2009 (Петрозаводск, 16 сентября 2009г.) / Под ред. И. Некрестьянова, М. Некрестьяновой. — Санкт-Петербург: НУ ЦСИ, 2009, 198 с.
12. Spacek L. Collection of Facial Images. <http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/index.html>

FACE RECOGNITION ON THE BASIS OF SIGN-BASED IMAGE REPRESENTATION

Goncharov A.V., ag.tsure@gmail.com

A new approach to the feature extraction in pattern recognition and image analysis is proposed. The problem of choosing of weights coefficients in weighted Hamming's similarity measure on sign-based image representation is discussed. The face identification algorithm based on introduced image representation is proposed. Quality estimation of face identification algorithms in terms of recall and precision is carried out on face database of the Essex University. Results of the quality assessment of introduced face identification algorithm are compared to the state of the art.

МАКСИМАЛЬНО ПРАВДОПОДОБНОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ В ДВУХКАНАЛЬНЫХ ОПТИКО-ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМАХ

Артемьев В.М., Институт прикладной физики Национальной академии наук Беларуси, e-mail: artemiev@iaph.bas-net.by

Наумов А.О., Институт прикладной физики Национальной академии наук Беларуси, e-mail: naumov@iaph.bas-net.by

Кохан Л.Л., РУП «КБ Радар», г. Минск, e-mail: koxanll@yandex.ru

Ключевые слова: обнаружение, алгоритм, объект, анализ, изображение, методика, оценка вероятности, система, оптико-электронная, детектор.

Формулировка задачи

Одним из направлений повышения качественных показателей обзорных оптико-электронных систем является использование многоканальных способов получения и обработки информации. При измерениях с одной точки пространства многоканальность может быть реализована путем использования различных спектральных диапазонов. Их количество может меняться от двух до гиперспектральных случаев, имеющих десятки и сотни каналов. Ширина используемого спектра может простираться от видимого диапазона до дальнего инфракрасного [1-4]. Возможны два варианта структуры рассматриваемых в настоящей статье двухканальных систем: с отдельными и совмещенными фотоприемниками. Наиболее просто реализуется первая структура, состоящая из двух отдельных каналов, «настроенных» на свой спектральный диапазон. В совмещенных структурах используется общий канал, сложность создания которого состоит в обеспечении его пропускной способности во всем рабочем спектральном диапазоне. При этом детектирование сигналов может осуществляться как отдельными детекторами, так и объединенными путем использования многослойных матриц [5-6]. В отдельных системах требуется предварительная синхронизация изображений, как по масштабу, так и по геометрическому положению. В устройствах с многослойными детекторами эта проблема отсутствует, однако их чувствительность ниже и, кроме того, имеется взаимное влияние между слоями.

В настоящей работе рассматривается задача обнаружения изображений объектов в двухканальных обзорных оптико-электронных системах (ОЭС) в случае неопределенности задания априорных характеристик полезного сигнала, известных статистических характеристиках шумов фотоприемника и при совмещенных изображениях в каналах.

Априорные характеристики изображений

Исходным постулатом статистической теории обнаружения является задание априорных характеристик изображений, как объектов, так и помех. Сложность их получения привела к необходимости разработки специальных разделов теории, в той или иной мере учитывающих апри-

Разработана методика оценки вероятности обнаружения малоразмерных объектов в двухканальных оптико-электронных системах при наличии шумов. В случае неизвестных априорных данных о статистических характеристиках изображений объекта в каналах использован метод максимального правдоподобия. Введено понятие о максимально правдоподобных характеристиках обнаружения. Это позволило дать оценку диапазона изменения максимально правдоподобной вероятности правильного обнаружения при заданных текущих значениях отношений сигнал/шум в каналах наблюдения и вероятности ложных тревог.

орную неопределенность. Можно сослаться на монографию [7], где вопросы обнаружения решаются на основе использования метода максимального правдоподобия.

При использовании двухканальных оптико-электронных систем (ОЭС) помимо известного недостатка в априорном знании статистических характеристик сигналов в каждом из каналов, появляется дополнительная неопределенность в знании связей между изображениями. По этой причине в настоящей работе делаются следующие предположения об априорных данных.

Первое касается задания инвариантных характеристик изображений объектов в обоих каналах. Таковыми считаются контуры обоих изображений. Например, это предположение можно принять в случае использования спектральных полос, одновременно лежащих либо в видимом, либо в инфракрасном диапазонах, а также при комплексировании видимого диапазона с инфракрасным для объектов без высокотемпературных следов. Пример подтверждения этого предположения дается на рис. 1, где показаны изображения вертолета в видимом и инфракрасном диапазонах, полученные одновременно с одного ракурса. Здесь же даны изображения их контуров, полученные по единой методике [8].

Второе предположение связано с заданием характеристик полей яркости внутри контуров, которые полагаем неизвестными. Третье касается характера связей между изображениями в каналах. Поскольку в имеющейся литературе отсутствуют экспериментальные данные по этому вопросу, вновь приходится использовать предположение о наличии дополнительной априорной неопределенности в их задании.

При сделанных предположениях решение задачи обнаружения приводит к необходимости расширения методов, изложенных в [7], на случай двухканального поступления информации об одном и том же объекте в условиях неопределенности.

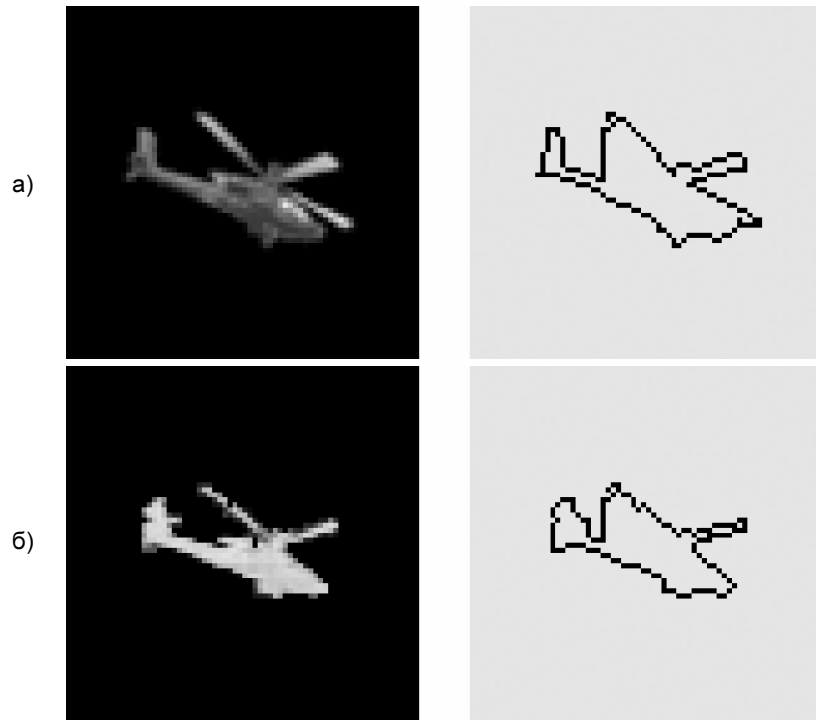


Рис. 1. Изображения вертолета и его контура в различных спектральных диапазонах: а – видимом; б – инфракрасном (8–12 мкм)

Алгоритм обнаружения

Пусть имеются два изображения одного и того же объекта в различных каналах. Полагаем параметры детекторов идентичными с одинаковыми размерами их элементов и одинаковым их числом $S = S_1 \times S_2$, где S_1 — число столбцов, S_2 — число строк. Преобразуем двумерные изображения на выходе детекторов в векторную форму путем сканирования строк слева направо, а столбцов — сверху вниз. Значения яркости элементов векторов обозначим через $\mathbf{x}_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1S}]^T$ и $\mathbf{x}_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2S}]^T$. В их составе находятся векторы сигналов объекта $\mathbf{u}_1 = [u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1S}]^T$, $\mathbf{u}_2 = [u_{21}, u_{22}, \dots, u_{2S}]^T$ с элементами, равными нулю вне диапазонов контуров. Поскольку контуры полагаются одинаковыми, то и расположение элементов изображений объекта в составе векторов будут одинаковыми. Сформулируем следующую задачу:

1. Наблюдаются две аддитивные смеси \mathbf{x}_1 и \mathbf{x}_2 изображений объекта \mathbf{u}_1 и \mathbf{u}_2 на фоне помех \mathbf{w}_1 и \mathbf{w}_2 :

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{u}_1 + \mathbf{w}_1, \quad \mathbf{x}_2 = \mathbf{u}_2 + \mathbf{w}_2, \quad (1)$$

где $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iS}]^T$ ($i = 1, 2$). При отсутствии объекта модель наблюдения получается из при $\mathbf{u}_1 = \mathbf{u}_2 = 0$. Вероятности наличия и отсутствия цели априорно неизвестны.

2. Векторы помех \mathbf{w}_1 и \mathbf{w}_2 считаются статистически независимыми, однородными, гауссовыми белыми шумами с известными дисперсиями σ_1^2 и σ_2^2 . Их совместная функция плотности распределения вероятности (ПРВ) имеет вид:

$$P_1(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2) = \frac{1}{(2\pi\sigma_1^2)^{S/2} (2\pi\sigma_2^2)^{S/2}} \exp\left(-\frac{\mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{\mathbf{w}_2^T \mathbf{w}_2}{2\sigma_2^2}\right). \quad (2)$$

3. При наличии объекта условная функция ПРВ наблюдений \mathbf{x}_1 и \mathbf{x}_2 получается в форме:

$$p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 | \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2) = \frac{1}{(2\pi\sigma_1^2)^{S/2} (2\pi\sigma_2^2)^{S/2}} \times \exp\left[-\frac{(\mathbf{x}_1 - \mathbf{u}_1)^T (\mathbf{x}_1 - \mathbf{u}_1)}{2\sigma_1^2}\right] \exp\left[-\frac{(\mathbf{x}_2 - \mathbf{u}_2)^T (\mathbf{x}_2 - \mathbf{u}_2)}{2\sigma_2^2}\right]. \quad (3)$$

При отсутствии объекта эта функция равна:

$$p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \frac{1}{(2\pi\sigma_1^2)^{S/2} (2\pi\sigma_2^2)^{S/2}} \times \exp\left(-\frac{\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{\mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_2}{2\sigma_2^2}\right). \quad (4)$$

Используя критерий максимального правдоподобия, находим оптимальные оценки $\hat{\mathbf{u}}_1$, $\hat{\mathbf{u}}_2$ значений векторов \mathbf{u}_1 и \mathbf{u}_2 , максимизируя функцию (3). Очевидно, что это достигается при значениях оценок

$$\hat{\mathbf{u}}_1 = \mathbf{x}_1, \quad \hat{\mathbf{u}}_2 = \mathbf{x}_2. \quad (5)$$

Поскольку в методе максимального правдоподобия неизвестные значения векторов объекта заменяются их оценками (5), то условную функцию ПРВ этих оценок при наблюдениях \mathbf{x}_1 и \mathbf{x}_2 можно записать в виде произведения:

$$p(\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2 | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \delta(\mathbf{x}_1 - \hat{\mathbf{u}}_1) \delta(\mathbf{x}_2 - \hat{\mathbf{u}}_2). \quad (6)$$

Для решения задачи оптимального обнаружения находится отношение правдоподобия:

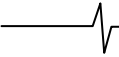
$$\Lambda(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 | \hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2) = p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 | \hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2) / p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2).$$

Подставляя в это выражение формулы (3) и (4), а также учитывая выражение (5) для оптимальных оценок, получаем отношение правдоподобия в виде:

$$\Lambda(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 | \hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2) = \exp\left[\frac{\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1}{2\sigma_1^2} + \frac{\mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_2}{2\sigma_2^2}\right]. \quad (7)$$

Алгоритм обнаружения находится путем сравнения с порогом μ логарифма этой функции, т.е.:

$$z = z_1 + z_2 = \frac{\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1}{2\sigma_1^2} + \frac{\mathbf{x}_2^T \mathbf{x}_2}{2\sigma_2^2} > \mu. \quad (8)$$



Структурная схема обнаружителя изображена на рис. 2.

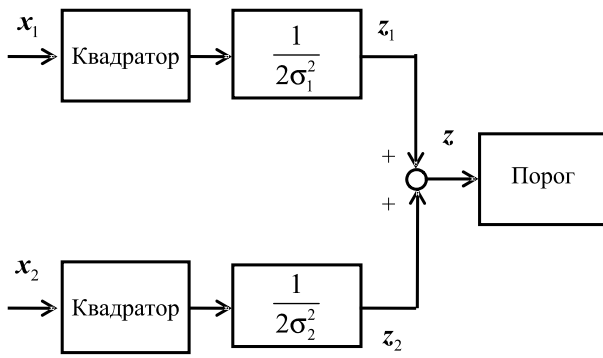


Рис. 2. Структурная схема двухканального обнаружителя в условиях неопределенности

Наибольший интерес представляет задача обнаружения объектов на максимальных дальностях, когда их изображения состоят из одного элемента. Это приводит к процедуре поэлементного «просмотра» всего изображения с решением задачи обнаружения сигналов объекта в каждом из них. Алгоритм одноэлементного обнаружения получается из (8) в виде:

$$z_i = \frac{x_{1i}^2}{2\sigma_1^2} + \frac{x_{2i}^2}{2\sigma_2^2} > \mu, \quad i = 1, 2, \dots, S. \quad (9)$$

При этом обнаружение многоэлементных изображений объектов будет состоять из последовательности операций над каждым из элементов в отдельности. Такая процедура не является строго оптимальной, однако удобна на практике для обнаружения объектов различных размеров.

Анализ характеристик обнаружения

Существующая методика оценки качества обнаружения в условиях неопределенности включает следующую последовательность операций: первоначально находится алгоритм обнаружения; затем, исходя из физического смысла задачи, задаются конкретными априорными данными и, наконец, известными методами [7] находят характеристики правильного обнаружения и ложных тревог для заданной совокупности статистических параметров сигнала и помех. В условиях неопределенности такой подход вызывает неудовлетворение по следующей причине. Исходным предположением решения сформулированной задачи является априорная неопределенность характеристик полезного сигнала, преодоление которой осуществляется путем использования метода максимального правдоподобия. При этом естественной будет попытка получения характеристик обнаружения, так же обладающих свойствами максимального правдоподобия и зависящих не от статистических параметров, а от измеряемых величин сигналов. В рамках такого подхода априорные функции заменяются на функции ПРВ максимального правдоподобия путем подстановки вместо амплитуд полезных сигналов их правдоподобных оценок.

Рассмотрим эту методику применительно к одноэлементному обнаружению. Исходя из заданных свойств помех, максимально правдоподобные функции ПРВ

значений x_1 и x_2 при условии оценок \hat{u}_1 и \hat{u}_2 равны:

$$p(x_i | \hat{u}_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \hat{u}_i)^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2. \quad (10)$$

Для сигналов $z_i = x_i^2/2\sigma_i^2$ они будут иметь распределения типа χ^2 :

$$p(z_i | \hat{u}_i) = \frac{1}{\sqrt{\pi z_i}} \exp\left(-\left(z_i + \frac{\hat{u}_i^2}{2\sigma_i^2}\right)\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{\frac{2\hat{u}_i^2 z_i}{\sigma_i^2}}\right), \quad z_i \geq 0. \quad (11)$$

Затем в соответствии с формулой (9) значения z_i суммируются, образуя сигнал $z = z_1 + z_2$, поступающий на пороговое устройство с уровнем срабатывания μ .

Вероятность ложной тревоги $P_{ЛТ}$ находится при отсутствии полезных сигналов ($\hat{u}_i = 0$), поэтому функции ПРВ (11) преобразуются к виду:

$$p(z_i) = \frac{1}{\sqrt{\pi z_i}} \exp(-z_i).$$

Поскольку помехи в каналах статистически независимы, то совместная функция ПРВ значений z_1 и z_2 будет равна произведению:

$$p(z_1, z_2) = \frac{1}{\pi\sqrt{z_1 z_2}} \exp(-z_1 - z_2).$$

Для суммарного значения z функция ПРВ получается в виде свертки:

$$p(z) = \int_0^z p(z_1, z - z_1) dz_1 = \frac{\exp(-z)}{\pi} \int_0^z \frac{1}{\sqrt{z_1(z - z_1)}} dz_1 = \exp(-z) \quad (12)$$

Отсюда вероятность ложной тревоги находится из выражения:

$$P_{ЛТ}(\mu) = \int_{\mu}^{\infty} p(z) dz = \int_{\mu}^{\infty} \exp(-z) dz = \exp(-\mu). \quad (13)$$

Таким образом, в случае известных априорных характеристик помех в каналах, вероятность ложной тревоги зависит только от величины порога, поскольку сигналы в каналах нормируются (рис. 2).

Перейдем к нахождению максимально правдоподобной вероятности правильного обнаружения, для чего первоначально запишем условную функцию ПРВ $p(z_1, z_2 | \hat{u}_1, \hat{u}_2)$ с учетом независимости шумов в каналах и формулы (11):

$$p(z_1, z_2 | \hat{u}_1, \hat{u}_2) = p(z_1 | \hat{u}_1) p(z_2 | \hat{u}_2) = \frac{1}{\pi\sqrt{z_1 z_2}} \exp\left(-\left(z_1 + \frac{\hat{u}_1^2}{2\sigma_1^2}\right) - \left(z_2 + \frac{\hat{u}_2^2}{2\sigma_2^2}\right)\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\frac{\hat{u}_1^2 z_1}{\sigma_1^2}}\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\frac{\hat{u}_2^2 z_2}{\sigma_2^2}}\right). \quad (14)$$

Наиболее правдоподобная функция ПРВ сигналов z_1 и z_2 при наблюдениях x_1 и x_2 получается из выражения:

$$p(z_1, z_2 | x_1, x_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} p(z_1, z_2 | \hat{u}_1, \hat{u}_2) p(\hat{u}_1, \hat{u}_2 | x_1, x_2) d\hat{u}_1 d\hat{u}_2.$$

Подставляя формулы (5) и (6), приходим к выражению:

$$p(z_1, z_2 | x_1, x_2) = \frac{1}{\pi\sqrt{z_1 z_2}} \exp\left(-\left(z_1 + \frac{x_1^2}{2\sigma_1^2}\right) - \left(z_2 + \frac{x_2^2}{2\sigma_2^2}\right)\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\frac{x_1^2 z_1}{\sigma_1^2}}\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\frac{x_2^2 z_2}{\sigma_2^2}}\right). \quad (15)$$

Функция ПРВ суммарного сигнала $z = z_1 + z_2$ определяется интегралом свертки:

$$p(z | x_1, x_2) = \int_0^z p(z_1, z - z_1 | x_1, x_2) dz_1 = \\ = \frac{1}{\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(\rho_1 + \rho_2)\right) \exp(-z) \int_0^z \frac{1}{\sqrt{z_1(z-z_1)}} \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\rho_1 z_1}\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\rho_2(z-z_1)}\right) dz_1,$$

где через $\rho_i = x_i^2 / \sigma_i^2$ обозначены отношения квадрата амплитуд измеренных сигналов к дисперсиям помех, что можно считать текущим отношением сигнал/шум в каналах. Тогда вероятность максимально правдоподобного правильного обнаружения $P_{ПО}(\mu)$ находится из выражения:

$$P_{ПО}(\mu) = \int_{\mu}^{\infty} p(z | x_1, x_2) dz = \frac{1}{\pi} \exp\left(-\frac{\rho_1 + \rho_2}{2}\right) \times \\ \times \int_{\mu}^{\infty} \exp(-z) \int_0^z \frac{1}{\sqrt{z_1(z-z_1)}} \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\rho_1 z_1}\right) \operatorname{ch}\left(\sqrt{2\rho_2(z-z_1)}\right) dz_1 dz. \quad (16)$$

Вероятность правильного обнаружения зависит от двух параметров ρ_1 и ρ_2 и может быть рассчитана численными методами.

Приведем следующий пример. Пусть желаемая вероятность ложной тревоги $P_{ЛТ}(\mu) = 10^{-3}$. Из формулы (13) находим значение порога $\mu = 6,9$. Для этого порога по формуле (16) строим зависимости вероятности максимально правдоподобного обнаружения для диапазонов значений ρ_1 и ρ_2 в пределах от 0 до 20. Эти зависимости приведены на рис. 3.

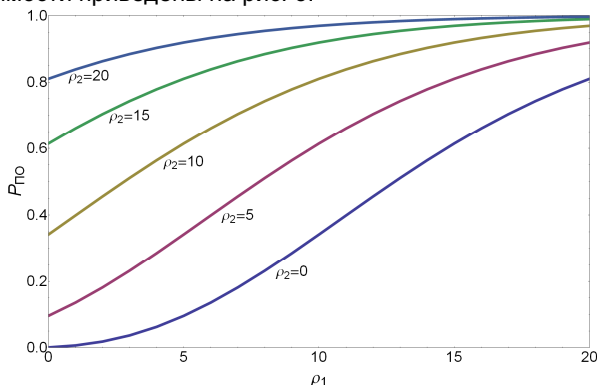


Рис. 3. Зависимости вероятности максимально правдоподобного обнаружения от текущих значений сигнал/шум в каналах.

При заданных диапазонах изменения отношений сигнал/шум ρ_1 и ρ_2 в каналах, по графикам на рис. 3 можно определить диапазон изменения наиболее правдоподобного значения вероятности правильного обнаружения. Например, если ρ_1 и $\rho_2 \leq 15$, то максимальное значение $P_{ПО} = 0,95$. По этим же графикам можно дать оценку выигрыша двухканального обнаружения в сравнении с одноканальным. Нижняя кривая на рис. 3 соответствует значению $\rho_2 = 0$, т.е. отсутствию полезного сигнала во втором канале. С ростом величины ρ_2 увеличивается, и значение вероятности правильного обнаружения и можно оценить степень этого увеличения.

Заключение

Многоканальные обзорные оптико-электронные системы обладают повышенными возможностями, однако они

более сложные и дорогостоящие. Для решения вопроса о целесообразности их использования необходима предварительная оценка степени их эффективности в сравнении с одноканальным вариантом. В работе сделана попытка разработки методики оценки вероятности обнаружения малоразмерных объектов в условиях наличия шумов в каналах. Сложность задачи состояла в отсутствии априорных данных о статистических характеристиках изображений объекта в каналах и связи между ними. Для преодоления этих трудностей использован метод максимального правдоподобия. В отличие от классического подхода к нахождению характеристик обнаружения, в работе вводятся их максимально правдоподобные оценки, связанные не с априорными статистическими, а с текущими значениями отношений сигнал/шум в каналах. Это позволяет при заданных диапазонах изменения текущих значений сигнал/шум дать оценку диапазона изменения максимально правдоподобной вероятности правильного обнаружения при заданном значении вероятности ложных тревог.

Литература

1. Тарасов В.В., Якушенков Ю.Г. Многоспектральные оптико-электронные системы // Спец. техника, 2002, № 4, с. 56–62.
2. Goldberg A.C., Fisher T., Derzko Z. Application of dual-band infrared focal plane arrays to tactical and strategic military problems // SPIE Proc., 2003, V. 4820, p. 500–514.
3. Glasser C., Beystum T.R., Himoto R. et al. Architecture of a multichannel multispectral imaging processor // SPIE Proc., 2001, V. 4372, p. 105–113.
4. Wilston J.A., Patten E.A., Chapman G.R. et al. Integrated two-color detection for advanced FPA applications // SPIE Proc., 1994, V. 2274, p. 117–125.
5. Jindall B.K. Result of two-color detector array in bulk mercury cadmium telluride // SPIE Proc., 1994, V. 2275, p. 278–288.
6. Goldberg A.C., Fisher T., Kennerly Z. Dual-band imaging of military targets using a QWIP focal plane array // Army Research Laboratory Report, Adelphi, MD, USA, 20783.
7. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М: Сов. радио, 1977.
8. Шапиро Л., Стокман Д. Компьютерное зрение. М.: изд. БИНОМ, 2006.

MAXIMUM LIKELIHOOD DETECTION OF THE OBJECT IMAGES IN TWO-CHANNEL OPTOELECTRONIC SYSTEMS

Artemiev V.M., Naumov A.O., Kokhan L.L.

The methodology for estimation of detection probability of small-sized objects in two-channel optoelectronic systems corrupted by noises is developed. In the case of unknown priority statistics of the object images in channels the maximum likelihood method is used. The maximum likelihood detection characteristics are introduced. It allows to estimate the true maximum likelihood detection probability with given current signal to noise ratio in observation channels and false alarm probability.

ДЕТЕКТИРОВАНИЕ И ФИЛЬТРАЦИЯ ИМПУЛЬСНОГО ШУМА СО СЛУЧАЙНЫМИ ЗНАЧЕНИЯМИ ИМПУЛЬСОВ

Приоров А.Л., к.т.н., доцент кафедры динамики электронных систем Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: dcslab@uniyar.ac.ru

Куйкин, Д.К., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: denis.kuykin@gmail.com

Хрящев В.В., к.т.н., доцент кафедры динамики электронных систем Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: dcslab@uniyar.ac.ru

Ключевые слова: импульсный шум, медианный фильтр, ранговая статистика, детектирование шума, фильтрация изображений

Введение

Наиболее распространены две модели импульсного шума: с фиксированными значениями импульсов (типа «соль и перец») и со случайными значениями импульсов [1-3]. Проблеме восстановления цифровых изображений, искаженных импульсным шумом с фиксированными значениями импульсов традиционно уделяется значительное внимание исследователей [4-8], но существует относительно мало работ, посвященных борьбе с импульсным шумом со случайными значениями импульсов. Искаженное изображение в этом случае можно представить в виде:

$$\hat{f}(i, j) = \begin{cases} z, & \text{с вероятностью } p, \\ f(i, j), & \text{с вероятностью } (1-p), \end{cases}$$

где $f(i, j)$ и $\hat{f}(i, j)$ – значения яркости пикселя с координатами (i, j) у исходного и искаженного изображений, соответственно, z – целочисленная случайная величина из интервала $[0...255]$ с равномерным законом распределения, $p \in [0...1]$ – вероятность появления импульсов на изображении.

Анализ современных научно-технических источников показывает, что в задаче удаления импульсного шума со случайными значениями импульсов могут использоваться нелинейные фильтры на основе ранговой статистики с предварительным детектированием [9, 10], итерационные алгоритмы [11], модификации взвешенного медианного фильтра [12], алгоритмы на основе вариационного исчисления [13], фильтры с нечеткой логикой [14].

В данной работе рассматривается подход, основанный на предварительном детектировании импульсов, как показано на рис. 1. В качестве исходных алгоритмов, реализующих эту схему, были выбраны: ранжирующий фильтр (РФ) [15], направленный взвешенный медианный фильтр (НВМФ) [16] и прогрессивный переключающийся медианный фильтр (ППМФ) [17].

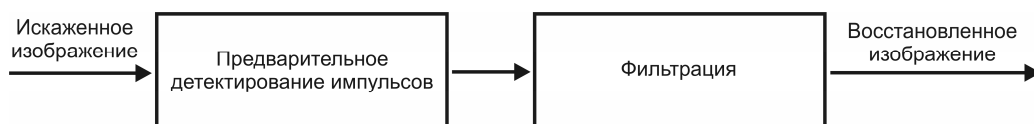


Рис. 1. Удаление импульсного шума с предварительным детектированием

Рассматривается новый алгоритм фильтрации изображений, искаженных импульсным шумом со случайными значениями импульсов. Представлена модификация прогрессивного переключающегося медианного фильтра, используемого для этой цели. Приводятся результаты сравнительного анализа предложенных и ряда других алгоритмов детектирования и фильтрации импульсного шума со случайными значениями импульсов.

Предлагается алгоритм детектирования шума со случайными значениями импульсов на основе взвешенной медианы – взвешенный медианный детектор (ВМД), а также рассматривается модификация прогрессивного переключающегося медианного фильтра (МПМФ), полученная с использованием предложенного алгоритма детектирования.

Для сравнения результатов фильтрации шума используются следующие критерии качества восстановленных изображений:

- пиковое отношение сигнал/шум (ПОСШ) [18];
- визуально воспринимаемое качество изображений [19].

Анализ проводился на наборе стандартных тестовых полутоновых изображений размером 512×512 пикселей [20].

Детектирование импульсов

Рассмотрены результаты сравнительного анализа трех детекторов импульсного шума со случайными значениями импульсов: детектор импульсов из алгоритма РФ, детектор из алгоритма НВМФ и предложенный алгоритм ВМД.

Процедура детектирования импульсов в ранжирующем фильтре основана на вычислении ранжированных разностей. Данные разности сравниваются с набором предустановленных пороговых значений и, если хотя бы одна из них превышает по модулю соответствующее пороговое значение, то пиксель считается искаженным [15].

Более сложный алгоритм детектирования импульсов используется в фильтре НВМФ. В нем вычисляются четыре специальных индекса, отражающих отличие центрального пикселя в окне фильтрации от соседних пикселей по каждому из четырех возможных направлений. Минимальный из этих индексов используется для принятия решения о признании пикселя импульсом [16].

Предложенный детектор импульсного шума ВМД рассмотрен ниже при описании модифицированного прогрессивного переключающегося медианного фильтра.

Для оценки эффективности алгоритмов детектирования импульсного шума со случайными значениями импульсов используются два критерия:

- число пропущенных детектором искаженных пикселей (ошибки I рода);
- число ложных срабатываний детектора импульсов (ошибки II рода).

Для достижения высокого качества восстановления изображения детектор должен обнаруживать как можно больше искаженных шумом пикселей при минимальном количестве ложных срабатываний.

Результаты моделирования работы детекторов для тестовых изображений с различной степенью детализации «Перцы», «Лена», «Барбара» и «Бабуин» приведены в табл. 1-4, соответственно.

Приведенные результаты показывают, что число ошибок типа I у рассмотренных трех типов детекторов сопоставимо. При малой вероятности импульсов преимущество имеют детекторы РФ и ВМД, а при $p \geq 0,2$

лучшие результаты дает НВМФ. Повышение степени детализации изображения при фиксированной вероятности шума приводит к росту ошибок типа I для всех типов детекторов на 20-40%.

С точки зрения ошибок II рода ситуация выглядит иначе. Для всех типов тестовых изображений и различных вероятностей появления импульсов существенно лучшие результаты показывает предложенный детектор ВМД. Легко заметить также существенный рост ошибок II рода при увеличении степени детализации изображения. В то же время анализ числа ошибок детектора ВМД для изображений с высокой детализацией «Барбара» и «Бабуин» показывает, что с увеличением степени зашумления число ошибок II рода уменьшается на 20-30%.

Хорошие результаты дает использование комбинированных алгоритмов, полученные путем сочетания рассмотренных детекторов совместно с процедурой фильтрации ППМФ [17]. На рис. 2 представлены результаты восстановления тестовых изображений «Перцы», «Лена», «Барбара» и «Бабуин» для модели импульсного шума со случайными значениями импульсов и $0,05 \leq p \leq 0,3$.

Таблица 1

Число ошибок детектирования для изображения «Перцы»

Вероятность импульсов	0,1		0,2		0,3	
	I	II	I	II	I	II
РФ	3475	4085	7041	4661	11018	6134
НВМФ	5209	2324	8325	3792	10577	5635
ВМД	3313	2169	7809	2087	14516	2570

Таблица 2

Число ошибок детектирования для изображения «Лена»

Вероятность импульсов	0,1		0,2		0,3	
	I	II	I	II	I	II
РФ	3523	4501	7257	5119	10962	6749
НВМФ	5216	2212	8607	4217	10396	6715
ВМД	3372	1514	8134	1553	14351	2110

Таблица 3

Число ошибок детектирования для изображения «Барбара»

Вероятность импульсов	0,1		0,2		0,3	
	I	II	I	II	I	II
РФ	4283	21776	8585	22492	12782	23490
НВМФ	5446	16914	9030	22942	11375	27213
ВМД	4434	13124	10136	11915	17593	11387

Таблица 4

Число ошибок детектирования для изображения «Бабуин»

Вероятность импульсов	0,1		0,2		0,3	
	I	II	I	II	I	II
РФ	5224	35085	10059	35500	14991	36484
НВМФ	5942	29232	9675	39587	12259	47082
ВМД	5531	24285	11928	20781	20174	18553

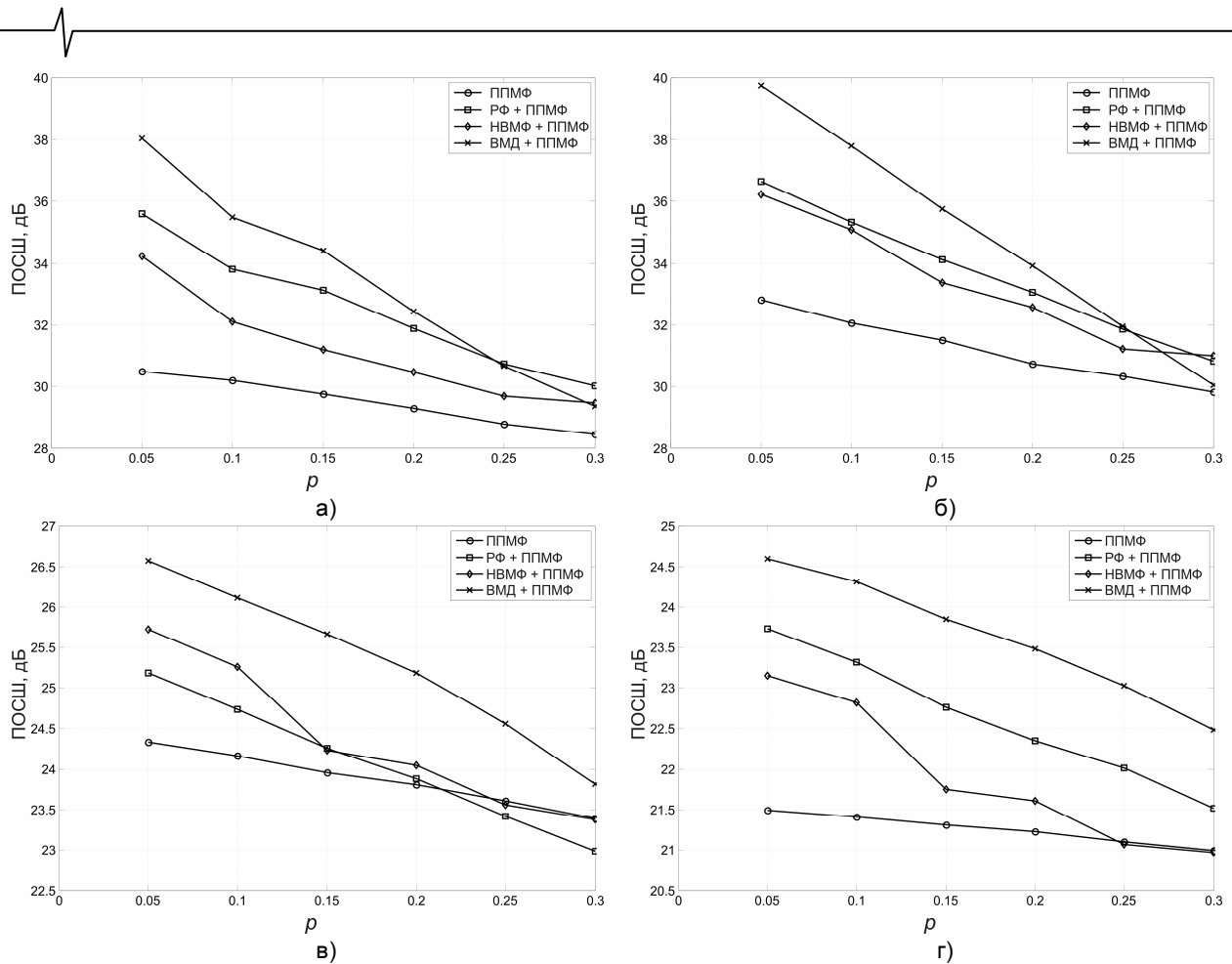


Рис. 2. Результаты восстановления тестовых изображений: а) «Перцы»; б) «Лена»; в) «Барбара»; г) «Бабуин»

Анализ этих результатов показывает, что для изображений с низкой и средней детализацией («Перцы», «Лена») использование связки ВМД+ППМФ дает преимущество до 1,5 дБ, если $p \leq 0,25$. При увеличении вероятности импульсного шума сказывается большее количество ошибок типа I у детектора ВМД, что приводит к ухудшению результатов восстановления.

Для изображений с высокой детализацией («Барбара», «Бабуин») связка ВМД+ППМФ оказывается наилучшей на всем рассмотренном диапазоне вероятности импульсного шума. Преимущество в значениях ПОСШ составляет 1-2 дБ. Следует отметить, что абсолютные значения ПОСШ для изображений с высокой детализацией лежат в интервале 22-27 дБ, что в среднем на 10 дБ ниже, чем для изображений с низкой детализацией.

Данные результаты показывают целесообразность использования связки ВМД+ППМФ (далее обозначаемой как МППМФ) в задаче удаления импульсного шума. Рассмотрим работу этого комбинированного алгоритма более подробно.

Модифицированный прогрессивный переключающийся медианный фильтр

Обозначим через X искаженное изображение, представленное в виде матрицы значений яркости пикселей. В качестве процедуры обнаружения импульсов используется алгоритм ВМД. Рассмотрим бинарную матрицу F такую, что значение $F(i, j)$ используется для отображения того, является ли пиксель в позиции (i, j) импульсом, а именно, $F(i, j) = 0$ означает, что пиксель $X(i, j)$ – неискаженный.

При $F(i, j) = 1$ пиксель идентифицируется как импульс шума. На старте процедуры детектирования импульсов полагается, что все пиксели неискаженные, т.е. $F(i, j) = 0 \forall i, j$.

Пусть размеры окна детектора обозначаются $W \times W$ (W – нечетное целое, не меньше трех) и Ω_{ij}^W отображает множество значений пикселей в пределах этого окна, централизованного вокруг пикселя с координатами (i, j) . Обозначим через V множество координат пикселей в пределах указанного окна:

$$V = \{ (s, t) | -h \leq s \leq h, -h \leq t \leq h \},$$

где h – целое число, такое, что $W = 2h + 1$.

Положим взвешенная медиана пикселей внутри окна детектора имеет вид:

$$Y_{ij}^w = \text{медиана}(X_{ij}^w),$$

$$X_{ij}^w = \{ X(i+s, j+t), w \diamond X(i, j) | (s, t) \in V, (s, t) \neq (0, 0) \},$$

где \diamond – оператор повторения.

Для текущего центрального пикселя $X(i, j)$ вычисляются следующие разности:

$$d_k = |Y_{ij}^{2k+1} - X(i, j)|, \quad k = 0, \dots, L-1,$$

где L – целое число, удовлетворяющее условию $2L - 1 = W_D \cdot W_D$.

Процедура детектирования использует набор предустановленных пороговых значений $T = [T_0, T_1, \dots, T_{L-1}]$ для определения, является текущий пиксель $X(i, j)$ импульсом:

$$F(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если } \exists k, d_k > T_k \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Пороговые значения T_k вычисляются адаптивно и зависят от текущего положения окна фильтрации. При этом учитываются локальные статистические свойства пикселей в рассматриваемой окрестности Ω_{ij}^W .

Результирующая бинарная матрица \mathbf{F} является результатом работы детектора и используется далее в процедуре фильтрации.

В ходе процедуры фильтрации генерируются две последовательности изображений. Первая представляет собой последовательность полутоновых изображений $\{\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{X}^{(1)}, \dots, \mathbf{X}^{(n)}, \dots\}$, где $\mathbf{X}^{(0)} = \mathbf{X}$ – входное зашумленное изображение, а $\mathbf{X}^{(n)}$ – изображение после n -й итерации. Вторая – последовательность бинарных изображений $\{\mathbf{F}^{(0)}, \mathbf{F}^{(1)}, \dots, \mathbf{F}^{(n)}, \dots\}$, где бинарное значение $F^{(n)}(i, j) = 0$ означает, что пиксель в позиции (i, j) рассматривается как неискаженный на n -й итерации, а $F^{(n)}(i, j) = 1$ – что пиксель с данными координатами испорчен шумом. Начальное значение бинарной матрицы $\mathbf{F}^{(0)} = \mathbf{F}$, то есть равно результату работы детектора импульсов.

На n -й итерации ($n=1, 2, \dots$) для каждого пикселя $X^{(n-1)}(i, j)$ сначала вычисляется медианное значение $m^{(n-1)}(i, j)$ в окне $W_F \times W_F$ с центром вокруг пикселя. Медиана вычисляется, используя только пиксели, которые на данном этапе считаются неискаженными шумом и находящиеся в пределах окна фильтра. Пусть M отмечает число всех таких пикселей в окне. Если M четное, то медиана вычисляется как среднее арифметическое между двумя средними элементами отсортированных данных.

Если $M > 0$, то

$$m^{(n-1)}(i, j) = \text{медиана} \{ X^{(n-1)}(t, s) \mid F^{(n-1)}(t, s) = 0, X(t, s) \in \Omega_{ij}^{W_F} \}.$$

Значение $X^{(n)}(i, j)$ на данной итерации изменяется только в том случае, если пиксель с координатами (i, j) – импульс и $M > 0$:

$$X^{(n)}(i, j) = \begin{cases} m^{(n-1)}(i, j), & \text{если } F^{(n)}(i, j) = 1; M > 0 \\ X^{(n-1)}(i, j), & \text{иначе.} \end{cases}$$

Если пиксель был изменен, то далее он рассматривается как неискаженный, т.е.

$$F^{(n)}(i, j) = \begin{cases} F^{(n-1)}(i, j), & \text{если } X^{(n)}(i, j) = X^{(n-1)}(i, j) \\ 0, & \text{если } X^{(n)}(i, j) = m^{(n-1)}(i, j). \end{cases}$$

Процедура останавливается на N_F -й итерации, когда все пиксели, отмеченные как искаженные, модифицированы, то есть выполняется равенство:

$$\sum_{i, j} F^{(N_F)}(i, j) = 0.$$

Полученная в результате матрица $X^{(N_F)}(i, j)$ и есть восстановленное изображение.

Визуальные результаты восстановления изображений

На рис. 3 представлены визуальные результаты восстановления фрагмента тестового изображения «Лена» алгоритмами ППМФ и МППМФ. При этом использовалась вероятность появления импульсов $p = 0,15$.



а)



б) ПОСШ = 16,9 дБ



в) ПОСШ = 31,1 дБ



г) ПОСШ = 33,9 дБ

Рис. 3. Восстановление фрагмента тестового изображения «Лена»: а) исходное изображение; б) зашумленное изображение с $p = 0,15$; в) восстановленное ППМФ, г) восстановленное МППМФ



Из анализа приведенных на рис. 3 изображений следует, что предложенный алгоритм МППМФ обеспечивает более высокое визуальное качество восстановленного изображения, чем исходный алгоритм ППМФ. На изображении, восстановленном алгоритмом МППМФ, заметно меньше пропущенных импульсов по сравнению с применением алгоритма ППМФ. Заметно, что мелкие детали на изображении, обработанном алгоритмом МППМФ, сохранились лучше.

Таким образом, проведенный сравнительный анализ данного алгоритма детектирования ВМД и ряда других современных детекторов импульсного шума показывает, что по совокупности ошибок I и II рода этот алгоритм обеспечивает более высокое качество детектирования, чем другие рассмотренные алгоритмы, если вероятность импульсного шума относительно низкая ($p \leq 0,20$).

По результатам сравнительного анализа предложенного алгоритма с рядом известных алгоритмов восстановления можно заключить, что при относительно невысоких ($p \sim 0,05-0,15$) значениях вероятности шума со случайными значениями импульсов алгоритм МППМФ обеспечивает более высокие результаты восстановления по сравнению с другими рассмотренными современными алгоритмами с точки зрения критерия ПОСШ и позволяет добиться более высокого визуально воспринимаемого качества восстановленного изображения.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005.
2. Mitra S., Sicuranza G. Nonlinear Image Processing. – Academic Press, 2000.
3. Хуанг Т.С. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений: преобразования и медианные фильтры. – М.: Радио и связь, 1984.
4. Kong H., Guan L. A neural network adaptive filter for the removal of impulse noise in digital images // Neural networks. 1996. V. 9, № 3, P. 373-378.
5. Russo F. Impulse noise detection and filtering using fuzzy models // Proc. of the 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC 2000). 2000. V. 2, P. 1041-1044.
6. Xiaowei H., Junsheng L., Yanping L., Xinhe X. A selective and adaptive image filtering approach based on impulse noise detection // Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA 2004). 2004. V. 5, P. 4156-4159.
7. Бухтояров С.С., Приоров А.Л., Апальков И.В., Хрящев В.В. Применение переключающихся медианных фильтров для восстановления зашумленных изображений // Вопросы радиоэлектроники: серия общетехническая. 2006. Вып. 2. С. 137-147.
8. Luo W. An efficient detail-preserving approach for removing impulse noise in images // IEEE Signal Processing Letters. 2006. V. 13, № 7. P. 413-416.

9. Kondo K., Haseyama M., Kitajima H. Efficient fixed-valued and random-valued impulse detection for accurate image restoration // Proc. of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA'03). 2003. V. 2, P. 1009-1012.
10. Yamashita N., Ogura M., Jianming Lu, Sekiya H., Yahagi T. A random-valued impulse noise detector using level detection // IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'05). 2005. V. 6, P. 6292-6295.
11. Chan R., Hu C., Nikolova M. An iterative procedure for removing random-valued impulse noise // IEEE Signal Processing Letters. 2004. V. 11, P. 921-924.
12. Wang Dong Y., Xu S. A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise // IEEE Signal Processing Letters. 2006. V. 14, № 3. P. 193-196.
13. Hu C., Lui S. Variational approach for restoring random-valued impulse noise // LNCS. 2005. V. 3401, P. 312-319.
14. Schulte S., De Witte V., Nachtegaele M., Van der Weken D., Kerre E. Fuzzy random impulse noise reduction method // Fuzzy Sets and Systems. 2007. V. 158, № 3. P. 270-283.
15. Abreu E., Mitra S. A signal-dependent rank ordered mean (SD-ROM) filter-a new approach for removal of impulses from highly corrupted images // International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'95). 1995. V. 4, P. 2371-2374.
16. Dong Y., Hu S. A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise // IEEE Signal Processing Letters. 2003. V. 14, № 3. P. 193-196.
17. Wang Z., Zhang D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images // IEEE Trans. Circuits Systems – II. 1999. V. 46, № 1. P. 78-80.
18. Ричардсон Я. Видеокодирование. H.264 и MPEG-4 – стандарты нового поколения. – М.: Техносфера, 2005.
19. ITU-R Recommendation BT.500-11. Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures. ITU-T, 2002.
20. The USC-SIPI Image Database (<http://sipi.usc.edu/database/index.html>).

DETECTING AND FILTERING OF RANDOM-VALUED IMPULSE NOISE

A. Priorov, D. Kuykin, V. Khryashchev

The restoration of random-valued impulse noise corrupted images is considered. A new random-valued impulse noise detection algorithm is proposed. Also the modified progressive switching median filter is described. This modification is developed using the proposed noise detection algorithm and progressive switching median filter noise filtering procedure. The results of comparison of proposed algorithms with other modern random-valued impulse noise detection and removal algorithms are depicted.

УДК 004.932.2::004.051

СНИЖЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЗАТРАТ НА ПРОЦЕСС УСТАНОВЛЕНИЯ СООТВЕТСТВИЯ ПРИ ОБРАБОТКЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ КАДРОВ И СТЕРЕОПАР

Гришин В. А., к.т.н., старший научный сотрудник Института космических исследований Российской академии наук (ИКИ РАН), доцент Московского государственного технического университета имени Н. Е. Баумана, e-mail: vgrishin@iki.rssi.ru

Ключевые слова: системы технического зрения, бортовые системы реального времени, алгоритмы установления соответствия, вычислительные затраты

Введение

В статье рассматриваются алгоритмы, предназначенные для установления соответствия изображений одних и тех же точек поверхности при обработке последовательностей кадров и стереопар. Алгоритмы предназначены для установления соответствия разреженного множества точек изображений, что характерно для использования систем технического зрения (СТЗ) в системах управления мобильными объектами, работающими в режиме реального времени [1].

Все многообразие методов установления соответствия можно разделить на два больших класса: методы, устанавливающие соответствие между фрагментами изображений (area-based) и методы, устанавливающие соответствие между особенностями двух изображений (feature-based), использующие наличие пятен, перепадов яркости, угловых точек и т.п. Далее рассматриваются только первые из указанных методов.

Пути уменьшения вычислительных затрат

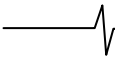
Наиболее эффективным является сочетание методов быстрого вычисления критериальной функции соответствия и динамического программирования [2-4]. Для построения алгоритмов быстрого вычисления критериальных функций соответствия используются методы, характерные для быстрых алгоритмов фильтрации скользящим окном (box-filtering technique). Указанные методы могут использоваться для расчета различных критериальных функций соответствия (корреляционная, сумма модулей разностей, сумма квадратов разностей и т.д.). Следует отметить, что такие алгоритмы установления соответствия требуют для своей реализации больших объемов оперативной памяти. Указанные алгоритмы хорошо подходят для формирования плотного "облака" точек, для которых устанавливается соответствие. В нашем же случае формирование плотного "облака" отсчетов с одной стороны невозможно в силу жестких ограничений на вычислительную сложность, с другой стороны не очень нужно для решения задачи определения параметров относительного движения. В работе [5] для ускорения установления соответствия осуще-

Значительная часть вычислительной мощности процессоров, входящих в системы технического зрения (СТЗ), расходуется на выполнение алгоритмов установления соответствия при обработке последовательностей кадров и стереопар. Особенно это критично для бортовых СТЗ, предназначенных для решения задач управления полетом летательных аппаратов в режиме реального времени. Сравнительному анализу различных путей сокращения вычислительных затрат посвящена данная статья. Анализ ведется применительно к СТЗ, использующей ограниченное число точек привязки на изображениях.

вляется предварительный поиск особенностей (features) на том фрагменте изображения, для которого устанавливается соответствие и на всей области поиска соответствия.

В [6] предлагается использовать базис Уолша-Адамара с переменным числом используемых коэффициентов разложения. Это дает возможность сократить вычислительную сложность в 5-10 раз по сравнению с обычными корреляционными алгоритмами. В [7] предложена весьма эффективная последовательная схема вычисления коэффициентов разложения Уолша-Адамара с формированием оценки нижней грани критериальной функции близости изображений и отбрасыванием бесперспективных вариантов на максимально ранней стадии. Указанные алгоритмы также требуют большого объема оперативной памяти.

Для формирования образов окрестностей точек в данной статье использованы спектральные представления на вложенных носителях [8-10] – рис. 1. Такие представления позволяют уменьшить чувствительность процесса установления соответствия к проективным искажениям, а также сократить вычислительные затраты. Поскольку основная доля энергии реальных изображений сконцентрирована в области низких частот, то для сокращения вычислительных затрат целесообразно ограничиться расчетом спектральных коэффициентов, относящихся к этой области. На рис. 2 представлен набор спектральных коэффициентов для трех окрестностей, используемый для установления соответствия (выделены темным цветом). Верхний левый угол каждого из квадратов соответствует нулевой частоте. В качестве системы ортогональных функций, по которой рассчитываются коэффициенты, используется базис преобразования Уолша-Адамара. Для указанного базиса спектральные коэффициенты вычисляются достаточно просто, кроме того, имеются некоторые дополнительные возможности сокращения вычислительных затрат. В то



же время по величине вероятности аномальных ошибок данный базис весьма мало уступает таким системам ортогональных функций, как Хаара, синусного, косинусного и наклонного преобразований [10]. На рис. 3 приведены использованные базисные функции Уолша-Адамара. Можно отметить, что фактически производится расчет вектора признаков (сигнатуры) изображения, для которого устанавливается соответствие.

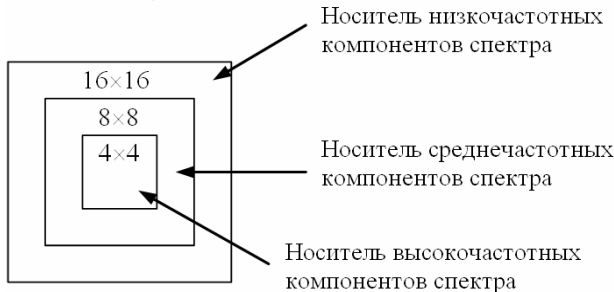


Рис. 1. Вложение носителей пространственных частот.

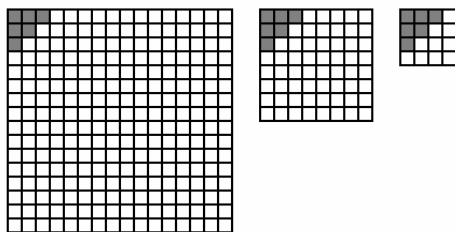


Рис. 2. Набор низкочастотных коэффициентов, используемый для установления соответствия.

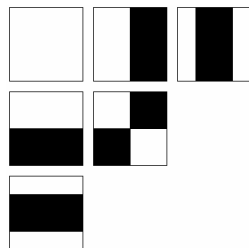


Рис. 3. Использованные базисные функции Уолша-Адамара. Белый цвет соответствует +1, черный -1.

Можно выделить четыре направления снижения вычислительных затрат, используя:

- 1) быстрые алгоритмы вычисления спектральных коэффициентов;
- 2) "поточные" методы вычисления спектров, сходных с методами фильтрации скользящим окном;
- 3) предварительный поиск и классификацию особенностей;
- 4) многоканальные методы установления соответствия на изображениях разного разрешения.

Рассмотрим первое направление. Алгоритмы, предложенные в [6, 7], специально разработаны для решения задач установления соответствия и достаточно эффективны на изображениях малого размера. Однако они требуют для работы большого объема оперативной памяти.

В нашем случае размер наибольшей окрестности равен 16×16 . Можно сделать пересчет окрестностей размера 8×8 и 16×16 к окрестностям 4×4 путем суммирования соседних пикселей и выполнять расчет коэффициентов для них. Для указанных на рис. 3 коэффици-

ентов оба подхода эквивалентны, но второй обеспечивает некоторое сокращение количества вычислительных операций. Кроме того, некоторое уменьшение вычислительных затрат дает формирование промежуточных векторов, являющихся вертикальной и горизонтальными проекциями яркости изображения окрестности (или ее части) на оси координат – рис. 4. Дальнейшие операции по вычислению спектральных коэффициентов производятся с этими одномерными массивами.

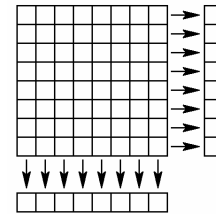


Рис. 4. Проекция яркости на оси координат.

Использование второго направления предполагает минимизацию обращений к памяти. В данном случае могут быть использованы методы, сходные с методами фильтрации скользящим окном (box-filtering technique). А именно, можно обновлять значения яркости только тех пикселей, которые на каждом шаге поиска соответствия попадают во фрагмент изображения, для которого рассчитываются спектральные коэффициенты. Значения яркости тех пикселей, которые выходят из фрагмента – стираются (рис. 5). Кроме того, используется специальный выбор порядка обхода точек (дискретных координат сдвига) в области поиска соответствия. Необходимо обеспечить однократное прохождение каждой из точек траекторией поиска (отсутствие самопересечений). Другим требованием является смещение только на один пиксель по одной из двух координат. Для прямоугольной области такая траектория в простейшем случае имеет вид, показанный на рис. 6.

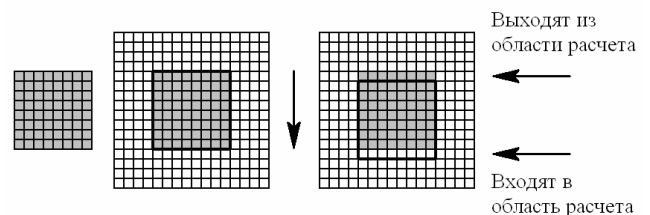


Рис. 5. Перемещение области расчета по изображению.

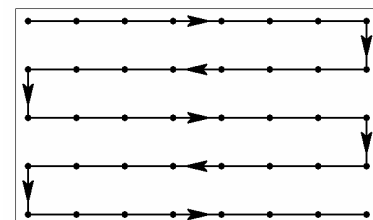


Рис. 6. Траектория поиска соответствия в прямоугольной области.

Использование третьего направления предполагает проведение предварительного поиска особенностей с оценкой значения их целевых функций и сравнения с целевой функцией той особенности, для которой устанавливается соответствие. В этом случае необходимо установ-

ливать границы значений целевой функции особенностей, при попадании в которые производится вычисление спектральных коэффициентов. Если значение целевой функции точки не попадает в указанные границы, то данная точка отбрасывается как бесперспективная. Таким образом, в отличие от второго направления, производится расчет спектральных коэффициентов для ограниченного набора точек, находящихся в области поиска соответствия. Данный подход можно рассматривать как переходную форму к feature-based методам установления соответствия с формированием вектора признаков особенностей (image signature) по их окрестностям.

Четвертое направление предполагает использование идей мультиразрешения, «от грубого к точному» (coarse-to-fine). При этом первоначальный поиск и установление соответствия осуществляется на изображении низкого разрешения. Полученное значение координат используется при поиске на изображении более высокого разрешения в качестве начального приближения. В данном случае использование этого метода связано с некоторыми трудностями, обусловленными тем, что особенность, найденная на изображении низкого разрешения не обязательно будет таковой на изображении более высокого разрешения. По этой причине приходится искать особенности на изображении высокого разрешения в некоторой области, окружающей особенность, обнаруженную на изображении низкого разрешения.

Вычислительный эксперимент

Для получения данных о сравнительной эффективности указанных выше методов был проведен вычислительный эксперимент. Использована последовательность из 8 изображений (1000×1000 пикселей) для монокулярного режима, полученных на натурном стенде Института космических исследований, разработанном в рамках проекта «Фобос-грунт». На рис. 7. приведены два кадра из этой последовательности. Из этой последовательности сформированы 7 пар кадров. По мере уменьшения расстояния до поверхности область поиска соответствия каждой точки увеличивалась от 90×90 до 170×170 пикселей, а количество точек (особенностей), для которых устанавливалось соответствие – уменьшалось с 424 до 256. Общее количество точек, для которых устанавливалось соответствие на

всех 7 парах изображений, равно 2095. Для поиска особенностей, для которых целесообразно устанавливать соответствие, использовался специальный оператор, который можно считать аппроксимацией оператора Лапласа. Указанный оператор отличается малой вычислительной сложностью и удовлетворительным качеством найденных особенностей.

Использованные для оценки эффективности четвертого направления двухканальные алгоритмы обрабатывали изображения низкого разрешения 250×250 пикселей и изображение высокого разрешения - 1000×1000 пикселей. Изображения низкого разрешения были подготовлены заранее. Время, необходимое для формирования 8 изображений низкого разрешения (около 50 мс), не учитывалось при определении времени выполнения двухканальных алгоритмов. Эксперимент проводился на ПЭВМ с процессором AMD Athlon 64X2 Dual Core processor 5200+ (использовалось только одно ядро этого двухядерного процессора). Для уменьшения влияния динамики процессов кэширования информации на время выполнения программы, процесс установления соответствия прогонялся 10 раз для каждой пары изображений, результат усреднялся. Определялась **суммарная** длительность процесса установления соответствия на всех 7 парах изображений.

Следует отметить, что реально количество обрабатываемых точек на кадре может быть порядка 10-30, и размер областей поиска для установления соответствия существенно меньше указанных величин. Таким образом, время обработки кадров будет существенно меньше. Указанные значения были заданы для получения более точных статистических оценок ряда параметров.

Результаты вычислительного эксперимента приведены в табл. 1. Для сравнения приведено также время установления соответствия без использования спектральных представлений (критериальная функция соответствия равна сумме модулей разности яркостей сравниваемых фрагментов) – алгоритм 6. Предварительный поиск и классификация особенностей использовались только в алгоритмах 3 и 5. В алгоритмах 3, 4 и 5 использовался такой же метод вычисления спектральных коэффициентов, как и в алгоритме 1.

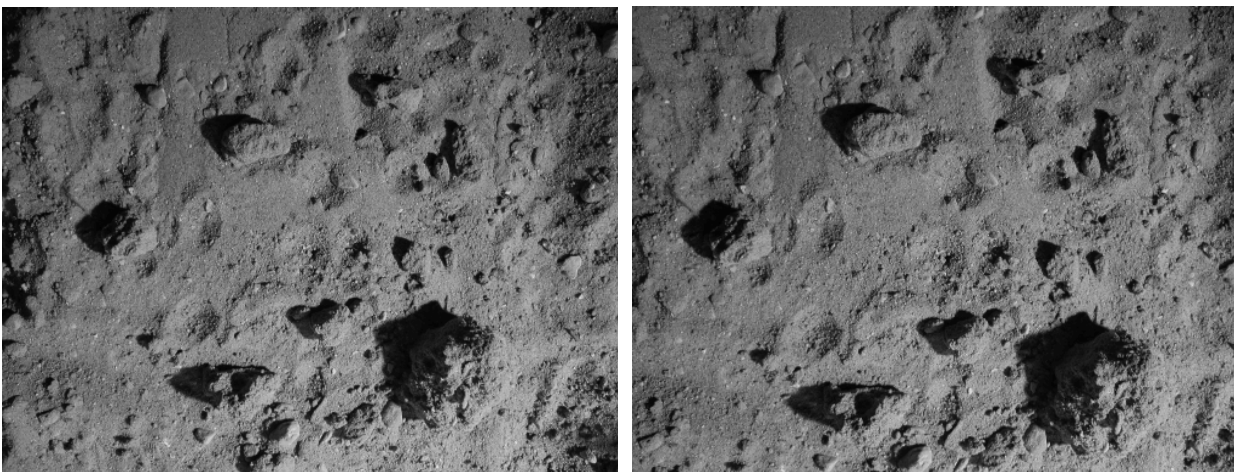


Рис.7. Изображения двух последовательных кадров.

Время, необходимое для выполнения различных видов алгоритмов установления соответствия.

№ алгоритма	Метод установления соответствия	Время выполнения, с.
1	Вычисление спектров с пересчетом окрестностей 8*8 и 16*16 к окрестностям 4*4 и формированием векторов – проекций яркости окрестностей на оси координат.	563
2	Вычисление “поточковых” спектров.	72
3	Предварительный поиск и классификация особенностей.	42
4	Двухканальный алгоритм без предварительного поиска и классификации особенностей.	12
5	Двухканальный алгоритм с использованием предварительного поиска и классификации особенностей.	3,4
6	Поиск без использования спектральных представлений (минимизация суммы модулей разности яркостей сравниваемых фрагментов).	648

Следует отметить, что алгоритм 2 обеспечивает несколько более надежные результаты, чем алгоритм 3. Из рассмотренных алгоритмов наиболее эффективны алгоритмы 4 и 5. Дополнительный прирост производительности обусловлен тем, что изображение малого размера (250×250 пикселей) может полностью поместиться в кэш L1 процессора, что ускоряет вычислительный процесс. Алгоритмы 4 и 5 обеспечивают установление соответствия несколько меньшего количества точек (на 5-10%) вследствие того, что на изображении низкого разрешения (250×250 пикселей) труднее найти особенности с хорошими свойствами привязки.

Получаемые оценки вычислительных затрат приведены для случая трансляции с оптимизацией по времени выполнения программы. Оценки могут отличаться при использовании процессоров с другой архитектурой и системой команд.

Заключение

Таким образом, для указанного спектрального представления на вложенных носителях и ограниченном числе используемых спектральных коэффициентов можно построить алгоритмы установления соответствия, отличающиеся высокой эффективностью.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, гранты 06-08-01497-а, 06-01-00524-а.

Литература

1. Zhukov B., Avanesov G., Grishin V., Krasnopevtseva E. On-Board Real-Time Image Processing to Support Landing on Phobos // Proceedings of the 7th International Symposium: Reducing the Costs of Spacecraft Ground Systems and Operations (RCSGSO). Moscow, Russia. 2007. P. 423-428.
2. Faugeras O., Hotz B., Mathieu H., Viéville T., Zhang Z., Fua P., Théron E., Moll L., Berry G., Vuillemin J., Bertin P., Proy C. Real time correlation-based stereo: Algorithm, implementations and applications // INRIA, Tech. Rep. RR-2013, 1993.
3. Sun C. Fast optical flow using 3D shortest path techniques // Image and Vision Computing. 2002, vol. 20, issues 13-14. P. 981-991.
4. Sun C. Fast Algorithms for Stereo Matching and Motion Estimation // Proceedings of Australia-Japan Advanced Workshop on Computer Vision (AJAW03). 2003. P. 38-48.
5. Saleem M., Siddiqui A., Touqir I. An efficient Image Matching Algorithm // Proceedings of 10th world Multiconference on

Systemics, Cybernetics and informatics WMSCI 2006. 2006, vol. V. P. 175-179.

6. Nililus P., Eklundh J.-O. Fast Block Matching with Normalized Cross-Correlation using Walsh Transforms // Computational Vision and Active Perception Laboratory (CVAP), Tech. Report, ISRN KTH/NA/P-02/11-SE, Sept. 2002.
7. Hel-Or Y., Hel-Or H. Real-time pattern matching using projection kernels // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2005, vol. 27, issue 9. P. 1430-1445.
8. Гришин В. А., Книжный И. М., Хрекин К. Е. Алгоритмы установления соответствия при обработке изображений для решения задач управления посадкой летательных аппаратов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. Сборник научных статей. Вып. 4, Т. 1. М.: ООО “Азбука-2000”, 2007. С. 25-32.
9. Гришин В. А. Оптимизация состава спектральных коэффициентов базиса преобразования Адамара для решения задач установления соответствия изображений // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. Сборник научных статей. Вып. 5. Т. 1. М.: ООО “Азбука-2000”, 2008. С. 77-83.
10. Гришин В. А., Белинская Е. В. Сравнение спектральных представлений образов окрестностей точек для решения задач установления соответствия // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. Сборник научных статей. Вып. 6. Т. 1. М.: ООО “Азбука-2000”, 2009. С. 105-112.

REDUCTION OF CORRESPONDENCE ALGORITHM COMPUTATIONAL EXPENSES

Vladimir A. Grishin

Significant part of a computer vision system (CVS) processor computational power is expended during the correspondence algorithm execution. It is particularly significant to on-board CVS, which is intended for flight control tasks in real time. This paper is devoted to the comparative analysis of different ways of computational expense reduction. Analysis has been made in the context of the CVSs, which use limited quantity of feature points.

УДК 621.319.26

ВОССТАНОВЛЕНИЕ РАДИОИЗОБРАЖЕНИЙ В МНОГОКАНАЛЬНЫХ СКАНИРУЮЩИХ РЛС

Клочко В.К., д.т.н., профессор Рязанского государственного радиотехнического университета,
e-mail: VM@RGRTA.RYAZAN.RU, KlochkoVK@mail.ru

Ключевые слова: радиоизображение, восстановление, метод, радиолокация, зона обзора, сканирование, диаграмма направленности.

Введение

При получении изображений наземных или воздушных объектов в системах активной или пассивной локации на базе РЛС миллиметрового диапазона осуществляется построчное сканирование зоны обзора. После прохождения тракта первичной обработки принятые сигналы переводятся в двумерное амплитудное радиоизображение (РИ). Однако четкость РИ и точность определения угловых координат объектов на РИ ограничены шириной диаграммы направленности (ДН) антенны. Повышение разрешающей способности РИ достигается на основе их алгоритмической обработки с привлечением оптимальных методов решения обратной задачи восстановления изображений, например [1-2]. Однако проблема повышения точности и быстродействия алгоритмов восстановления по-прежнему остается актуальной.

Цель данной работы – разработка методов восстановления РИ в многоканальных сканирующих РЛС, позволяющих повысить точность и скорость восстановления за счет увеличения числа измерительных каналов и выполнения операций в матричной форме.

Матричная модель измерений и метод восстановления РИ

Многоканальная антенная система РЛС, представляющая QxK-прямоугольную решетку (матрицу) приемных элементов, сканирует зону обзора, смещаясь построчно по азимуту (по j) и углу места (по i) на заданное число элементов дискретизации. Ширина ДН каждого приемного элемента антенны на уровне 0,5 мощности составляет $N=2n+1$ элементов дискретизации по азимуту и $M=2m+1$ элементов по углу места. Восстановление РИ осуществляется в процессе сканирования.

При i, j -м положении антенны модель комплексной огибающей $\dot{S}_{qk}(t, i, j)$ отраженного сигнала, отсеleccionированного на промежутке времени $[t, t + \Delta t]$, соответствующем элементу разрешения (или диапозону) дальности на выходе фильтров низких частот квадратурных каналов фазового детектирования q, k -го приемного канала имеет вид (например, [3, с. 13-14]):

$$\dot{S}_{qk}(t, i, j) = \sum_{i_1=-m}^m \sum_{j_1=-n}^n \dot{g}_{qk}(i_1, j_1) \cdot \dot{u}_{qk}(t, i+i_1, j+j_1) + \dot{p}_{qk}(t, i, j), \quad (1)$$

$q = \overline{1, Q}, \quad k = \overline{1, K}, \quad i = \overline{1, I}, \quad j = \overline{1, J}.$

Предложены методы восстановления радиоизображений в сканирующих РЛС, позволяющие повысить точность и скорость восстановления за счет увеличения числа измерительных каналов и выполнения операций в матричной форме.

Здесь: $\dot{S}_{qk}(t, i, j) = S_{qk}(t, i, j) e^{-i\psi_{qk}(t, i, j)}$ – сигнал в

квадратурных каналах фазового детектирования с измеряемыми амплитудой $S_{qk}(t, i, j)$ и фазой $\psi_{qk}(t, i, j)$, где символ i в показателе степени обозначает также мнимую единицу; $\dot{g}_{qk}(i, j) = a_{qk}(i, j) e^{i\theta_{qk}(i, j)}$ – нормированные комплексные коэффициенты ДН q, k -го канала; $\dot{u}_{qk}(t, i, j) = U(t, i, j) e^{-i[\varphi(t, i, j) + \gamma_{qk}(t, j)]}$ – полезная составляющая сигнала с амплитудой $U(t, i, j)$, несущей информацию о поле отражения, и случайной фазой $\varphi(t, i, j) = \varphi_0(t, i, j) + \varepsilon(t, i, j)$, которая разделяется на составляющую φ_0 , связанную с отражением сигнала от объекта или поверхности, и случайную составляющую ε , равномерно распределенную на промежутке времени селекции по дальности; $\gamma_{qk}(i, j)$ – известный фазовый сдвиг при приеме отраженного сигнала с i, j -го углового направления q, k -м приемным элементом по отношению к фазовому центру антенной системы; $\dot{p}_{qk}(t, i, j) = \xi_{qk}(t, i, j) + i\eta_{qk}(t, i, j)$ – помеха или ошибки измерения типа комплексного белого шума, действительная и мнимая часть которого распределены по нормальному закону: $\xi, \eta \in N(0, \sigma_p^2)$.

Воспользуемся свойством коэффициентов ДН, позволяющим аппроксимировать их функциями с разделенными переменными:

$$\dot{g}_{qk}(i, j) = \dot{\alpha}_q(i) \cdot \dot{\beta}_k(j), \quad (2)$$

где $\dot{\alpha}_q(i) = a_q(i) e^{i\theta'_q(i)}$, $\dot{\beta}_k(j) = b_k(j) e^{i\theta''_k(j)}$,

причем $\theta_{qk}(i, j) = \theta'_q(i) + \theta''_k(j)$, $\gamma_{qk}(i, j) = \gamma'_q(i) + \gamma''_k(j)$.

С учетом свойства (2) модель (1) приводится к виду

$$\dot{S}_{qk}(t, i, j) = \sum_{i_1=-m}^m \dot{\alpha}_q(i_1) \sum_{j_1=-n}^n \dot{x}(t, i+i_1, j+j_1) \cdot \dot{b}_k(j_1) + \dot{p}_{qk}(t, i, j), \quad (3)$$

где $\dot{\alpha}_q(i) = a_q(i) e^{i[\theta'_q(i) - \gamma'_q(i)]}$, $\dot{b}_k(j) = b_k(j) e^{i[\theta''_k(j) - \gamma''_k(j)]}$,

$$\dot{x}(t, i, j) = U(t, i, j) e^{-i\varphi(t, i, j)},$$

$\dot{x}(t, i, j)$ – комплексный сигнал, подлежащий оцениванию, модулем которого является амплитуда сигнала отражения $U(t, i, j)$.

Совокупность q, k -х измерений (3), $q = \overline{1, Q}, k = \overline{1, K}$, полученных в QK каналах при i, j -м положении антенны, представляется в матричной форме:

$$Y(i, j) = A \cdot X(i, j) \cdot B + P(i, j) \Rightarrow Y = A \cdot X \cdot B + P, \quad (4)$$

где Y – QxK-матрица q, k -х измерений $\dot{s}_{qk}(t, i, j)$, расположенных в q -х строках и k -х столбцах; A – QxM-матрица q, i_1 -х коэффициентов ДН $\dot{a}_q(i_1)$; X – MxN-матрица i_1, j_1 -х искомым параметров поля отражения $\dot{x}(t, i + i_1, j + j_1)$; B – NxK-матрица j_1, k -х коэффициентов ДН $\dot{b}_k(j_1)$; P – QxK-матрица q, k -х помех $\dot{p}_{qk}(t, i, j)$.

З а д а ч а с позиции модели (4) заключается в поиске наилучших в определенном смысле оценок элементов \hat{X} матрицы X , модуль которых дает оценки искомым амплитуд $U(t, i + i_1, j + j_1)$ поля отражения в i_1, j_1 -х элементах дискретизации. Совокупность таких амплитуд по $i_1 = -m, m, j_1 = -n, n$ для фиксированного момента времени t и фиксированного i, j -го положения антенны представляет амплитудное изображение наземной или воздушной обстановки с повышенным разрешением по угловым координатам в пределах ДН в данном элементе (диапазоне) дальности.

Оптимальные оценки \hat{X} при отсутствии статистической информации относительно X и P обычно находят методом наименьших квадратов (МНК).

Поиск \hat{X} искомой матрицы X подчиним условию, аналогичному МНК:

$$\begin{aligned} \text{tr}[F(\hat{X})] &= \text{tr}[(Y - A\hat{X}B)^{*T} \cdot (Y - A\hat{X}B)] = \text{tr}[(Y - \hat{Y})^{*T} \cdot (Y - \hat{Y})] = \\ &= \text{tr}[\Delta Y^{*T} \cdot \Delta Y] \rightarrow \min_{\hat{X}}, \end{aligned} \quad (5)$$

где $\text{tr}[F]$ – след матрицы F ; $F = F(\Delta \hat{Y}(\hat{X}))$ – KxK-матричная сложная функция \hat{X} . Матрица $\Delta Y = Y - \hat{Y}$, зависящая от \hat{X} , представляет отклонения измерений Y относительно оценок измерений $\hat{Y} = A\hat{X}B$, восстановленных на основе \hat{X} . След матрицы F равен сумме квадратов отклонения измерений всех каналов от их восстановленных значений.

Градиент следа матрицы F найдется по правилам матричного дифференцирования от функций матриц [4, с. 417]:

$$\begin{aligned} \text{grad tr}[F(X)] &= \frac{d}{dX} \text{tr}[(Y - AXB)^{*T} (Y - AXB)] = \\ &= \frac{d}{dX} \text{tr}[Y^{*T} Y - B^{*T} X^{*T} A^{*T} Y - Y^{*T} AXB + B^{*T} X^{*T} A^{*T} AXB] = \\ &= -2A^{*T} Y B^{*T} + 2A^{*T} A X B B^{*T}. \end{aligned}$$

Из условия $\text{grad tr}[F(X)] = O$, где O – нулевая матрица, следует:

$$\begin{aligned} A^{*T} A X B B^{*T} &= A^{*T} Y B^{*T} = \\ \hat{X} &= (A^{*T} A)^{-1} A^{*T} \cdot Y \cdot B^{*T} (B B^{*T})^{-1}. \end{aligned} \quad (6)$$

Общая матричная форма вычисления оценок \hat{X} имеет вид:

$$\hat{X} = H_A \cdot Y \cdot H_B = (H_A \cdot Y) \cdot H_B = H_A \cdot (Y \cdot H_B),$$

где H_A и H_B – матрицы комплексных весовых коэффициентов, которые, как правило, вычисляются заранее. При обращении матриц используется комплексный параметр регуляризации δ (например, [1, с.55]):

$$H_A = (A^{*T} A + \delta \cdot E)^{-1} A^{*T}, \quad H_B = B^{*T} (B B^{*T} + \delta \cdot E)^{-1}.$$

Рассмотрим следующий алгоритм двухэтапного восстановления РИ.

1 этап. Модель измерений $Y = A \cdot Z + P \Rightarrow$ оценки:

$$\hat{Z} = H_A \cdot Y \Rightarrow \hat{Z}^{*T}, \quad (7)$$

2 этап. Модель измерений $\hat{Z} = X \cdot B + W$, W – матрица ошибок оценивания Z , $=$ оценки:

$$\hat{X}^{*T} = H_B^{*T} \cdot \hat{Z}^{*T} \Rightarrow \hat{X} = (\hat{X}^{*T})^{*T}. \quad (8)$$

Матричная модель при малом числе измерительных каналов

При малом числе измерительных каналов для увеличения числа измерений, необходимых для решения обратной задачи восстановления РИ, применяется поэлементное сканирование антенны со смещением по азимуту (по j) и углу места (по i) на величину элемента дискретизации [2]. Рассмотрим случай, когда обработка данных ведется по результатам поэлементного сканирования всей зоны обзора РЛС. Точность оценивания матрицы X при этом заметно снижается по сравнению с многоканальной системой из-за увеличения дисперсии помех σ_p^2 . Это объясняется тем, что при изменении i, j -го положения антенны в модели (1) меняется значение неизвестной комплексной величины $\dot{u}_{qk}(t, i, j) = U(t, i, j) e^{-i[\varphi(t, i, j) + \gamma_{qk}(i, j)]}$ за счет изменения случайной составляющей фазы $\varphi(t, i, j)$, при этом изменение амплитуды $U(t, i, j)$ на малом промежутке времени можно считать незначительным. Флуктуация фазы $\varphi(t, i, j)$ приводит к флуктуации на множестве i, j -х положений антенны полезной составляющей $\dot{x}(t, i, j) = U(t, i, j) e^{-i\varphi(t, i, j)}$ в модели (3), что не позволяет использовать алгоритмы МНК (6) – (8) в комплексной форме для нахождения амплитуды $U(t, i, j)$. Поэтому после фазового детектирования применяется амплитудное детектирование, т.е. берется модуль измеряемого сигнала $|\dot{s}_{qk}(t, i, j)| = S_{qk}(t, i, j)$ или его квадрат $|\dot{s}_{qk}(t, i, j)|^2 = S_{qk}^2(t, i, j)$. При этом модель измерений в случае разделения коэффициентов ДН (2) принимает вид

$$\begin{aligned} S_{qk}^2(t, i, j) &= \sum_{i_1=-m}^m a_q^2(i_1) \sum_{j_1=-n}^n U^2(t, i + i_1, j + j_1) b_k^2(j_1) + \\ &+ \chi_{qk}^2(t, i, j) + w_{qk}(t, i, j) \end{aligned} \quad (9)$$

где $\chi_{qk}^2(t, i, j)$ и $w_{qk}(t, i, j)$ – случайные составляющие помехи: квадратичная с ненулевым средним и центрированная, зависящие от $U(t, i, j)$. При этом дисперсия помехи в (9) существенно больше, чем σ_p^2 в модели (3). Для усреднения случайных составляющих в (9) сигналы после амплитудного детектирования некогерентно накапливаются, что приводит к повышению отношения сигнал-шум. Для центрирования оставшейся помехи осуществляется смещение усредненного сигнала $\bar{S}_{qk}^2(t, i, j)$ на величину среднего значения квадратичной составляющей помехи $\bar{\chi}_{qk}^2(t, i, j)$. В результате по совокупности всех i, j -х и q, k -х усредненных измерений модель (9) приводится к матричной форме:

$$Y_{qk} = A_q \cdot X \cdot B_k + P_{qk}, \quad q = \overline{1, Q}, k = \overline{1, K}, \quad (10)$$

где $Y_{qk} = (\bar{S}_{qk}^2(t, i, j), i = \overline{1, I}, j = \overline{1, J})$ – IxJ-матрица i, j -х усредненных измерений q, k -го канала; $A_q = (a_q(i))$ – Ix(I+2m)-матрица ленточного типа коэффициентов

ДН q -го канала по строке: $\alpha_q(i) = a_q^2(i)$; $X = (U^2(t, i, j)) - (I+2m) \times (J+2n)$ -матрица искомым параметров поля отражения; $B_k = (\beta_k(j)) - (J+2n) \times J$ -матрица ленточного типа коэффициентов ДН k -го канала по столбцу: $\beta_k(j) = b_k^2(j)$; $P_{qk} = (p_{qk}(i, j)) - I \times J$ -матрица i, j -х центрированных помех q, k -го канала с дисперсией σ_p^2 , большей чем в (4). Ниже показан пример матриц A_q и B_k , где нижние индексы дают соответственно значения i и j .

$$A_q = \begin{bmatrix} \alpha_{-m} & \dots & \alpha_m & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{-m} & \dots & \alpha_m & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \alpha_{-m} & \dots & \alpha_m \end{bmatrix}, B_k = \begin{bmatrix} \beta_{-n} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \beta_{-n} & \dots & 0 \\ \beta_n & \dots & \dots & \beta_n \\ 0 & \beta_n & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \beta_n \end{bmatrix}$$

Совокупность q, k -х матриц (10) помещается в блочные матрицы:

$$Y = A \cdot X \cdot B + P \Leftrightarrow \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1K} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{Q1} & Y_{Q2} & \dots & Y_{QK} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \dots \\ A_Q \end{bmatrix} \cdot X \cdot \begin{bmatrix} B_1 & B_2 & \dots & B_K \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1K} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{Q1} & P_{Q2} & \dots & P_{QK} \end{bmatrix}$$

Для модели (11) вывод оптимальных оценок аналогичен (5) - (6):

$$\hat{X} = (A^T A)^{-1} A^T \cdot Y \cdot B^T (B B^T)^{-1} \Leftrightarrow (12)$$

$$\hat{X} = (A^T A)^{-1} \cdot \begin{bmatrix} A_1^T & A_2^T & \dots & A_Q^T \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1K} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{Q1} & Y_{Q2} & \dots & Y_{QK} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} B_1^T \\ B_2^T \\ \dots \\ B_K^T \end{bmatrix} \cdot (B B^T)^{-1},$$

где $A^T A = A_1^T A_1 + A_2^T A_2 + \dots + A_Q^T A_Q$,

$$B B^T = B_1 B_1^T + B_2 B_2^T + \dots + B_K B_K^T.$$

Вычислительные аспекты

Быстродействие алгоритмов (7) - (8) для модели (4) при фиксированном положении $Q \times K$ -антенны с $M \times N$ -диаграммами приемных элементов, а также (12) для модели (11) со сканированием $I \times J$ -зоны обзора оценивалось подсчетом количества операция умножения при выполнении следующих подготовительных операций: формирование матриц $A^* T A$, $A^T A$; нахождение обратных матриц $(A^* T A)^{-1}$, $(A^T A)^{-1}$ - за основу подсчета взят метод Гаусса-Жордана; вычисление матриц весовых коэффициентов $H = (A^* T A)^{-1} A^* T$,

$H = (A^T A)^{-1} A^T$, H_A и H_B . Отдельно подсчитывалось количество рабочих операций умножения при вычислении оценок $\hat{X} = H \cdot \bar{Y}$, $\hat{X} = H \cdot Y$. Для наглядности принималось: $M=N=Q=K$, $I=J$, $I \gg m$, $J \gg n$. Данные представлены в таблице 1.

Для сравнения рассматривался векторный аналог модели (4):

$$\bar{Y}(i, j) = A \cdot \bar{X}(i, j) + \bar{P}(i, j) = \hat{\bar{X}}(i, j) = H \cdot \bar{Y}(i, j) \quad (13)$$

где $\bar{Y} = (\bar{s}_{qk}(t, i, j), q = \overline{1, Q}, k = \overline{1, K})$ - QK -вектор-столбец комплексных измерений (3), взятых по совокупности q, k при i, j -м положении антенны; $A = (\hat{a}_{qk}(i, j)) - QK \times MN$ -матрица комплексных коэффициентов ДН; $\bar{X} = (\hat{x}(t, i, j), i = \overline{-m, m}, j = \overline{-n, n})$ - MN -вектор-столбец искомым комплексных параметров поля отражения; $\bar{P} = (\hat{p}_{qk}(t, i, j)) - QK$ -вектор-столбец комплексных помех; $H = (A^* T A)^{-1} A^* T$, а также векторный аналог модели (11):

$$\bar{Y} = A \cdot \bar{X} + \bar{P} = \hat{\bar{X}} = H \cdot \bar{Y}, H = (A^T A)^{-1} A^T, \quad (14)$$

где $\bar{Y} = (\bar{S}_{qk}^2(t, i, j), i = \overline{1, I}, j = \overline{1, J}, q = \overline{1, Q}, k = \overline{1, K})$ -

$IJQK$ -вектор-столбец усредненных измерений (9); $A = (a_{qk}(i, j)) - IJQK \times (I+2m)(J+2n)$ -матрица коэффициентов ДН сложной многоленточной структуры; $\bar{X} = (U^2(t, i, j), i = \overline{-m, I+m}, j = \overline{-n, J+n}) - (I+2m)(J+2n)$ -вектор-столбец неизвестных параметров, подлежащих оцениванию; $\bar{P} = (p_{qk}(t, i, j)) - IJQK$ -вектор-столбец центрированных помех. Ниже показан пример одного блока матрицы A (для одного канала), где нижние индексы дают значения i, j .

Данные по числу операций для векторных МНК-алгоритмов [5] на основе моделей (13), (14) представлены в таблице 2. Результаты показывают значительное преимущество матричных моделей по быстродействию в сравнении с векторными моделями в подготовительных операциях вычисления H : в $N^3/2$ и $I^3 K^3/5$ раз. Выигрыш в рабочих операциях вычисления оценок составляет $N/2$ и I раз. Отсюда следует вывод, что матричные модели целесообразно использовать в адаптивных РЛС, где требуется менять коэффициенты ДН и пересчитывать матрицу A при вычислении H в реальном времени.

$$A = \begin{bmatrix} \alpha_{-m-n} & \dots & \alpha_{-mn} & 0 & \dots & \alpha_{m-n} & \dots & \alpha_{mn} & 0 & \dots \\ 0 & \alpha_{-m-n} & \dots & \alpha_{-mn} & 0 & \dots & \alpha_{m-n} & \dots & \alpha_{mn} & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \alpha_{-m-n} & \dots & \alpha_{-mn} & 0 & \dots & \alpha_{m-n} & \dots & \alpha_{mn} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \alpha_{-m-n} & \dots & \alpha_{-mn} & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \alpha_{-m-n} & \dots & \alpha_{-mn} & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$$

Таблица 1

Модель	$A^T A$	$(A^T A)^{-1}$	$H = (A^T A)^{-1} A^T$	$\hat{X} = H \cdot Y$
Матричная (4)	$2N^3$	$N^3 + N^2 \approx N^3$	$5N^3 + 3N^2 \approx 5N^3$	$2N^3$
Матричная (12)	$2I^3 K$	$I^3 K + I^2 K \approx I^3 K$	$(5I^3 + 3I^2)K \approx 5I^3 K$	$I^3 (K^2 + K) \approx I^3 K^2$

Модель	$A^T A$	$(A^T A)^{-1}$	$H = (A^T A)^{-1} A^T$	$\hat{X} = H \cdot Y$
Векторная (13)	N^6	$(N^6 + N^4)/2 \approx N^6/2$	$2,5N^6 + 1,5N^4 \approx 2,5N^6$	N^4
Векторная (14)	$I^6 K^4$	$(I^6 + I^4)/2 \approx I^6/2$	$I^6(K^4 + K^2 + 1/2) + I^4/2 \approx I^6 K^4$	$I^4 K^2$

Результаты моделирования

Двухэтапная процедура восстановления РИ с аппроксимацией ДН функцией с разделенными переменными применима также для устранения смазываний двумерных изображений. На рис. 1 - 3 иллюстрируются: рис.1 – исходное РИ поверхности; рис.2 – сжатое РИ по строкам и столбцам в 7 раз – имитация сканирования 7x7-ДН зоны обзора со смещением на ширину ДНА; рис.3 – восстановленное РИ двухэтапным алгоритмом (7) - (8) по данным одного измерительного канала ($Q=1$, $K=1$) при поэлементном сканировании ДН зоны обзора. Размер матрицы РИ 150x150, максимальная амплитуда $x_{\max} = 250$. СКО помехи $s_p = 10$. Коэффициенты $\alpha(i,j)$ задавались экспоненциальной функцией с квадратичным показателем степени. Качество восстановленного РИ примерно сохраняется при ширине ДН 15x15, а детали на сжатых РИ размываются при ДН 3x3. В этом случае эффект устранения смазывания составляет 5 раз. При увеличении числа каналов ($Q>1$, $K>1$) точность оценивания и качество РИ заметно повышаются.

Литература

1. Василенко Г.И., Тараторин А.М. Восстановление изображений. М.: Радио и связь, 1986. 304 с.
2. Патент RU 2292060 С1. Способ наблюдения за воздушными объектами и поверхностью на базе бортовой РЛС / В.К. Ключко. МПК: G01S 13/02. Приоритет 28.06.2005. Оpubл.: 20.01. 2007. Бюл. № 2.
3. Радиолокационные станции с цифровым синтезированием апертуры антенны / В.Н. Антипов, В.Т. Горяинов, А.Н. Кулин, Толстов Е.Ф. и др. Под ред. В.Т. Горяинова. М.: Радио и связь, 1988. 304 с.
4. Монзинго Р. А., Миллер Т.У. Адаптивные антенные решетки: Введение в теорию / Пер. с англ. М.: Радио и связь, 1986. 448 с.
5. Ключко В.К. Восстановление радиоизображений на базе многоканальной РЛС // Известия вузов России. Радиоэлектроника. 2007. Вып. 4.С. 51- 61.
6. Ключко В.К. Пространственно-временная обработка информации при получении трехмерных изображений поверхности // Радиотехника. 2004. № 6. С. 3 – 11.



Рис.1

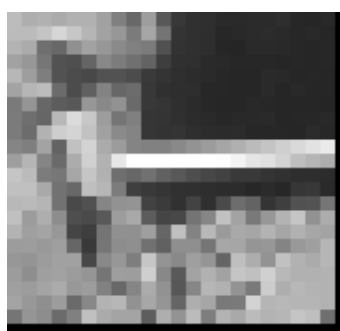


Рис.2



Рис.3

Заключение

В заключение отметим, что для бортовой РЛС задача восстановления РИ является динамической. Учет времени t осуществляется в соответствии с методикой пространственно-временной обработки РИ как в процессе сканирования РЛС, так и в последовательности кадров изображения [6].

RECONSTRUCTION OF IMAGES IN THE MULTI-CHANNELS SCANNING RLS

Klochko V.K.

The image reconstruction methods are offered and investigated for multi-channels scanning RLS. These methods permit to increase precision and velocity of reconstruction by increasing the number of measure channels and making operations in matrix form.

УДК 621.3

ВЛИЯНИЕ ДЖИТТЕРА ТАКТОВОЙ ЧАСТОТЫ НА ХАРАКТЕРИСТИКИ АНАЛОГО-ЦИФРОВЫХ И ЦИФРО-АНАЛОГОВЫХ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ

Зайцев Г.В., д.т.н., ОАО «ГСКБ «Алмаз - Антей», gennady-zaytsev@yandex.ru

Ключевые слова: джиттер, тактовая частота, аналого-цифровой, цифро-аналоговый, преобразователь, шум, сигнал, случайный, гармонический, цифровой код.

Введение

Узлы аналого-цифровых и цифро-аналоговых преобразователей (АЦП и ЦАП) являются неотъемлемой частью систем цифровой обработки сигналов в самых различных областях науки и техники. Более того, часто именно эти узлы определяют характеристики всей системы в целом. При реализации цифровых алгоритмов обработки сигналов повышение точности вычислений реализуется концептуально простым способом повышения разрядности используемых чисел. На современном уровне развития элементной базы такое повышение не вызывает затруднений. Что же касается преобразовательных узлов, то, с одной стороны, вносимые ими ошибки, как правило, являются неустраняемыми при дальнейшей обработке, а с другой, – повышение точностных характеристик этих узлов является весьма непростой задачей.

Одной из проблем, возникающей при разработке преобразователей, является обеспечение сигнала тактовой частоты с необходимым высоким качеством. Поясним суть проблемы на примере аналого-цифрового преобразователя. При этом будем рассматривать наиболее распространенный тип архитектуры АЦП, в котором на входе преобразователя имеется устройство выборки и хранения. Пусть на вход такого АЦП поступает некоторый сигнал $x(t)$ (рис. 1а). По положительному фронту тактового сигнала частоты дискретизации F_s (рис. 1б) в АЦП фиксируются выборки сигнала $x_k = x(t_k)$, $k = -\infty, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty$, которые далее преобразуются в цифровой код. В идеальном случае моменты взятия выборок отстоят друг от друга на фиксированную величину $T_s = 1/F_s$, где T_s – интервал между выборками, и $t_k = kT_s$, $k = -\infty, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty$.

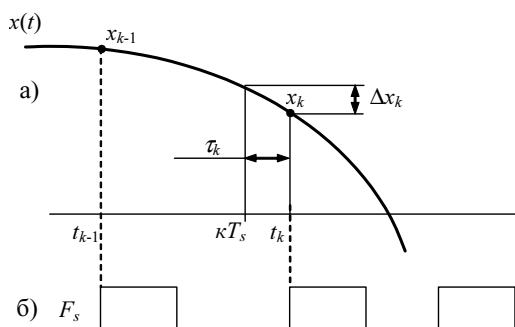


Рис.1. Влияние джиттера на работу АЦП.

Для аналого-цифровых и цифро-аналоговых преобразователей выводятся и анализируются соотношения для расчета уровня шумов и паразитных спектральных составляющих, вызванных джиттером тактовой частоты.

Однако в реальной аппаратуре из-за различных погрешностей расстояние между выборками несколько отличается от идеального на величину τ_k , что приводит к ошибке Δx_k в величине выборки, $k = -\infty, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty$. Для прецизионных быстродействующих АЦП допустимое смещение фронта тактовых импульсов лежит в фемтосекундном диапазоне [1]. С другой стороны, известно, что при прохождении идеального тактового сигнала через обычный логический вентиль появляется случайное смещение фронтов со среднеквадратичным значением до нескольких пикосекунд [2]. Отсюда становятся понятными возникающие трудности.

Изменение величины τ_k от выборки к выборке называется джиттером (транслитерация английского термина jitter - дрожание). Джиттер может иметь как случайную, так и регулярную составляющие. Так как быстродействующие прецизионные АЦП получают все более широкое распространение, то проблемы, связанные с джиттером, довольно широко обсуждаются в литературе. Их можно разделить на несколько групп: оценка эффектов, возникающих из-за джиттера, методы генерации тактовых сигналов с малым джиттером, измерение джиттера и т.д. В данной работе рассматривается первая из перечисленных задач.

Для АЦП в литературе довольно полно описано влияние случайного джиттера при гармоническом входном сигнале [1]. Более сложные случаи рассмотрены слабо. Здесь можно упомянуть работу [3], в которой приведены количественные оценки влияния гармонического джиттера при гармоническом входном сигнале, полученные с помощью моделирования. Для ЦАП положение несколько хуже. Насколько известно автору, описаны лишь экспериментальные факты для некоторых частных случаев. В данной работе проводится простой количественный анализ влияния джиттера на характеристики АЦП и ЦАП для типовых вариантов сигнала и джиттера.

При анализе математических выражений будем считать, что все рассматриваемые функции конечны и имеют производные всех порядков, а анализируемые ряды и интегралы сходятся, так как сигналы, используемые в технике, легко могут быть представлены таким образом.

Влияние джиттера на характеристики АЦП

Пусть на входе АЦП присутствует сигнал $x(t)$. При отсутствии джиттера выходные выборки равны сигналу $x(t)$ в равноотстоящие моменты времени

$$t_k = kT_s = \frac{k}{F_s}, \quad k = -\infty, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty,$$

где F_s – частота дискретизации, $T_s = 1/F_s$ – интервал между выборками.

При наличии джиттера моменты t_k смещаются: $t_k = kT_s + \tau_k$, где τ_k – значение джиттера для k -той выборки, и выходные выборки определяются соотношением

$$x_k = x(kT_s + \tau_k), \quad k = -\infty, \dots, -1, 0, 1, \dots, \infty. \quad (1)$$

При малой величине джиттера (необходимая величина малости зависит от характера функции $x(t)$ и будет определена в дальнейшем) функцию (1) можно разложить в ряд Тейлора по малому параметру τ_k :

$$x_k = x(kT_s) + x'(kT_s)\tau_k + 0,5x''(kT_s)\tau_k^2 + O(\tau_k^3). \quad (2)$$

Первое слагаемое в этой формуле дает точное значение выборки сигнала. Второе слагаемое, которое будем обозначать e_{1k} , определяет основную составляющую ошибки, обусловленной джиттером:

$$e_{1k} = x'(kT_s)\tau_k. \quad (3)$$

Рассмотрим его более подробно для различных случаев сигнала и джиттера.

Случайный джиттер, гармонический сигнал. Особый интерес представляет гармонический входной сигнал, так как, во-первых, именно такой сигнал используется для измерения основных динамических параметров АЦП, а во-вторых, при дискретизации на промежуточной частоте входной сигнал близок к гармоническому.

Пусть на входе АЦП присутствует синусоидальный сигнал с круговой частотой $\omega \neq 0$ и амплитудой A :

$$x(t) = A \sin \omega t. \quad (4)$$

Случай $\omega = 0$ не представляет интереса, так как при этом джиттер не вызывает ошибки. Кроме того, не будем рассматривать также аномальный случай $\omega = 2m\pi F_s$, m – целое, так как при этом все выборки $x(kT_s)$ равны. Этот случай на практике не используется.

Подставляя (4) в (3), имеем

$$e_{1k} = A\omega\tau_k \cos \omega kT_s. \quad (5)$$

Заметим, что для быстрой сходимости ряда Тейлора (2) в этом случае необходимо выполнение соотношения $\omega\tau_k \ll 1$. При этом джиттер можно считать малым и оценивать основные паразитные эффекты, анализируя формулу (5) для второго члена разложения.

Положим теперь, что значение джиттера τ_k является случайной величиной с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим значением (СКЗ) σ , причем случайные величины τ_k с различными индексами независимы. При этом ошибка (5) имеет шумовой характер. Расчет ее СКЗ N путем вычисления дисперсии случайной величины (5) и усреднения по времени дает

$$N = \frac{1}{\sqrt{2}} A\omega\sigma. \quad (6)$$

Так как СКЗ сигнала (4) равно $A/\sqrt{2}$, то отношение сигнал/шум q на выходе АЦП в линейном масштабе равно

$$q = \frac{1}{\omega\sigma}. \quad (7)$$

Формула (7) аналогична выражениям, полученным в литературе [1].

Отсюда по требуемому значению q можно вычислить необходимое значение σ :

$$\sigma \leq \frac{1}{\omega q}. \quad (8)$$

При очень малой величине джиттера отношение сигнал/шум на выходе АЦП ограничивается другими составляющими шумов. Поэтому выбор максимально достижимого значения q логично производить, сравнивая величину шума, обусловленного джиттером, с величиной собственного шума АЦП. Примем в качестве условия равенство СКЗ этих шумов (в общем случае можно задать соотношение между ними).

СКЗ (6) шума, вызванного джиттером, пропорционально амплитуде сигнала. Его максимальное значение для фиксированной частоты достигается при максимальной амплитуде сигнала, которое для АЦП можно выразить в виде $A = 2^{r-1}h$, где r – разрядность АЦП, а h – шаг квантования. При этом СКЗ шума (6) равно

$$N = 2^{r-2} \sqrt{2} h \omega \sigma. \quad (9)$$

СКЗ собственного шума АЦП σ_s не зависит от амплитуды сигнала. Для дальнейших выкладок его удобно выразить в долях шага квантования АЦП:

$$\sigma_s = ch, \quad (10)$$

где c – некоторый коэффициент. Приравнявая (9) и (10), получаем максимально допустимое значение СКЗ джиттера в виде:

$$\sigma = \frac{c}{2^{r-2} \sqrt{2} \cdot \omega}. \quad (11)$$

В литературе величина шума (10) обычно рассматривается для трех типовых случаев. Для идеального АЦП, для которого собственный шум обусловлен только шумом квантования, коэффициент c в формуле (10) равен $c = 1/\sqrt{12}$ (при $A > 0,5h$) [1]. Во втором случае для удобства оценок полагают $c = 1$. В этих двух случаях для 16-разрядного АЦП и частоты входного сигнала 50 МГц СКЗ джиттера, вычисленное по формуле (11), составляет, соответственно, 40 и 137 фс.

И, наконец, для реального АЦП величина собственного шума является его паспортной характеристикой и может быть найдена в справочных данных по используемой микросхеме. Например, для микросхемы 16-разрядного АЦП LTC2208 фирмы Linear Technology, США, для одного из режимов работы при входной частоте 50 МГц отношение сигнал/шум составляет $q_s \approx 75$ дБ, что соответствует величине $c = 4,12$ в (10). При этом расчет джиттера по формуле (11) дает $\sigma = 566$ фс. Из сравнения величин σ , полученных для трех рассмотренных значений коэффициента c , следует, что с практической точки зрения предпочтительнее использовать реальные характеристики микросхем АЦП, которые, несмотря на впечатляющие достижения современной микроэлектроники, все еще далеки от идеальных.

В заключение данного пункта сделаем еще одно замечание относительно уровня шума, обусловленного джиттером. До сих пор рассматривалось только полное значение СКЗ шума. Однако, если шумовой процесс является белым шумом, то выходной шум равномерно распределен в полной однозначной полосе АЦП шириной F_s . Во многих приложениях обрабатываемая далее полоса меньше полной. Если при этом после АЦП используется цифровой полосовой фильтр, обрезающий полосу до величины B , то СКЗ шума после фильтра снижается пропорционально корню квадратному из полосы. Поэтому вместо (6) после фильтра будем иметь

$$N_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} A \omega \sigma \sqrt{\frac{B}{F_s}}. \quad (12)$$

В этом случае и дальнейшие формулы (7)-(11) должны быть соответствующим образом откорректированы. Заметим, что величина B равна сумме полос пропускания фильтра в однозначном диапазоне частот. Например, если используется полосовой фильтр с действительными коэффициентами, то он имеет две равные полосы в области положительных и отрицательных частот, и их ширины должны складываться. Если же используется низкочастотный фильтр, то в (12) входит просто его полоса.

В связи со сказанным иногда удобнее для расчетов использовать не СКЗ, а спектральную плотность мощности шума, не зависящую от используемой полосы. Из (6) следует, что средняя мощность рассматриваемого шумового сигнала равна

$$P_n = 0,5(A\omega\sigma)^2.$$

Так как эта мощность для белого шума распределена равномерно в полосе шириной F_s , то спектральная плотность мощности определяется выражением

$$G = 0,5(A\omega\sigma)^2 T_s.$$

Нормируя это выражение к средней мощности сигнала $P_{sig} = 0,5A^2$, получаем отношение спектральной плотности мощности шума к мощности сигнала:

$$R = \omega^2 T_s \sigma^2.$$

Это отношение обычно рассчитывается в децибелах:

$$R_{dB} = 10 \log(\omega^2 T_s \sigma^2). \quad (13)$$

Единицы измерения величины (13) называются децибел относительно несущей на герц, или сокращенно дБн/Гц.

Спектральная плотность шума (13) снижается на 6 дБ при снижении величины джиттера в два раза или при снижении частоты сигнала в два раза, а также снижается на 3 дБ при увеличении частоты дискретизации вдвое. Например, для параметров $F_s=100$ МГц, $\sigma=1$ пс при частоте сигнала 50 МГц, получаем $R_{dB} \approx -150$ дБн/Гц. При шумовой полосе 10 МГц эта величина дает отношение сигнал/шум 80 дБ.

Случайный джиттер, сигнал на несущей. В настоящее время все более широкое распространение получают схемы дискретизации сигнала на промежуточной частоте, имеющие ряд преимуществ по сравнению со схемами дискретизации на видеочастоте. При этом

обычно ширина спектра сигнала гораздо меньше промежуточной частоты, и поэтому сигнал можно представить в виде

$$x(t) = a(t) \sin[\omega_0 t + \varphi + \psi(t)], \quad (14)$$

где $a(t)$ – функция амплитудной модуляции, $\psi(t)$ – функция фазовой модуляции сигнала, ω_0 – несущая частота, φ – случайная начальная фаза, отражающая тот факт, что контролировать фазу несущей на практике, как правило, не удается. Будем считать, что плотность распределения фазы φ является равномерной на отрезке $[0, 2\pi]$. Особенностью сигнала (14) является то, что скорость изменения модулирующих функций существенно меньше, чем несущей.

Для оценки ошибки, обусловленной джиттером, подставим выражение (14) в (3):

$$e_{1k} = \tau_k \{a(kT_s) \cos[\omega_0 kT_s + \varphi + \psi(kT_s)] [\omega_0 + \psi'(kT_s)] + a'(kT_s) \sin[\omega_0 kT_s + \varphi + \psi(kT_s)]\}$$

Так как скорость изменения функции $\psi(t)$ существенно меньше, чем несущей, то $\psi'(kT_s) \ll \omega_0$, и слагаемое $\psi'(kT_s)$ во второй квадратной скобке этой формулы можно опустить:

$$e_{1k} = \tau_k \{a(kT_s) \omega_0 \cos[\omega_0 kT_s + \varphi + \psi(kT_s)] + a'(kT_s) \sin[\omega_0 kT_s + \varphi + \psi(kT_s)]\} \quad (15)$$

Рассмотрим средний квадрат этой величины. Возводя (15) в квадрат и усредняя по значениям случайных величин τ и φ , после несложных преобразований получаем

$$M[e_{1k}^2] = 0,5 \sigma^2 \{ \omega_0^2 a^2(kT_s) + [a'(kT_s)]^2 \},$$

где $M[\]$ – символ математического ожидания.

Усредняя это выражение по времени (индексу k), получаем среднее значение для квадрата ошибки (15):

$$N_1^2 \approx 0,5 \sigma^2 (\{ \text{СКЗ}[a(kT_s)] \}^2 \omega_0^2 + \{ \text{СКЗ}[a'(kT_s)] \}^2).$$

При медленном изменении функции модуляции второе слагаемое существенно меньше первого:

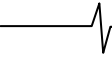
$$\text{СКЗ}[a(kT_s)] \gg \frac{\text{СКЗ}[a'(kT_s)]}{\omega_0^2},$$

так как правая часть этого неравенства есть, с точностью до константы, не что иное, как среднее изменение величины огибающей за период несущей частоты. Иными словами, это неравенство может рассматриваться как более точное определение медленности изменения огибающей. Поэтому, упрощая полученную формулу для среднего квадрата ошибки, получаем следующую оценку СКЗ ошибки (15)

$$N_1 \approx \frac{1}{\sqrt{2}} \text{СКЗ}[a(t)] \omega_0 \sigma.$$

Эта формула аналогична формуле (6) для синусоидального сигнала и может быть получена из нее заменой ω на ω_0 и A на $\text{СКЗ}[a(t)]$. Следовательно, для этого случая можно использовать формулы (7)-(13) с учетом указанной замены.

Таким образом, при использовании дискретизации на промежуточной частоте повышаются требования к качеству формирования тактовой частоты, а необходимая



величина СКЗ джиттера обратно пропорциональна величине промежуточной частоты.

Гармонический джиттер, гармонический сигнал. Джиттер τ_k в (5) является синусоидальным:

$$\tau_k = \varepsilon \sin \omega_1 k T_s, \quad (16)$$

где ε - амплитуда отклонения по времени моментов выборок от номинального положения. При этом величина ошибки (5) равна

$$e_{1k} = A \omega \varepsilon \sin \omega_1 k T_s \cdot \cos \omega k T_s = 0,5 A \omega \varepsilon [\sin(\omega_1 + \omega) k T_s + \sin(\omega_1 - \omega) k T_s] \quad (17)$$

Представляя в этом выражении синусоидальные функции в виде суммы двух экспоненциальных функций, получаем

$$e_{1k} = -0,25 j A \omega \varepsilon \cdot (e^{j(\omega_1 + \omega) k T_s} - e^{j(-\omega_1 - \omega) k T_s} + e^{j(\omega_1 - \omega) k T_s} - e^{j(-\omega_1 + \omega) k T_s})$$

Таким образом, гармонический джиттер приводит к появлению паразитных спектральных составляющих на частотах $\pm \omega_1 \pm \omega$ с амплитудой $0,25 A \omega \varepsilon$. Так как амплитуда полезной спектральной составляющей равна $0,5 A$, то отношение Q амплитуды основной гармоники к амплитуде паразитных спектральных составляющих (ПСС) составляет

$$Q = \frac{2}{\omega \varepsilon}. \quad (18)$$

Например, для частоты 50 МГц и амплитуды джиттера $\varepsilon = 1$ пс это отношение составляет 76,1 дБ. Заметим, что по своему виду формула (18) совпадает с точностью до сомножителя два с формулой (7) для случайного джиттера.

По требуемому отношению Q можно вычислить необходимое значение амплитуды джиттера:

$$\varepsilon \leq \frac{2}{\omega Q}. \quad (19)$$

Например, для того, чтобы паразитные спектральные составляющие имели уровень не более минус 80 дБ ($Q = 10^4$) от амплитуды основной гармоники частоты 50 МГц необходимо, чтобы амплитуда джиттера составляла не более 637 фс.

Случай гармонического джиттера (16) может служить моделью системы, в которой тактовая частота формируется высококачественным кварцевым генератором, дающим синусоидальный сигнал

$$s(t) = \alpha \sin \omega_s t, \quad (20)$$

где $\omega_s = 2\pi F_s$, а моменты взятия выборок определяются переходом сигнала (20) через нуль от отрицательных к положительным значениям: $t_k = k T_s$, k - целое. При этом различные электромагнитные помехи и наводки на сигнал (20) смещают положение нуля и приводят к джиттеру моментов выборок. При синусоидальной аддитивной наводке гармонического сигнала с частотой ω_1 и амплитудой β вместо (20) имеем

$$s(t) = \alpha \sin \omega_s t + \beta \sin \omega_1 t. \quad (21)$$

Оценим смещение положения нуля из-за добавления второго члена в предположении его малости ($\beta \ll \alpha$).

Пусть новое положение нуля определяется выражением $t_k = k T_s + \tau_k$, где τ_k - смещение из-за наводки. Подставляя это выражение в (21), имеем

$$\alpha \sin \omega_s (k T_s + \tau_k) + \beta \sin \omega_1 (k T_s + \tau_k) = 0.$$

Производя с этой формулой элементарные преобразования и отбрасывая члены второго порядка малости, получаем уравнение для определения положения нуля:

$$\alpha \omega_s \tau_k + \beta \sin \omega_1 k T_s \approx 0.$$

Откуда имеем

$$\tau_k \approx \frac{\beta}{\alpha} \frac{1}{\omega_s} \sin \omega_1 k T_s.$$

Таким образом, джиттер из-за наводки имеет синусоидальный характер (16) с амплитудой

$$\varepsilon = \frac{\beta}{\alpha} \frac{1}{\omega_s}. \quad (22)$$

Подставляя это выражение в (19), получаем необходимое отношение амплитуды β наводки к амплитуде α тактового сигнала для получения заданного отношения Q на выходе АЦП:

$$\frac{\beta}{\alpha} \leq \frac{2 \omega_s}{\omega Q}. \quad (23)$$

Например, для получения отношения $Q = 10^4$ (80 дБ) при параметрах $\omega_s / \omega = 3$, и $\alpha = 1$ В из (23) имеем $\beta = 0,6$ мВ. Подобная малая величина означает, что цепи тактового сигнала должны быть тщательно изолированы от электромагнитных помех, в том числе и от цифровых сигналов с выхода АЦП.

Формулы (17)-(23) относятся к основной паразитной составляющей, обусловленной джиттером. Рассмотрим другие составляющие в (2). Член ряда Тейлора с номером $n > 0$ имеет вид

$$p_n(k T_s) = \frac{\tau_k^n}{n!} x^{(n)}(k T_s).$$

Подставляя в эту формулу выражения для τ_k из (16) и $x(t)$ из (4), имеем

$$p_n(k T_s) = \begin{cases} A(-1)^m \cos \omega k T_s \frac{(\omega \varepsilon \sin \omega_1 k T_s)^n}{n!} & \text{для нечетных } n = 2m + 1, m = 0, 1, \dots, \\ A(-1)^m \sin \omega k T_s \frac{(\omega \varepsilon \sin \omega_1 k T_s)^n}{n!} & \text{для четных } n = 2m, m = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (24)$$

Функцию $\sin^n \omega_1 t$ можно представить в виде суммы гармоник следующим образом:

$$\sin^n \omega_1 t = \begin{cases} \sum_{k=0}^m a_k \sin(2k + 1)\omega_1 t & \text{для нечетных } n = 2m + 1, m = 0, 1, \dots, \\ \sum_{k=0}^m a_k \cos 2k\omega_1 t & \text{для четных } n = 2m, m = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (25)$$

Тогда из выражения (24) и разложения (2) следует, что в спектре сигнала будут присутствовать все паразитные спектральные составляющие с частотами вида $\pm \omega \pm k \omega_1$, $k = 0, 1, 2, \dots$

В качестве примера на рис. 2 показан спектр выходного сигнала при гармоническом джиттере, полученный с помощью моделирования. Сигнал является гармоническим вида (4) с относительной частотой $\omega / \omega_s = 3/16$ и с добавлением небольшого уровня аддитивного шума. Синусоидальный джиттер имеет относительную частоту $\omega_1 / \omega_s = 1/64$ и амплитуду $\varepsilon F_s = 0,01$. Довольно значительная амплитуда джиттера взята для наглядности

рисунка. Частоты сигнала и джиттера выбраны таким образом, чтобы получить спектр без значительных лепестков. Расчет спектра производился с помощью быстрого преобразования Фурье порядка 1024.

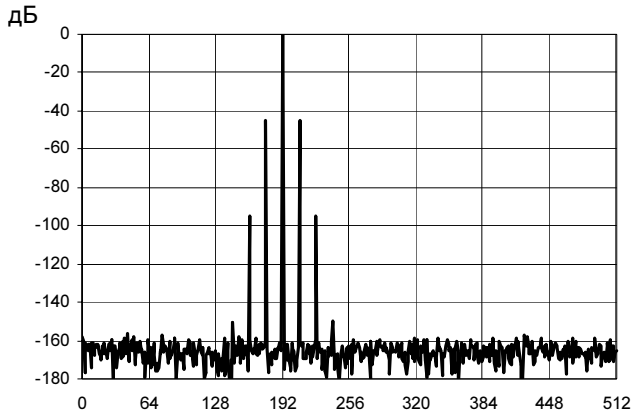


Рис. 2. Спектр синусоидального сигнала при гармоническом джиттере.

Из рисунка наглядно видно наличие рассмотренных выше паразитных спектральных составляющих. Их уровень быстро падает с увеличением порядка гармоники, однако в системах с большим динамическим диапазоном могут быть существенны не только первые, но и последующие паразитные спектральные составляющие. Уровень первых ПСС совпадает с теоретической оценкой (18) с точностью до тысячных долей децибела.

Гармонический джиттер, сложный сигнал. Аналогичные эффекты наблюдаются и в случае сигнала произвольного вида. Рассмотрим основную паразитную составляющую (3). Представим функцию $x(t)$ на рассматриваемом интервале, содержащем L отсчетов, в виде ряда Фурье:

$$x(t) = \sum_n c_n e^{jn\omega_0 t}, \quad (26)$$

где $\omega_0 = 2\pi L / F_s$.

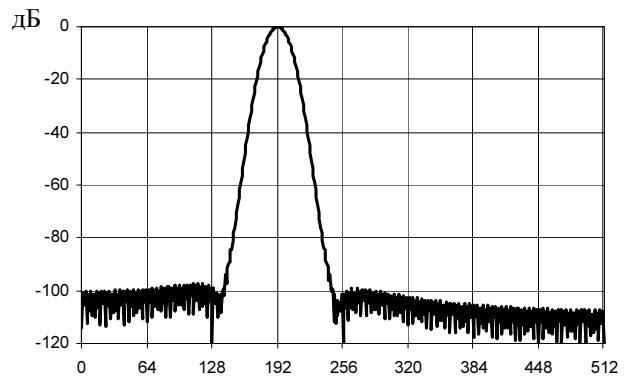
Подставляя (26) и (16) в (3), получаем следующее выражение для основной составляющей ошибки:

$$e(kT_s) = 0,5\varepsilon\omega_0 \left(\sum_n c_n n e^{j(n\omega_0 + \omega_1)kT_s} + \sum_n c_n n e^{j(n\omega_0 - \omega_1)kT_s} \right).$$

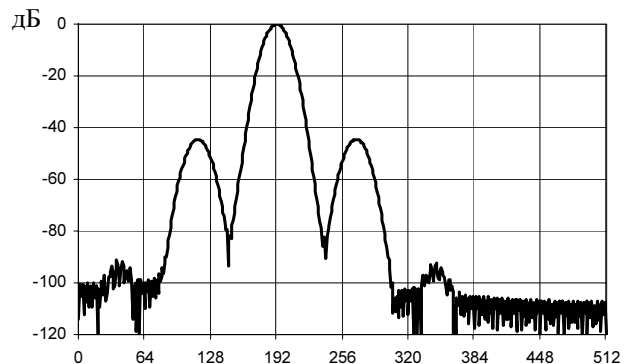
Отсюда следует, что паразитная составляющая в выходном сигнале имеет слагаемые, получаемые сдвигом спектра входного сигнала на $+\omega_1$ и $-\omega_1$ с одновременным масштабированием спектральных составляющих множителем n .

Указанное положение иллюстрируется рис. 3, где приведен спектр импульса с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ). Спектр рассчитан с помощью быстрого преобразования Фурье порядка 1024 для случаев отсутствия (рис. 3а) и наличия (рис. 3б) джиттера. Параметры модели: длительность сигнала – 400 отсчетов, девиация сигнала – $F_s/16$, центральная частота сигнала – $3F_s/16$, амплитуда джиттера $\varepsilon F_s = 0,01$, частота джиттера $\omega/\omega_s = 0,075$. Для наглядности рисунка амплитуда джиттера выбрана значительной, а при расчете спектра использована весовая функция с уровнем боковых лепестков минус 96 дБ.

При отсутствии джиттера спектр имеет вид одного лепестка. При наличии джиттера возникают паразитные лепестки, обусловленные рассмотренным выше сдвигом влево и вправо неискаженного спектра на величину частоты джиттера. Хорошо заметны и паразитные составляющие следующего порядка, определяемые следующими членами ряда Тейлора в (2) и вызванные сдвигом спектра на удвоенную величину частоты джиттера. Отметим, что уровень основных паразитных лепестков по-прежнему описывается формулой (18) с точностью до сотых долей децибела.



а)



б)

Рис. 3. Спектр ЛЧМ-импульса а) без джиттера б) с гармоническим джиттером.

Проанализированные в данном разделе случаи сигнала и джиттера позволяют сделать некоторые качественные выводы и на более общий случай. Если, например, джиттер представляет собой сумму двух гармонических составляющих с частотами ω_1 и ω_2 , то нетрудно видеть, что основная составляющая ошибки (3) будет содержать гармоники с частотами $\pm\omega \pm \omega_1$, $\pm\omega \pm \omega_2$. Однако, если рассматривать и следующие члены ошибки, то они будут содержать составляющие со всеми частотами вида $\pm\omega \pm m_1\omega_1 \pm m_2\omega_2$, $m_1, m_2 = 0, 1, 2, \dots$

Для общего случая сигнала и/или джиттера методика оценки возникающих эффектов, в силу линейности основной составляющей ошибки (3) по обеим функциям, может заключаться в разложении функций на элементарные аддитивные составляющие (независимые для случайных функций, ортогональные для детерминированных функций), оценки эффектов для каждой составляющей и их сложении.

Влияние джиттера на характеристики ЦАП

Характер ошибки. Пусть на входе ЦАП присутствуют выборки сигнала $x(t)$. Каждая выборка на выходе ЦАП преобразуется в ступеньку. На рис. 4а показаны три выборки x_1, x_2, x_3 (жирные точки) из сигнала $x(t)$ (штрихпунктирная линия на рисунке), поступающие на ЦАП в моменты t_1, t_2, t_3 , отстоящие друг от друга на интервал $T_s = 1/F_s$, где F_s – тактовая частота ЦАП.

На выходе идеального ЦАП каждая выборка дает прямоугольные ступеньки, показанные толстыми прямыми линиями на рисунке. Из-за джиттера моменты начала ступенек несколько смещаются. На рис. 4а показано смещение второй выборки на величину τ_2 (пунктирная вертикальная линия). Это приводит к смещению конца предыдущей ступеньки и начала следующей ступеньки на эту же величину. Возникающая ошибка с амплитудой $e_2 = x_2 - x_1$ показана на рисунке прямоугольником с шахматной заливкой. Общий вид функции ошибки $e(t)$ при ненулевых смещениях выборок показан на рис. 4б.

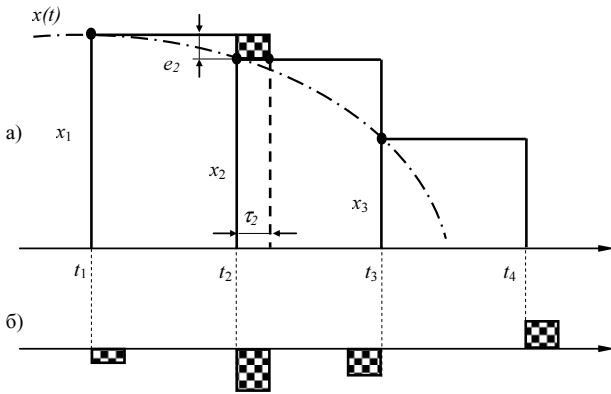


Рис. 4. Влияния джиттера на работу ЦАП.

Таким образом, ошибка на выходе идеального ЦАП, обусловленная джиттером тактовой частоты, представляет собой последовательность коротких импульсов длительностью τ_k с амплитудой $e_k = x_k - x_{k-1}$, $k = -\infty, \dots, 0, 1, \dots, \infty$.

Спектр k -того из этих импульсов имеет вид

$$S_k(f) = e_k \tau_k \frac{\sin \pi f \tau_k}{\pi f \tau_k} e^{-2\pi j f (kT_s + \frac{\tau_k}{2})}. \quad (27)$$

Ширина главного лепестка функции (27) равна $1/\tau_k$ по уровню минус 3,9 дБ, и в этой области сосредоточено 78% энергии импульса.

Случайный джиттер, гармонический сигнал.

Рассмотрим случай, когда значения джиттера τ_k являются случайными независимыми величинами со среднеквадратическим значением σ . Тогда длительность импульсов ошибки случайна, однако общий вид функции $e(t)$ трудно назвать случайным. Поэтому анализ ошибки целесообразно проводить в частотной области. Смысл перехода в частотную область состоит в следующем. В радиотехнических приложениях после ЦАП, как правило, имеется полосовой фильтр, пропускающий необходимую область частот и растягивающий короткие импульсы

сигнала. При этом функция $e(t)$ теряет импульсный характер. В частотной области спектр ошибки в полосе пропускания фильтра практически не изменится, и, следовательно, в этой области можно анализировать спектр непосредственно после ЦАП.

Проанализируем выражение (27) для случая синусоидального сигнала (4) с частотой ω и амплитудой A . Пусть на выходе ЦАП генерируется сигнал (4) на интервале длительностью T , содержащем L выборок сигнала: $T = LT_s$. Будем считать также, что $\omega \neq 0$, и выполняется основное условие теоремы Котельникова: $\omega T_s < \pi$. Случай $\omega = 0$ не представляет интереса, так как в этом случае джиттер не вызывает ошибок. Амплитуда ошибки для k -того импульса может быть выражена следующим образом

$$e_k = x_k - x_{k-1} \approx x'(kT_s)T_s = A\omega T_s \cos \omega k T_s, \quad (28)$$

При этом спектр (27) принимает вид

$$S_k(f) = A\omega T_s \tau_k \cos(\omega k T_s) \frac{\sin \pi f \tau_k}{\pi f \tau_k} e^{-2\pi j f (kT_s + \frac{\tau_k}{2})}. \quad (29)$$

Для упрощения этого выражения заметим, что диапазон полезных частот после ЦАП, как правило, не более тактовой частоты, а величина джиттера мала по сравнению с периодом T_s . Поэтому в интересующей области частот $f \tau_k \ll 1$, и, следовательно,

$$\frac{\sin \pi f \tau_k}{\pi f \tau_k} \approx 1 \quad \text{и} \quad e^{-2\pi j f \tau_k} \approx 1.$$

Тогда из (29) получаем:

$$S_k(f) \approx A\omega T_s \tau_k \cos(\omega k T_s) e^{-2\pi j f k T_s}. \quad (30)$$

Суммируя по k , получаем полный спектр ошибки $e(t)$ на рассматриваемом интервале:

$$S(f) = A\omega T_s \sum_{k=0}^{L-1} \tau_k \cos(\omega k T_s) e^{-2\pi j f k T_s}. \quad (31)$$

Спектральная плотность мощности функции $e(t)$ определяется через ее спектр $S(f)$ выражением:

$$G(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} M[S(f)S^*(f)], \quad (32)$$

где $M[\]$ – символ математического ожидания.

Подставляя (31) в (32), имеем

$$G(f) = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{LT_s} (A\omega T_s)^2 M \left[\sum_{k=0}^{L-1} \tau_k \cos(\omega k T_s) e^{-2\pi j f k T_s} \times \sum_{m=0}^{L-1} \tau_m \cos(\omega m T_s) e^{2\pi j f m T_s} \right]$$

Так как случайные величины τ_k и τ_m с различными индексами независимы, то слагаемые под знаком математического ожидания, имеющие произведения таких величин, дают при усреднении нуль. Поэтому

$$G(f) = A^2 \omega^2 T_s^2 \sigma^2 \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{k=0}^{L-1} \cos^2(\omega k T_s).$$

Так как $\omega \neq 0$ и $\omega T_s < \pi$, то предел в этой формуле равен 0,5. Поэтому

$$G(f) = 0,5 A^2 \omega^2 T_s^2 \sigma^2.$$

Таким образом, спектральная плотность мощности шума, вызванного джиттером, постоянна в рассматриваемой области частот. Нормируя это выражение к средней мощности сигнала (4) $P_{sig} = 0,5A^2$, получаем:

$$R = \omega^2 T_s \sigma^2,$$

или в децибелах:

$$R_{dB} = 10 \log(\omega^2 T_s \sigma^2) \text{ дБн/Гц.} \quad (33)$$

Формула (33) совпадает с аналогичной формулой (13) для случая АЦП. Она показывает целесообразность увеличения тактовой частоты, причем это увеличение для ЦАП достигается проще, чем для АЦП, по технологическим причинам.

Например, для частоты 50 МГц и параметров $T_s = 1 \text{ нс}$, $\sigma = 1 \text{ пс}$ получаем $R_{dB} \approx -160 \text{ дБн/Гц}$. При шумовой полосе 10 МГц это дает отношение сигнал/шум 90 дБ.

Гармонический джиттер, гармонический сигнал. Пусть теперь джиттер является синусоидальным с частотой ω_1 и амплитудой ε :

$$\tau_k = \varepsilon \sin(\omega_1 k T_s) = -0,5 j \varepsilon (e^{j\omega_1 k T_s} - e^{-j\omega_1 k T_s}) \quad (17)$$

Подставляя это выражение в (31) для спектра ошибки сигнала из L выборок, имеем

$$S(f) = -0,25 j$$

$$A \omega T_s \varepsilon \sum_{k=0}^{L-1} (e^{j\omega k T_s} + e^{-j\omega k T_s}) e^{-2\pi j f k T_s} (e^{j\omega_1 k T_s} - e^{-j\omega_1 k T_s})$$

Отсюда следует, что в спектре выходного сигнала появились комбинационные составляющие с частотами $\pm \omega \pm \omega_1$, равные по величине

$$z = 0,25 A \varepsilon \omega T_s L.$$

Так как величина формируемой полезной спектральной составляющей для сигнала из L выборок равна $0,5 A T_s L$, то отношение амплитуды основной гармоники к паразитной равно

$$Q = \frac{2}{\omega \varepsilon}. \quad (34)$$

Эта формула совпадает с формулой (18) для синусоидального джиттера в АЦП.

В качестве примера рассмотрим влияние наводки порядка 1 мВ на тактовый сигнал с амплитудой 1 В и частотой 100 МГц. При этом амплитуда паразитного джиттера согласно (22) будет иметь величину $\varepsilon = 1,6 \text{ пс}$. Для формируемой частоты 30 МГц из (34) получаем, что отношение сигнал/ПСС примерно равно 76,4 дБ. Это показывает, что цепи тактовой частоты в ЦАП, так же, как и в АЦП, необходимо тщательно защищать от всякого рода помех и шумов.

Заключение

В работе получены простые аналитические соотношения для оценки СКЗ шума и амплитуды паразитных спектральных составляющих на выходе ЦАП и АЦП для типовых случаев сигнала и джиттера. Замечательно, что формулы для АЦП и ЦАП, как для случайного джиттера [формулы (13) и (33)], так и для гармонического джиттера [формулы (18) и (34)], идентичны. Этот факт можно рассматривать как еще одно свидетельство эквивалентности аналогового и цифрового способов представления информации, а также переходов между ними.

Литература

1. W. Kester, ed., Analog-Digital Conversion, Analog Devices, 2004, www.analog.com.
2. W. Kester, DAC Interface Fundamentals, Analog Devices, MT-019, 2009, www.analog.com.
3. М.Н. Быканов и др., Исследование влияния фазовой нестабильности тактового сигнала на характеристики тракта аналого-цифрового преобразования, Цифровая обработка сигналов, 2004, №2, 24-30.

IMPACT OF SAMPLING-FREQUENCY JITTER ON ADC AND DAC PERFORMANCE

Zaytsev G.V.

The paper describes effects caused by sampling-frequency jitter in analog-digital and digital-analog converters. Simple formulae are derived for output noise level and spurs amplitudes, induced by jitter.

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ АДАПТИВНОЙ МНОГОСКОРОСТНОЙ ОБРАБОТКИ ТРАЕКТОРНОГО СИГНАЛА В ЗАДАЧАХ РАДИОВИДЕНИЯ

*Андреев Н.А., начальник отдела НТЦ ФГУП «Государственный рязанский приборный завод»,
Витязев С.В., научный сотрудник Рязанского государственного радиотехнического университета,
e-mail: tor@rgta.ryazan.ru,
Витязев В.В., д.т.н., зав. кафедрой ТОР Рязанского государственного радиотехнического университета,
e-mail: tor@rgta.ryazan.ru*

Ключевые слова: радиовидение, траекторный сигнал, многоскоростная адаптивная обработка, доплеровский, частота, метод, алгоритм, автофокусировка, фильтр.

Введение

Проблема формирования радиолокационного изображения (РЛИ) земной поверхности в реальном времени остается одной из актуальных при решении задач радиовидения [1,2]. В работах [3,4,5] рассмотрены способы и алгоритмы формирования РЛИ в различных режимах обзора и картографирования земной поверхности, а также селекции наземных движущихся целей, отличающихся значительным уменьшением вычислительных затрат и памяти данных при переднем и передне-боковом обзорах. Введение блока предварительной обработки, выполняющей функцию согласования полосы пропускания цифрового приемника траекторного сигнала с шириной его полосы частот, и последующее понижение частоты дискретизации пропорционально отношению частоты повторения зондирующих импульсов к ширине полосы частот траекторного сигнала, позволяет вести формирование и обработку РЛИ при более низкой скорости потока входных данных. Как следствие, уменьшаются общие вычислительные затраты, память данных и коэффициентов, увеличивается соотношение сигнал/шум.

Вместе с тем, вследствие траекторных нестабильностей, обусловленных изменением параметров движения носителя бортового радиолокационного комплекса (БРЛК), и различных возмущающих воздействий, наблюдается уход доплеровских частот траекторного сигнала, что приводит к пропорциональному смещению его полосы частот (в случае секторного обзора) и дополнительной нелинейной трансформации частот (в случае панорамного обзора) [3].

В том и другом случае требуется введение блока адаптации, отслеживающего все изменения полосы частот траекторного сигнала и выполняющего адекватную настройку параметров цифрового приемника в реальном времени.

В настоящей работе рассматриваются методы и алгоритмы адаптивной многоскоростной обработки траекторного сигнала в различных режимах работы БРЛК, отличающиеся значительным уменьшением вычислительных за-

Представлены алгоритмы адаптации узкополосного фильтра-дециматора к уходу (смещению) доплеровских частот траекторного сигнала на основе набора формирующих фильтров и автофокусировки в частотной области. Рассмотрены два подхода к построению схем адаптивной обработки широкополосного траекторного сигнала в режиме панорамного обзора. Показано, что наибольшей скоростью и точностью настройки обладает структура цифрового приемника, использующая предварительное субполосное разбиение спектра траекторного сигнала. Проведено моделирование алгоритмов многоскоростной адаптивной обработки траекторного сигнала, иллюстрирующее работоспособность и эффективность предложенного способа построения цифрового приемника траекторного сигнала на конкретных примерах.

трат, высокой скоростью и точностью настройки параметров цифрового приемника.

Адаптивная многоскоростная обработка узкополосного траекторного сигнала

Наличие этапа предварительной фильтрации в алгоритме обработки узкополосного траекторного сигнала в режиме секторного обзора оказывается эффективным не только с точки зрения понижения частоты дискретизации перед основной обработкой, но и с позиции возможности предварительной компенсации фазовых искажений за счет применения адаптивных методов настройки фильтра-дециматора.

Возможны различные структуры построения адаптивного цифрового фильтра-дециматора (АЦФД). Приведем некоторые из них. В простейшем случае схема адаптации включается в структуру самого фильтра-дециматора (рис.1).

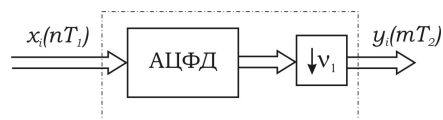


Рис.1. Структура фильтра-дециматора с «внутренней» адаптацией параметров

Здесь полоса пропускания ЦФД смещается вдоль оси частот в поисках ушедшей полосы траекторного сигнала. Сам алгоритм слежения за полосой – алгоритм адаптации, будет предложен ниже. Отметим только, что преобразования сигнала идут на исходной высокой частоте дискретизации, что является недостатком метода. Однако адап-

тация, совмещенная с фильтром-демодулятором, упрощает реализацию системы.

Другим вариантом построения структуры АЦФД является выделение этапа адаптации в отдельную процедуру и выполнение подстройки к полосе частот уже прореженного входного сигнала (рис.2). Этот подход отличается уменьшенными вычислительными затратами на адаптацию, однако усложняет структуру алгоритма и в некоторых случаях может давать менее эффективный результат подстройки к уходу частот.

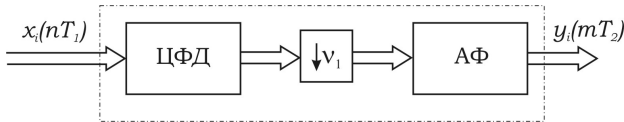


Рис. 2. Структура адаптивного фильтра-дециматора с предварительным понижением частоты дискретизации

Перейдем к рассмотрению непосредственно алгоритмов подстройки к полосе траекторного сигнала. Здесь также возможен ряд подходов. Рассмотрим два из них: слежение за полосой по максимуму мощности и адаптация с корреляцией в частотной области.

Метод слежения за полосой по максимуму мощности сигнала (рис.3) подразумевает наличие набора каналов обработки. В примере на рис.3 показано 3 канала, но их число может быть расширено как вверх (смещение полосы сигнала влево), так и вниз (смещение полосы сигнала вправо).

Структура фильтра-дециматора в каждом канале остается аналогичной структуре, не использующей адаптацию к полосе. Различие состоит в том, что в каждом канале смещение спектра на нулевую частоту осуществляется с различных центральных частот. Если 0-ой канал, соответствующий каналу обработки сигнала при отсутствии смещения полосы, по-прежнему, использует в качестве центральной частоты величину ω_0 , то соседние каналы принимают за центральные частоты величины ω_i , отстоящие от исходной частоты на $i \times \Delta\omega_0$. Шаг $\Delta\omega_0$ определяет точность настройки на частоту, а количество каналов – диапазон частот, в котором схема остается работоспособной.

К достоинствам рассмотренной структуры следует

отнести простоту проектирования и надежность работы. Кроме того, адаптация здесь происходит независимо от предыдущих состояний системы и без задержек. Недостатком можно считать избыточность схемы и, как следствие, повышенную вычислительную сложность.

Альтернативным подходом является метод на основе корреляции в частотной области. Этот метод похож на известные в радиовидении способы так называемой автофокусировки. Однако при автофокусировке фазовые искажения компенсируются в пределах одного интервала синтезирования уже в процессе фокусировки. В нашей же задаче осуществляется предварительная компенсация ухода всей полосы частот траекторного сигнала, имеющая место от одного интервала синтезирования к другому. Это может быть полезно, когда наблюдения в одном направлении повторяются многократно с целью некогерентного накопления и повышения отношения сигнал/шум и борьбе со спекл-шумом.

Структура адаптации с корреляцией в частотной области приведена на рис. 4. Опишем принцип ее функционирования. Будем по-прежнему считать, что при очередном наблюдении полоса частот траекторного сигнала сместилась так, что центральная частота стала равной $\omega_0 + \Delta\omega$. Структуру адаптации к полосе можно разделить на две части: схему оценки смещения спектра $\Delta\omega$ и схему компенсации этого смещения. Первая часть включает блоки БПФ и корреляции. БПФ переводит сигнал в частотную область и показывает его спектр. Если осуществляется первое наблюдение, то считается, что полоса частот еще не сместилась, и спектр на этом этапе принимается за эталонный. Выход БПФ записывается в буфер (начальный спектр). При последующих зондированиях выход БПФ сравнивается с эталонным спектром, и процедура корреляции в частотной области показывает величину смещения полосы траекторного сигнала относительно исходного положения $\Delta\omega$. Эта поправка вносится в блок демодулятора, который и составляет основу компенсирующей части схемы адаптации, работая во временной области. Остальные блоки структуры работают точно так же, как и в случае отсутствия адаптации к полосе.

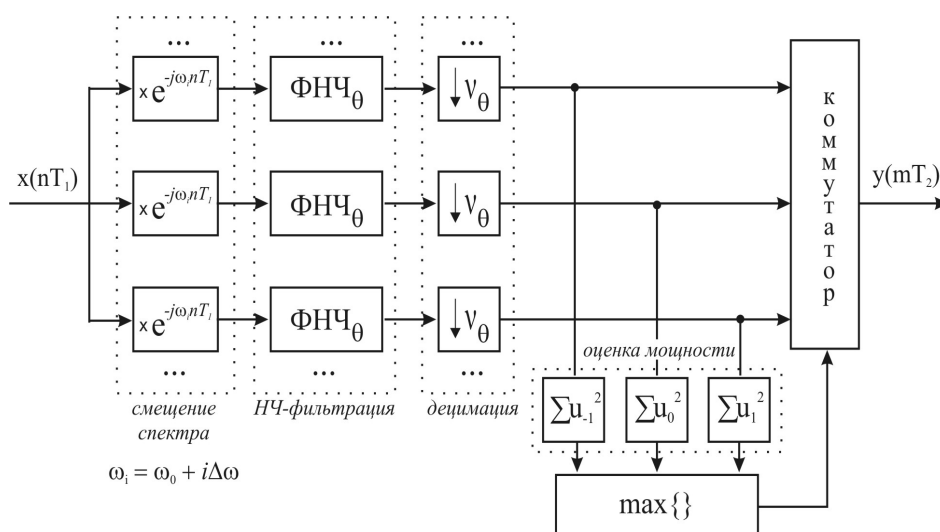


Рис.3. Трехканальная структура адаптивного узкополосного фильтра-дециматора с перестройкой центральной частоты по максимуму мощности

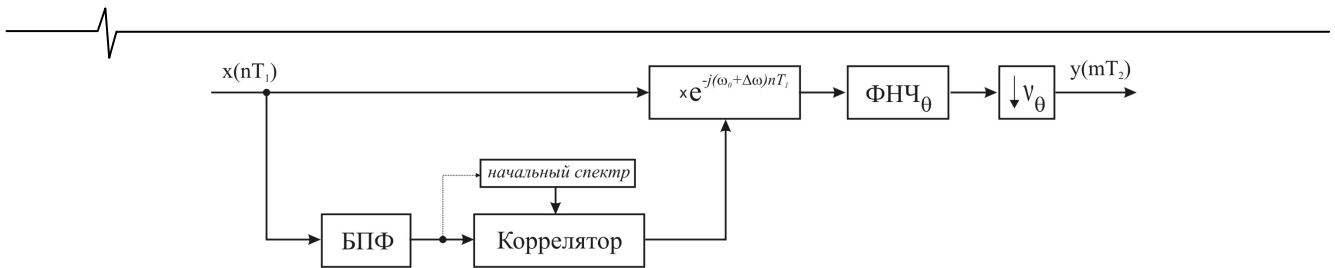


Рис. 4. Структура адаптивного фильтра-дециматора с корреляцией в частотной области

Достоинством рассмотренного подхода можно считать относительно небольшой уровень вычислительной сложности и более высокую точность настройки за счет процедуры корреляции, работающей по принципу максимума «схожести» формы спектра, а не максимума мощности. В качестве недостатка можно отметить необходимость знания эталонного спектра. Такая схема может применяться только при многократно повторяющихся наблюдениях в одном направлении в режиме слежения.

Представляет интерес сочетание «грубой» и «точной» настройки узкополосного ЦФД. На первом этапе адаптации, когда не известен амплитудный спектр траекторного сигнала, можно воспользоваться «грубой» оценкой ухода доплеровских частот по максимуму мощности сигнала на выходе набора полосовых фильтров. Реализация блока оценивания ухода полосы частот траекторного сигнала с помощью набора обычных полосовых фильтров целесообразна и в дальнейшем, чтобы не допустить срывов слежения при «точной» настройке.

На втором этапе адаптации, по информации об амплитудном спектре траекторного сигнала, полученной с выхода устройства формирования РЛИ, или с помощью дополнительного БПФ-преобразования, производится «точная» подстройка полосы пропускания цифрового приемника. С этой целью используется набор из M формирующих фильтров (рис. 5), перекрывающих диапазон частот, выделенный входным фильтром-дециматором. Предполагается, что АЧХ формирующих фильтров (ФФ) совпадают с амплитудным спектром принимаемого траекторного сигнала и отличаются только значением центральных частот.

Как известно [6], с целью значительного уменьшения вычислительных затрат и памяти данных используют многоступенчатую реализацию узкополосного фильтра-дециматора. Поэтому общая структурная схема устройства предварительной обработки траекторного сигнала включает m ступеней децимации, обеспечивающих понижение частоты дискретизации в

$$V = \prod_{i=1}^m V_i$$

раз, и набора из M формирующих фильтров, работающих на предельно низкой частоте дискретизации и обеспечивающих согласование со спектральной структурой траекторного сигнала [7].

Ставится задача оптимального синтеза многоступенчатой структуры адаптивного узкополосного фильтра-дециматора. Цель оптимизации – минимизация общих вычислительных затрат при заданном числе ФФ и коэффициенте перекрытия АЧХ соседних частотных каналов. Методика оптимального проектирования на цифровых сигнальных процессорах многоступенчатой структуры узкополосного фильтра-дециматора в классе КИХ-цепей предложена в [6].

Адаптивная многоскоростная обработка широкополосного траекторного сигнала

С целью значительного уменьшения времени формирования РЛИ в [3] рекомендуется использовать режим панорамного обзора, который фактически имитирует обработку множества узкополосных траекторных сигналов режима секторного обзора, но выполняет ее одновременно для всех азимутальных каналов, отличаясь лишь разделением на отдельные азимутальные каналы в частотной, а не во временной области. Для обеспечения частотной селекции азимутальных каналов в режиме панорамного обзора требуется набор адаптивных фильтров-дециматоров предварительной обработки, перестраиваемых по центральной частоте и ширине полосы пропускания, в соответствии с уходом доплеровских частот, вследствие траекторных нестабильностей принимаемого широкополосного сигнала [3,4].

Ставится задача построения набора адаптивных цифровых фильтров-дециматоров (ЦФД) устройства предварительной обработки траекторного сигнала в режиме панорамного обзора и картографирования земной поверхности. Предполагается, что набор адаптивных ЦФД устройства предварительной обработки используется для обеспечения

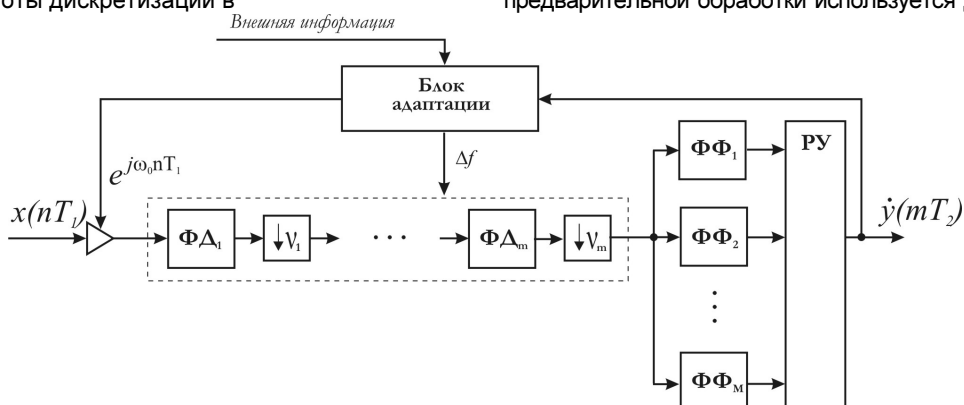


Рис. 5. Структурная схема устройства предварительной обработки узкополосного траекторного сигнала

равной угловой разрешающей способности вне зависимости от азимутального направления полосы обзора, а также автоматической фокусировки синтезируемого радиоизображения земной поверхности при уходе доплеровских частот траекторного сигнала. Задача оптимизации структуры и параметров цифрового приемника преследует целью минимизацию общих вычислительных затрат при заданных ограничениях на выделенные ресурсы памяти данных и программ.

Известно [3], что при переходе от бокового обзора к передне-боковому и, в особенности, к переднему обзорам многократно увеличивается требуемая спектральная избирательность цифрового приемника. Это потенциально возможно, так как с уменьшением азимутального направления полосы обзора относительно направления полета носителя БРЛК уход доплеровских частот проявляется в значительно меньшей степени, а значит временной интервал синтеза РЛИ также многократно увеличивается, что и позволяет пропорционально увеличить разрешающую способность. Кроме того, увеличение интервала синтеза РЛИ в режиме панорамного обзора становится возможным, так как облучение земной поверхности ведется одновременно во всей полосе обзора земной поверхности, а не последовательно сектор за сектором, как это осуществлялось в режиме секторного обзора, ограничивая тем самым время обзора в каждом отдельном секторе.

Общая структурная схема цифрового приемника траекторного сигнала в режиме панорамного обзора приведена на рис.6. Заметим, что единственное отличие от общей структурной схемы цифрового приемника узкополосного траекторного сигнала в режиме секторного обзора состоит в том, что вводится банк (набор) цифровых полосовых фильтров (ЦПФ), перекрывающих заданный диапазон рабочих частот траекторного сигнала по некоторому алгоритму согласования спектральных окон соседних частотных каналов. При этом банк фильтров-дециматоров, включающий M полосовых фильтров, работающих с понижением частоты дискретизации в V_j раз, $j = \overline{1, M}$, принимает вид, представленный на рис.7.

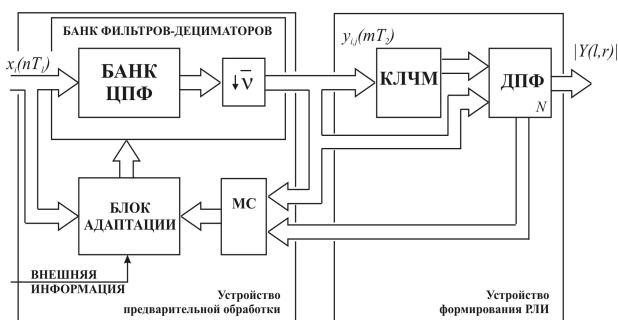


Рис. 6. Структурная схема цифрового приемника траекторного сигнала в режиме панорамного обзора

Входной траекторный сигнал $x_i(nT_1)$, в общем случае комплексный, подается на вход устройства предварительной обработки, включающего в себя набор из M ЦПФ, перестраиваемых по центральной частоте ω_{0j} и ширине полосы пропускания $2\omega_{c_j}$, $j = \overline{1, M}$, и блок адаптации. Задача первого блока – банка фильтров-дециматоров, выделить заданную полосу частот траекторного сигнала, соответствующую определенному азимутальному направлению ДНА в режиме секторного обзора, и понизить частоту дискретизации в V_j раз, пропорционально отношению частоты повторения

зондирующих импульсов к ширине полосы частот j -ой составляющей траекторного сигнала. Предполагается, что при переходе от бокового обзора к переднему и формированию РЛИ в соответствующем азимутальном направлении ДНА равной ширины, полоса частот траекторного сигнала в значительной степени сужается (рис. 7б), а, следовательно, возрастает коэффициент децимации V_j .

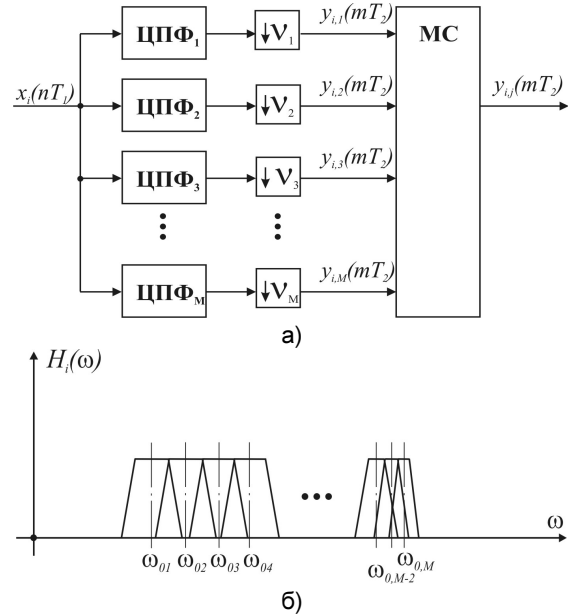
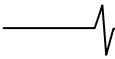


Рис. 7. Банк полосовых фильтров-дециматоров (а) и его частотные свойства (б)

Задача второго блока - блока адаптации, - слежение за возможным непропорциональным уходом центральных частот ω_{0j} и ширины полосы частот траекторного сигнала на выходе каждого канального ЦПФ, вследствие траекторных нестабильностей и маневров носителя БРЛК, и автоматическая настройка соответствующих параметров набора полосовых фильтров-дециматоров. По внешней информации, поступающей от блока управления БРЛК, задается ширина сектора и направление обзора. Устройство формирования РЛИ по прореженным последовательностям траекторного сигнала $y_{i,j}(mT_{2j})$, $j = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, K}$, синтезирует текущий кадр изображения $|Y(i, j)|$ путем вычисления ДПФ последовательностей $y_{i,j}(mT_{2j})$, $j = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, K}$, и оценки модуля элементов матрицы вычисленных коэффициентов Фурье.

В зависимости от способа построения блока адаптации (режима работы) можно говорить о двух подходах к решению задачи предварительной обработки траекторного сигнала с помощью набора цифровых фильтров-дециматоров. Первый предполагает, что ширина полосы частот траекторного сигнала на выходе каждого j -го ЦПФ изменяется в относительно небольших пределах (не более чем на половину ширины полосы пропускания), а уход по центральной частоте ω_{0j} компенсируется блоком адаптации по внешней информации о скорости и ускорении носителя БРЛК, траектории его полета и другим параметрам, однозначно определяющим уход доплеровских частот траекторного сигнала. Может также приниматься во внимание информация, поступающая с выхода устройства формирования РЛИ. В этом случае задача построения оптимальной структуры цифрового приемника траекторного сигнала сводится к оптимизации параметров в общем случае многоступенчатой пирами-



дальной структуры набора из M полосовых фильтров-дециматоров с заданными параметрами и свойствами частотной избирательности (рис. 7). При этом, с учетом возможного расширения полосы частот и не скомпенсированного блоком адаптации ухода доплеровских частот, следует увеличить коэффициент перекрытия соседних частотных каналов как минимум в два раза (рис.8), оставляя прежними значения центральных частот ω_{0j} каждого j -го фильтра, что позволит в последующем, на этапе формирования РЛИ, выполнить «подстройку» амплитудного спектра в каждой j -й полосе частот траекторного сигнала.

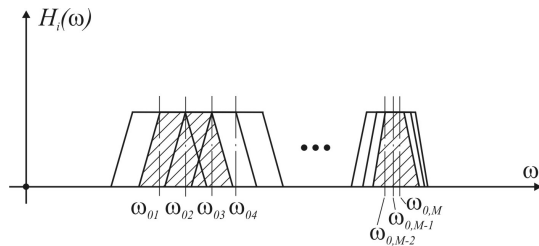


Рис. 8. Эффект перекрытия АЧХ набора полосовых фильтров

Представленная на рис. 7 структурная схема набора из M фильтров-дециматоров удобна в реализации с использованием параллельного набора из M цифровых сигнальных процессоров (ЦСП), когда каждый процессор или модуль решает свою задачу предварительной обработки j -го частотного канала. Вместе с тем при совместной реализации всего набора ЦФД, в частности на одном сигнальном процессоре, следует подходить к решению поставленной задачи оптимизации структуры и параметров приемного устройства с более общих позиций.

Известно [6], что переход от прямой параллельной формы реализации набора ЦФД к многоступенчатой пирамидальной – это шаг в направлении существенной минимизации общих вычислительных затрат. Поэтому последующая постановка и решение задачи оптимального проектирования устройства предварительной обработки траекторного сигнала должны исходить из условия поиска оптимального числа ступеней предварительной фильтрации входного траекторного сигнала $x_i(nT_1)$ с использованием набора полосовых фильтров-дециматоров в тех частотных каналах, ширина полосы частот которых много меньше частоты повторения зондирующих импульсов (передний и передне-боковой обзоры).

Второй подход к реализации устройства предварительной обработки траекторного сигнала полностью ориентируется на методы и алгоритмы автофокусировки и адаптации в частотной области с использованием устройства спектрального оценивания (УСО) (рис. 9).

По результатам спектрального оценивания решающее устройство (РУ) производит оценку возможного ухода полосы частот траекторного сигнала, используя один из алгоритмов автофокусировки, а блок перестройки параметров (БПП) вносит соответствующую коррекцию центральных частот набора полосовых фильтров-дециматоров.

Задача оптимизации набора ЦФД в рамках данной структуры устройства предварительной обработки траекторного сигнала должна строиться с учетом затрат на реализацию алгоритма спектрального оценивания и автофокусировки в частотной области. Предполагается, что спектральное оценивание ведется в расширенной полосе частот каж-

дого отдельного j -го канала или по всей совокупности каналов с тем, чтобы учесть ее возможный уход при маневрах носителя БРЛК и траекторных нестабильностях.

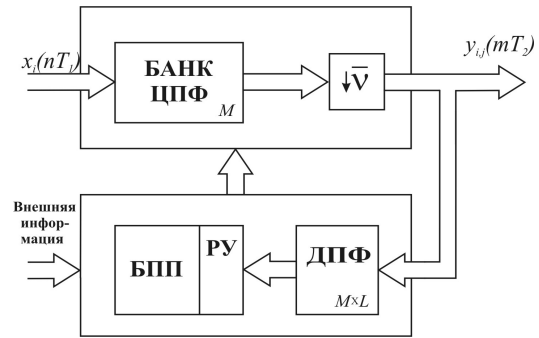


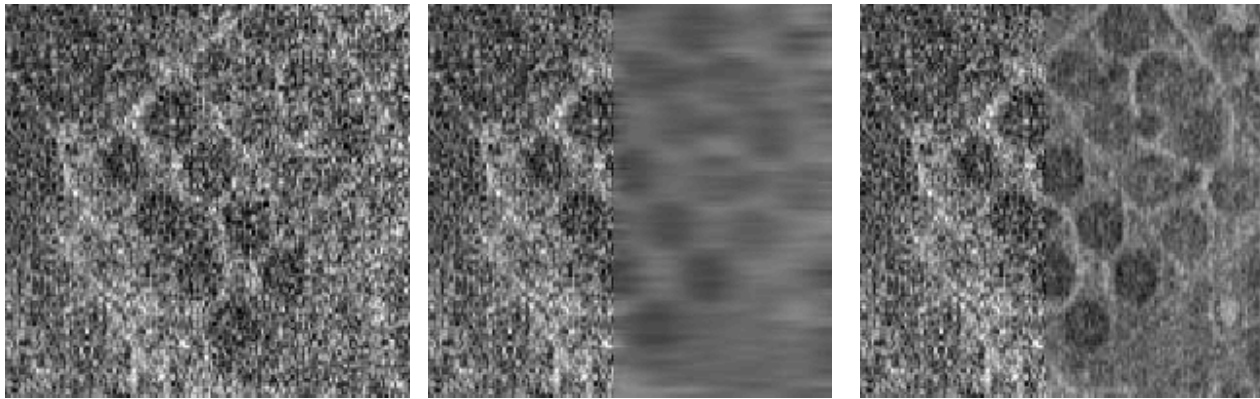
Рис. 9. Устройство предварительной обработки траекторного сигнала с использованием автофокусировки в частотной области

При использовании адаптации в каждом j -м канале и древовидной структуры банка ЦФФ [3] описание параметров набора адаптивных фильтров-дециматоров приобретает векторно-матричную форму. Задача оптимизации векторно-матричной формы реализации адаптивных фильтров-дециматоров (АФД) заключается в том, что ширина полосы частот каждого j -го ЦФФ в режиме адаптации расширяется в несколько раз. Причем, если уход доплеровских частот в абсолютных значениях примерно одинаковый во всей полосе панорамного обзора, то в относительных значениях (по отношению к ширине полосы частот отдельного полосового фильтра) доплеровский уход частот при переднем обзоре может значительно превышать «захватываемую» им полосу частот. Есть два пути решения этой проблемы. Первый ориентирован на пропорциональное расширение полосы пропускания фильтров-дециматоров, а второй предполагает возможность реализации автоматического слежения за уходом доплеровских частот и многоступенчатого переключения центральных частот каждого АФД.

Моделирование алгоритмов многоскоростной адаптивной обработки траекторного сигнала

С целью иллюстрации эффективности рассмотренных выше методов и алгоритмов адаптации цифрового приемника траекторного сигнала было проведено моделирование их работы отдельно для узкополосного (режим секторного обзора) и широкополосного (режим панорамного обзора) сигналов.

Эффект от применения схемы адаптации, введенной в цифровой приемник узкополосного траекторного сигнала, иллюстрирует рис. 10. Здесь показан случай некогерентного накопления выходов согласованной обработки сигнала от кадра к кадру с целью снижения уровня шумов. Показано, что при отсутствии схемы компенсации фазовых искажений некогерентное накопление, повышая отношение сигнал/шум, вместе с тем приводит к размытию РЛИ (рис. 10б). Причина этого состоит в том, что также как и отдельные реализации шума, сигналы РЛИ в разных периодах наблюдения оказываются слабо коррелированы друг с другом, и метод накопления не дает ожидаемых результатов. Применение схемы адаптации «возвращает» полосу сигнала в исходное положение, и корреляция между отдельными наблюдениями повышается. РЛИ на рис.10в отличается высоким отношением сигнал/шум и увеличенной четкостью и контрастностью.



а) исходное изображение б) накопление без адаптации в) накопление с адаптацией

Рис. 10. Иллюстрация алгоритма адаптации цифрового приемника

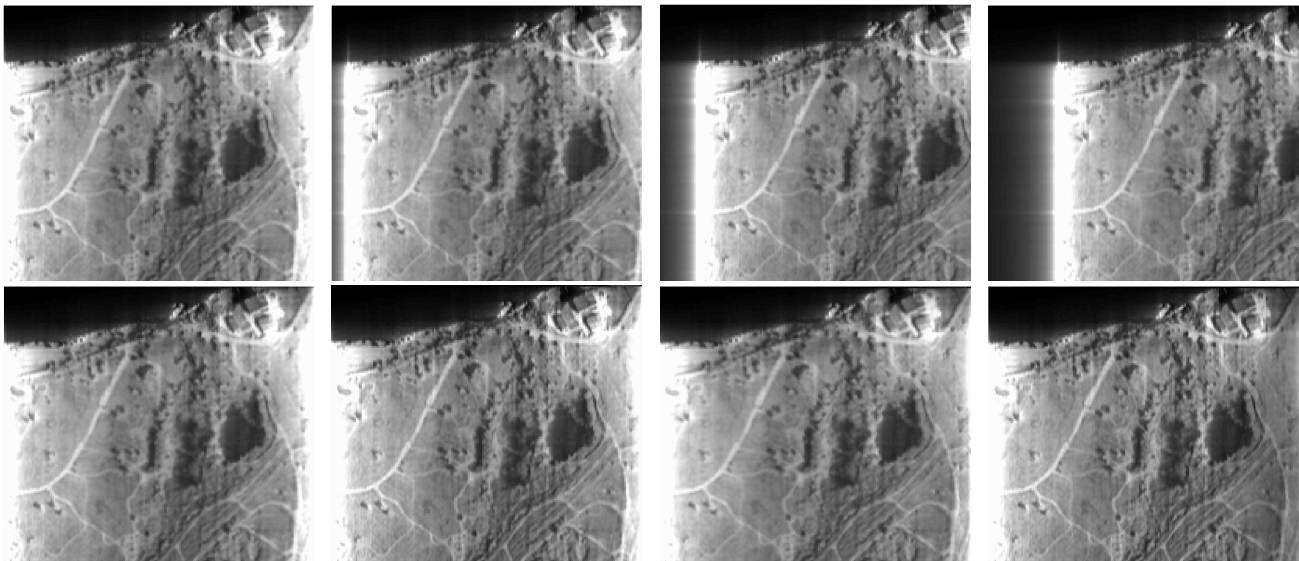


Рис. 11. Иллюстрация формирования РЛИ при различных значениях ухода частот траекторного сигнала в режиме секторного обзора

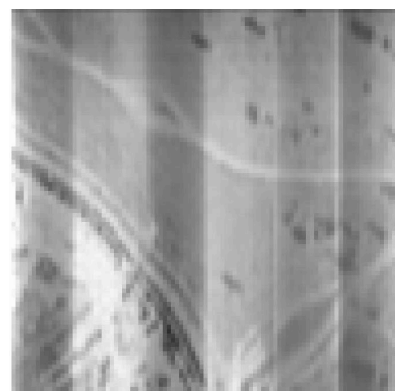
Дополнительно отметим, что схема адаптации к полосе траекторного сигнала способна компенсировать уход частот, связанный с квадратичным набегом фазы, увеличивая потенциально достижимый уровень разрешающей способности по азимуту в этом режиме.

На рис. 11 в верхнем ряду представлены результаты обработки траекторных сигналов с уходами частот на 0, 10, 25 и 45 элементов разрешения, соответственно, когда процедура адаптации не применялась. В нижнем ряду представлены соответствующие радиолокационные изображе-

ния, полученные с применением процедуры адаптации. Можно сделать вывод о целесообразности использования предложенных алгоритмов. Области в крайних столбцах, засвеченные ярко-белым, возникают из-за особенностей обработки (скорее всего из-за эффекта Гиббса), и борьба с ними представляет собой отдельный вопрос. Эффект от предложенной адаптации особенно ярко проявляется при повторяющихся накоплениях результатов обработки с целью повышения отношения сигнал/шум и борьбы со спекл-шумом, что демонстрировалось ранее [8].



а



б

Рис. 12. Иллюстрация формирования РЛИ в режиме панорамного обзора

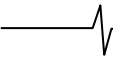


Рис. 12 иллюстрирует результат формирования РЛИ (б) в режиме панорамного обзора по принятой модели широкополосного траекторного сигнала, адекватной исходному изображению (а).

Заключение

По результатам проведенных исследований и моделирования можно сделать следующие выводы.

1. Представлены два алгоритма адаптации узкополосного фильтра-дециматора к уходу (смещению) доплеровских частот траекторного сигнала: на основе набора формирующих фильтров и автофокусировки в частотной области. Показано, что для обеспечения быстрой настройки и надежной работы адаптивной системы предпочтительно использовать набор формирующих узкополосных фильтров, перекрывающих заданный диапазон ухода доплеровских частот траекторного сигнала. При этом точность настройки системы определяется точностью аппроксимации АЧХ формирующих фильтров и числом фильтров с разнесенными центральными частотами, определяющим шаг перестройки по частоте. Автофокусировка в частотной области может использоваться при дальнейшей обработке на этапе формирования РЛИ.

2. Рассмотрены два подхода к построению схем адаптивной обработки широкополосного траекторного сигнала. Показано, что наибольшей гибкостью и точностью настройки обладает структура цифрового приемника, использующая предварительное субполосное разбиение широкополосного траекторного сигнала. С целью минимизации общих затрат на ее реализацию требуется математическая формализация и решение задачи оптимального проектирования набора полосовых фильтров-дециматоров, перекрывающих заданную полосу частот траекторного сигнала, с учетом влияния ухода доплеровских частот и автоматической подстройки параметров одновременно всех субполосных каналов.

3. Проведено моделирование алгоритмов многоскоростной адаптивной обработки траекторного сигнала в режимах секторного и панорамного обзора, иллюстрирующее работоспособность и эффективность предложенного способа построения цифрового приемника траекторного сигнала на конкретных примерах.

Литература

1. Радиолокационные станции с цифровым синтезированием апертуры антенны \ В.Н. Антипов, В.Т. Горяинов, А.Н.

Кулин и др.; Под ред. В.Т. Горяинова. – М.: Радио и связь, 1988 – 304 с.

2. Кондратенков Г.С., Фролов А.Ю. Радиовидение. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли. Учебное пособие \ Под ре. Г.С. Кондратенкова. – М.: Радиотехника, 2005. – 368 с.
3. Витязев В.В., Колодько Г.Н., Витязев С.В. Способы и алгоритмы формирования радиолокационного изображения в режиме доплеровского обужения луча \ Цифровая обработка сигналов, 2006, № 3, с. 31-41.
4. Витязев В.В., Колодько Г.Н., Воронков Д.В. Формирование радиолокационного изображения в режиме фокусируемого синтезирования апертуры ДНА \ Цифровая обработка сигналов, 2006, № 4, с. 34-40.
5. Витязев В.В., Колодько Г.Н., Витязев С.В. Селекция наземных движущихся целей на основе многоскоростной адаптивной обработки траекторного сигнала \ Цифровая обработка сигналов, 2007, № 1, с. 41-50.
6. Витязев В.В. Цифровая частотная селекция сигналов. М.: Радио и связь, 1993, 240 с.
7. Андреев Н.А., Витязев С.В., Витязев В.В. Алгоритмы адаптации к уходу доплеровских частот узкополосного траекторного сигнала \ Труды 11-й МНТК «Цифровая обработка сигналов и ее применение-DSPA'2009», Москва, ИПУ РАН, Т.1, с.111-114.
8. Витязев С.В., Колодько Г.Н. Моделирование и исследование эффективности формирования радиолокационного изображения в режиме доплеровского обужения луча \ Труды 9-й МНТК «Цифровая обработка сигналов и ее применение-DSPA'2007», г. Москва, ИПУ РАН, март 2007.

METHODS AND ALGORITHMS OF ADAPTIVE MULTIRATE SIGNAL PROCESSING IN RADIO-IMAGING SYSTEMS

Nikolay Andreev, Sergey Vityazev, Vladimir Vityazev.

Methods and algorithms of the adaptive multirate radio-imaging signal processing are considered. Some modes of operation are investigated. It is shown that the suggested technique allows to decrease significantly computational costs and to provide high speed and high accuracy receiver adjustment.

УДК 519.65

МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ СТРУКТУРНЫХ КОМПОНЕНТОВ СЛОЖНОГО ПРИРОДНОГО СИГНАЛА НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПАКЕТОВ

Мандрикова О.В., д.т.н., в.н.с., Института космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, e-mail: oksanam1@mail.kamchatka.ru

Горева Т.С., аспирантка Института космофизических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН.

Ключевые слова: вейвлет-преобразование, природный сигнал, численный алгоритм, идентификация.

Постановка задачи

Настоящая работа посвящена разработке методов и алгоритмов обработки и анализа сложных природных сигналов. Наряду с другими методами исследований обработка и анализ регистрируемых природных сигналов имеет важное значение в физике, геофизике и геоэкологии [1-5]. На основе модельных построений и соответствующих алгоритмических решений этот подход позволяет получить количественную оценку процессам, которые формируются в той или иной природной среде, выявить сложные внутренние связи и механизмы взаимодействия. Первая задача, которая стоит перед исследователем, найти способ уменьшить размерность системы и выявить компоненты, наиболее полно описывающие исследуемый природный процесс. Не случайно на протяжении последних 30 лет в центре внимания ученых, связанных с обработкой статистических данных, находится проблема выделения полезных сигналов на фоне помех. Сложности решения задач анализа природных данных связаны со сложной внутренней структурой регистрируемых сигналов [3-7]. Геофизические сигналы содержат переходные процессы, аномальные эффекты, которые связаны с активностью Солнца, возникают накануне сейсмических явлений и др. процессами различной физической природы. В первую очередь, в рамках данной работы, рассматривается класс задач, связанных с выделением и классификацией локальных особенностей и аномальных эффектов в природных сигналах. Эти особенности содержат полезную информацию об изучаемых процессах и при обработке не должны быть отфильтрованы как помеховый сигнал или шум из-за неизбежной в этом случае потери информации. Локальные особенности, как правило, имеют форму резких всплесков и пиков, могут иметь ступенеобразный вид.

При регистрации и анализе природных данных существенные погрешности в их оценку вносит ряд факторов. Исключая приборные погрешности, можно наметить неравнозначные группы помех:

- наличие в сигналах пропущенных значений, обусловленных сбоями в работе приборной и регистрирующей аппаратуры;
- космогенные помехи, связанные с возникновением аномальных потоков космических лучей, их резкими изменениями в верхних слоях атмосферы и за ее пределами;

На основе конструкции вейвлет-преобразования предложен метод анализа природных сигналов со сложной структурой. В основе метода лежит численный алгоритм идентификации структурных компонентов сложного сигнала. На примере обработки данных критической частоты показана эффективность метода.

- помехи, связанные с атмосферно-погодными явлениями;
- помехи сезонные, обусловленные действием переменных сезонных колебаний температуры;
- помехи, обусловленные вариабельностью природных процессов в связи с их нормальной самоорганизацией (типа пульсирующих гейзеров);
- случайные помехи неизвестной природы.

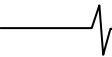
Методика обработки природных сигналов включает в себя как независимую обработку данных, так и совместный анализ всей совокупности компонентов. Процедуру анализа природного сигнала можно разбить на следующие взаимозависимые этапы:

1. Оценка погрешностей, вносимых рядом факторов различной природы. С целью уменьшения влияния этих факторов производится фильтрация полученных экспериментальных данных.

2. Оценка периодических изменений компонент сигнала с использованием классических методов спектрального анализа на основе Фурье-преобразования. После определения информативных частотных интервалов проводится фильтрация и анализ наблюдений в выбранных диапазонах частот. В настоящее время для анализа геофизических сигналов получают распространение такие современные методы обработки как вейвлет-преобразование и нейронные сети [2-4].

3. Анализ устойчивых изменений на основе проведения процедуры сглаживания и использования традиционных моделей временных рядов: в виде линейной комбинации трендов, сезонных компонент, циклов – колебаний относительно тренда и случайного шума [1].

4. Многокомпонентная обработка, заключающаяся в выделении важных признаков, подлежащих классификации и их обработки на основе современных методов, основанных, например, на дискриминантном анализе совокупности наблюдений и элементах корреляционного анализа. Аномальные эффекты в данном подходе могут быть выделены, например, на основе анализа изменяющейся автокорреляционной структуры многомерной геофизической системы, а также различных показателей взаимного спектра. В последнее время для проведения



совместного анализа геофизических данных также предложены методы вейвлет-преобразования, позволяющие декомпозировать исходный сигнал на различные частотные диапазоны, выделять короткопериодные вариации параметров, что невозможно было реализовать спектральными методами [5].

Несмотря на разнообразие существующих методов и подходов, задача эффективной обработки природных сигналов и, в частности, выделения аномалий и их классификации остается пока нерешенной. Это связано со следующими обстоятельствами:

- В отдельных случаях, с редкой сетью наблюдений: существующие базы данных содержат очень мало длинных рядов разных параметров, что облегчало бы выделение аномалий на фоне шумов.
- С отсутствием адекватных математических моделей: традиционная процедура сглаживания, которую принято использовать для облегчения процесса построения модели, влечет определенную потерю и искажение важной информации. Результаты исследований в своем большинстве относятся к низкочастотным составляющим колебаний геофизических компонентов и свидетельствуют о возможности выделения длительных (3-5 месяцев) аномальных периодов.
- С большим разнообразием и достаточно сложной формой аномалий: хотя методы спектрального анализа формально применимы для оценки периодических изменений компонент ряда, но в данном случае наличие в сигналах резких пикообразных вариаций и ступенеобразных особенностей ставят под сомнение эффективность этих методов.

Естественным и наиболее эффективным способом представления природных сигналов является построение нелинейных адаптивных аппроксимирующих схем на основе экстраполирующих фильтров. Инструментом, позволяющим реализовать такую процедуру для сигналов с подобными особенностями, является вейвлет-преобразование [6]. Вейвлет-преобразование имеет широкий класс базисов различной формы и временной протяженности, имеющих компактный носитель (в том числе пикообразные и ступенеобразные по форме базисы). Это позволяет исследовать сигнал с достаточной степенью локализации и выявить и классифицировать локальные особенности его структуры. В настоящее время ведутся интенсивные исследования по применению этого метода в различных прикладных задачах, связанных с анализом сигналов сложной внутренней структуры [3, 4, 6, 8]. Но качество работы конечных систем, основанных на данном аппарате, определяется технологией его применения: способ определения аппроксимирующего базиса, метод подавления шума, выбор конструкции преобразования, выбор уровня разложения и др. Данные аспекты позволяют оптимизировать время реализации алгоритмов и определяют точность работы систем, что имеет важное значение при решении задач анализа природных сигналов. Авторами данной работы разработан метод идентификации структурных компонентов сложного природного сигнала, включающий следующие операции:

- удаление шума;
- выбор «наилучшего» базиса;
- выделение компонент сигнала.

Используя основы современной теории обработки сигналов, авторами выстроена наглядная цепочка рассуждений от задач моделирования до эффективных вычислительных решений. Предложенный метод позволяет:

- отобразить в модели сигнала, как сглаженную составляющую, так и локальные особенности его структуры, что важно при решении задач выявления и классификации аномалий;
- адаптивно определить аппроксимирующие функции в зависимости от структуры исходных данных;
- путем минимизации погрешности аппроксимации построить *наилучшую аппроксимирующую схему* сигнала, что обеспечивает точность и достоверность получаемой информации.

Представление сложного природного сигнала на основе вейвлет-пакетов

Представим сигнал в виде линейной комбинации разномасштабных компонент f_j с различной структурой:

$$f(t) = x_1 f_1(t) + x_2 f_2(t) + \dots + x_r f_r(t). \quad (1)$$

Когда коэффициенты x_1, x_2, \dots, x_r коррелируют между собой, вывод о том, какие аппроксимирующие функции использовать, сделать достаточно трудно, поэтому на функции $f_j, j = \overline{1, r}$ наложим выполнение условия ортогональности относительно величин t_i с весовыми коэффициентами $g_i = 1/\sigma_i^2$:

$$\sum_i g_i f_j(t_i) f_k(t_i) = \delta_{jk}.$$

Поскольку функции f_j имеют разную структуру, подверженную изменению в случайные моменты времени, наиболее эффективным способом их идентификации является применение методов аппроксимации, основанных на разложении функции по базису. Учитывая локальный характер анализируемых особенностей и их разномасштабность, наиболее подходящим пространством для их представления является пространство, натянутое на базис смещенных функций или вейвлет – базис.

Структура разложения $L^2(R)$, порожденная ортогональным вейвлетом $\Psi \in L^2(R)$, имеет вид:

$$L^2(R) = \sum_{j \in Z}^{\oplus} W_j := \dots \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots, \quad (2)$$

где $W_j := \text{clos}_{L^2(R)}(\Psi_{j,n}; n \in Z)$

Функция f при этом представляется в виде суммы компонент:

$$\forall f \in L^2(R); f(t) = \dots + v_{-1}(t) + v_0(t) + v_1(t) + \dots, v_j \in W_j, j \in Z. \quad (3)$$

Каждая компонента v_j из (3) имеет единственное представление в виде вейвлет-ряда:

$$v_j = \sum_{n \in Z} c_{j,n} \Psi_{j,n}(t),$$

где $\Psi_j = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in Z}$ – ортонормированный базис пространства W_j . Коэффициенты $c_{j,n}$ определяются из соотношения

$$c_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle.$$

Определим функции f_j как $f_j = v_j / x_j$, в силу соотношения (3) получаем представление сигнала в виде

$$f(t) = \dots + x_{-1}f_{-1}(t) + x_0f_0(t) + x_1f_1(t) + \dots$$

В силу ортогональности базиса Ψ (см. (2)):

$$\sum_i \frac{1}{\sigma_i^2} f_j(t_i) f_l(t_i) = 0, \text{ если } j \neq l.$$

Случайный сигнал y представляет зависимость

$$y(t) = f(t) + e(t),$$

где f – истинное значение измеряемой величины, e – ошибки измерений.

Математическое ожидание

$$E\{e_\Psi(t_n)e_\Psi(t_k)\} = \sum_l \sum_m \Psi_n(t_l)\Psi_k(t_m)E\{e(t_l)e(t_m)\} = \sigma^2 \delta(n-k).$$

Тогда компоненты случайного сигнала y в пространстве вейвлет-образов имеют вид

$$y_j(t) = f_j(t) + e_j(t).$$

Для дискретного сигнала не нарушая общности примем $j=0$. В качестве базовой конструкции для построения отображения будем использовать конструкцию вейвлет-пакетов ВП, имеющую быстрые алгоритмы преобразования и позволяющую идентифицировать различные типы частотно-временных структур [6, 8]. Получим представление сигнала в виде:

$$y_0(t) = \sum_{j_i} (g_{j_i}(t) + e_{j_i}(t)) + f_{-m}(t), \quad (4)$$

где $e_{j_i}, g_{j_i} \in W_{j_i}$ – детализирующие компоненты сигнала, W_{j_i} – пространства вейвлет-пакета, $f_{-m} \in V_{-m}$ – аппроксимирующая компонента сигнала, $V_{-m} = \dots \oplus W_{-m-2} \oplus W_{-m-1}, V_{-m} = \text{clos}_{L^2(R)}(\phi(2^{-m}t-n)), \phi$ – скейлинг-функция.

Каждая компонента (4) единственным образом определяется последовательностями коэффициентов

$$\bar{d}^{j_i} = \{d_n^{j_i}\}_{n \in Z}, \bar{e}^{j_i} = \{e_n^{j_i}\}_{n \in Z} \text{ и } \bar{c}^{-m} = \{c_n^{-m}\}_{n \in Z}:$$

$$d_n^{j_i} = \langle f, \Psi_{j_i, n} \rangle, e_n^{j_i} = \langle e, \Psi_{j_i, n} \rangle \text{ и } c_n^{-m} = \langle f, \phi_{-m, n} \rangle.$$

Подавление шумовых составляющих e_{j_i} и выделение локальных особенностей сигнала

Имея представление сигнала в виде (4), подавление шума может быть реализовано на основе применения пороговой функции для каждой детализирующей компоненты

$$P_T(x) = \begin{cases} x, & \text{если } |x| \geq T \\ 0, & \text{если } |x| < T \end{cases} \quad T - \text{порог.} \quad (5)$$

Примем порог $T = \sigma^2$, где σ^2 – дисперсия шума. Следуя работе [6], дисперсию шума σ^2 оценим следующим образом

$$\sigma^2 \approx \text{Med}(\langle y, \Psi_{j,k} \rangle)_{0 \leq k < \frac{n}{2}},$$

где Med – медиана, j – наименьший масштаб, n – длина сигнала. В работах Donoho D. [7] по минимаксным оценкам сигнала в смеси с шумом показано, что данный способ подавления шума позволяет получить почти оптимальные минимаксные оценки.

Выполнив процедуру (5), получим аппроксимирующую схему сигнала в виде:

$$y_0(t) = \sum_{j_i \in I_M} g_{j_i}(t) + f_{-m}(t),$$

где I_M – множество индексов, определяемое свойствами функции f, g_{j_i} – детализирующие составляющие сигнала, f_{-m} – аппроксимирующая компонента.

Погрешность аппроксимации есть:

$$\varepsilon[M] = \|f - f_{I_M}\|^2 = \sum_{j_i \notin I_M} |\langle f, \Psi_{j_i} \rangle|^2.$$

Из теоремы Жаффара [6] следует, что когда масштаб убывает, амплитуды вейвлет-коэффициентов имеют быстрое убывание до нуля в областях, где сигнал гладкий. Тогда операция выделения локальных особенностей функции f в виде пиков, перегибов и т.п. может быть основана на анализе детализирующих компонентов модели (4) путем определения наибольших значений $|d_n^{j_i}|$ на малых масштабах.

Выбор «наилучшего» базиса

«Наилучшим» базисом будем считать базис, погрешности аппроксимации в котором наименьшая. Выбор «наилучшего» базиса выполним путем реализации следующего алгоритма:

1. Построение полного дерева разложения: $W_j^0: W_j^0 = \bigoplus_{i=1}^l W_{j_i}^{p_i}, \{\Psi_{j_i}^{p_i}(2^{j_i}t-n)\}_{n \in Z}$ есть базис пространства $W_{j_i}^{p_i}$;
2. Определение ветвей дерева путем минимизации погрешности аппроксимации: наилучший базис O_j^p пространства W_j^p есть базис

$$O_j^p = \begin{cases} \{\Psi_j^p(2^j t-n)\}_{n \in Z}, & \text{если } \sum_{n \in I_M^p} |\langle y, \Psi_{j,n}^p \rangle|^2 \geq \sum_{n \in I_M^{2p}} |\langle y, \Psi_{j+1,n}^{2p} \rangle|^2 + \sum_{n \in I_M^{2p+1}} |\langle y, \Psi_{j+1,n}^{2p+1} \rangle|^2 \\ \{\Psi_{j+1}^{2p}\}_{n \in Z} \cup \{\Psi_{j+1}^{2p+1}\}_{n \in Z}, & \text{если } \sum_{n \in I_M^p} |\langle y, \Psi_{j,n}^p \rangle|^2 < \sum_{n \in I_M^{2p}} |\langle y, \Psi_{j+1,n}^{2p} \rangle|^2 + \sum_{n \in I_M^{2p+1}} |\langle y, \Psi_{j+1,n}^{2p+1} \rangle|^2 \end{cases}$$

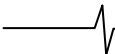
где множества индексов $I_M^l, l = P, 2P, 2P+1$ определяются следующим образом:

$$\text{индекс } n \in I_M^l, \text{ если } |\langle y, \Psi_{j,n}^l \rangle| \geq T.$$

В процессе выполнения данного алгоритма будут подавлены шумовые составляющие сигнала и идентифицированы его структурные компоненты. Выполняя операции (1), (2) для различных видов базисных функций и определяя для каждой из таких функций погрешность в «наилучшем» базисе, мы определим «наилучшую» вейвлет-функцию для данного сигнала. Аппроксимирующую схему сигнала в этом базисе назовем *наилучшей аппроксимирующей схемой* для данного сигнала.

Результаты экспериментов

Для оценки эффективности предложенного метода проведены эксперименты по обработке и анализу данных регистрации критической частоты f_0F2 Камчатского геодинамического полигона, полученные в ходе плановой работы в лаборатории Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН. Вариации критической частоты f_0F2 имеют сложную структуру. На фоне регулярных изменений, обусловлен-



ных суточным и сезонным ходом, могут возникать резкие одиночные «пики» длительностью от нескольких десятков минут до нескольких часов [4]. Эти аномалии возникают на фоне мощных ионосферных возмущений.

При обработке использовались файлы с часовыми данными f_oF2 , содержащими результаты измерений за период с 1968 по 2006гг. В качестве языка для написания программ, выполняющих поставленные задачи, был выбран язык программирования системы Matlab.

Нулевой уровень детальности $j=0$ соответствует интервалу взятия отсчетов, равному 1 час. Тогда уровень детальности 4 включает колебания от 8 до 24-ех часов. Учитывая особенности динамики ионосферных процессов [4], этим уровнем разложения можно ограничиться. Учитывая сезонный характер поведения параметра f_oF2 , процедура его разложения выполнялась отдельно для каждого времени года. Для исключения влияния краевого эффекта на результаты обработки, сигналы были дополнены значениями, захватывающими конец прошлого сезона и начало следующего.

На этапе построения аппроксимирующей схемы из сигнала была выделена шумовая компонента $e(t)$ и произведена оценка погрешностей для различных базисных функций. Использовался класс ортогональных вейвлетов Добеши. Анализ погрешностей показал, что вейвлет Добеши 2-го порядка является «наилучшей» аппроксимирующей функцией для исследуемого сигнала. На рис. 1, в качестве примера, показаны сигналы f_oF2 с шумом и без шума за период 15.11.02-15.03.03 гг.. В таблице 1 показаны результаты экспериментов.

Операция идентификации структурных компонентов сигнала, выполненная для нескольких лет, позволила

выделить составляющие критической частоты f_oF2 , формирующие этот процесс в различные периоды времени. На рис. 2, в качестве примера, показаны составляющие сигнала f_oF2 зимнего периода времени для нескольких лет. Анализ результатов обработки позволил выделить в структуре сигнала f_oF2 характерные для него составляющие. Одна из таких характерных составляющих выделена на рис. 2 пунктирной линией.

Детальный анализ полученных компонент сигнала показал наличие в нем локальных особенностей, возникающих в определенные моменты времени и проявляющих себя в виде значительного увеличения абсолютных значений вейвлет-коэффициентов. Сопоставление выделенных особенностей с данными индекса геомагнитной активности K и с данными сейсмического каталога п-ова Камчатка показало, что в большинстве случаев значительное увеличение абсолютных значений вейвлет-коэффициентов наблюдается в периоды повышенной Солнечной активности, а также наблюдается накануне сильных землетрясений на Камчатке. На рис. 3, в качестве примера, показан результат анализа одной из характерных компонент сигнала f_oF2 (данная компонента выделена на рис.2 пунктирной линией). Стрелками со сплошной линией отмечены моменты возникновения сейсмических событий (рассматривались сейсмические события энергетического класса с $k \geq 12.5$), стрелками с пунктирной линией отмечены моменты возрастания индекса геомагнитной активности K . Анализ данной компоненты сигнала f_oF2 показал, что выявленные аномальные особенности наблюдаются в сигнале в интервале времени от нескольких часов до 7 суток.

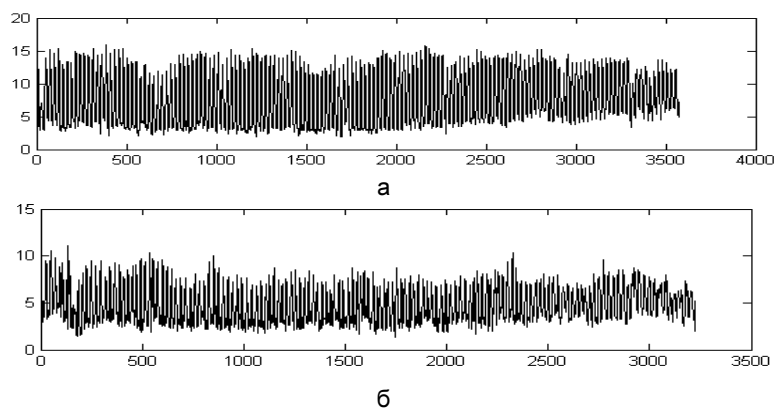


Рис. 1. Сигналы f_oF2 с шумом (а) и без шума (б) за период 15.11.02-15.03.03 гг.

Таблица 1.

Результаты экспериментов: определение порога T ; оценка погрешности ε .
В качестве базисных функций использовались ортогональные вейвлеты Добеши 2-го порядка.

Временной интервал	Длина сигнала N	Значение порога T	Погрешность ε
15.11.01-15.03.02	3227	0,340207	143,9
15.11.02-15.03.03	3120	0,337452	122,66
15.11.03-15.03.04	3116	0,233995	87,52
15.11.04-15.03.05	3225	0,324784	121,52
15.11.05-15.03.06	3316	0,281272	118,9

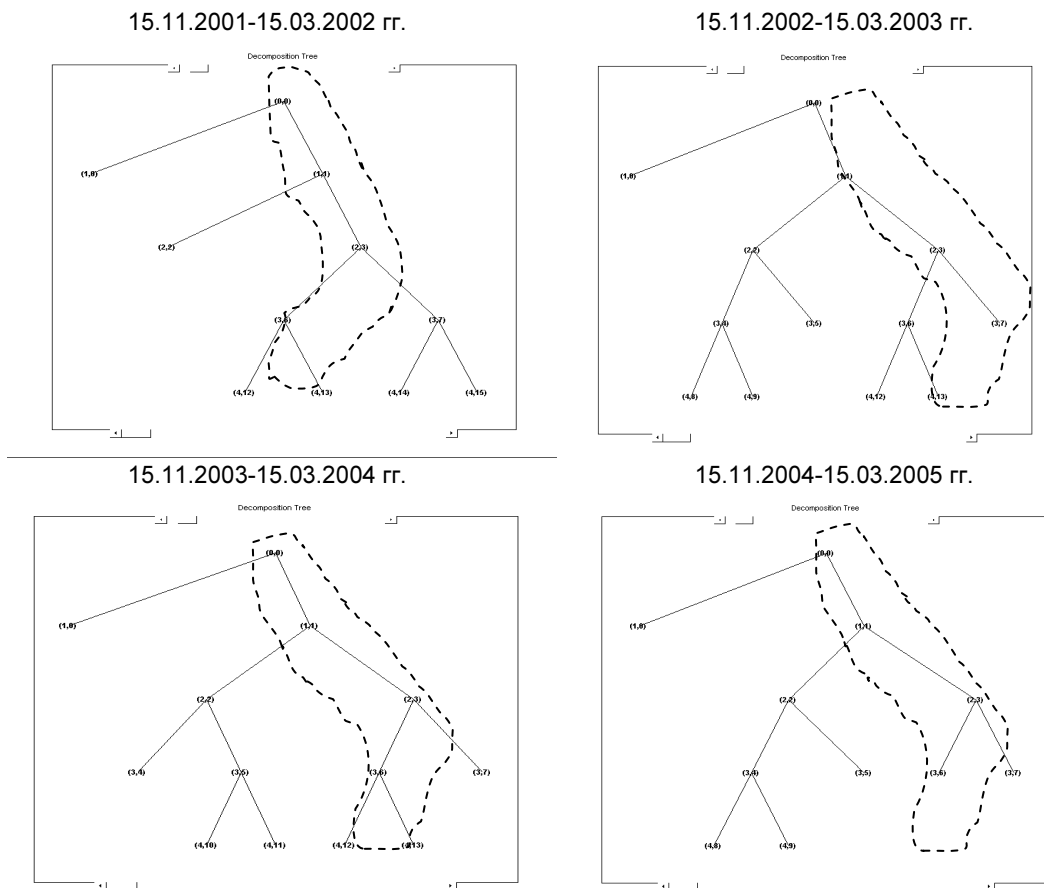


Рис. 2 Структурные компоненты сигнала f_oF2 зимнего периода времени.

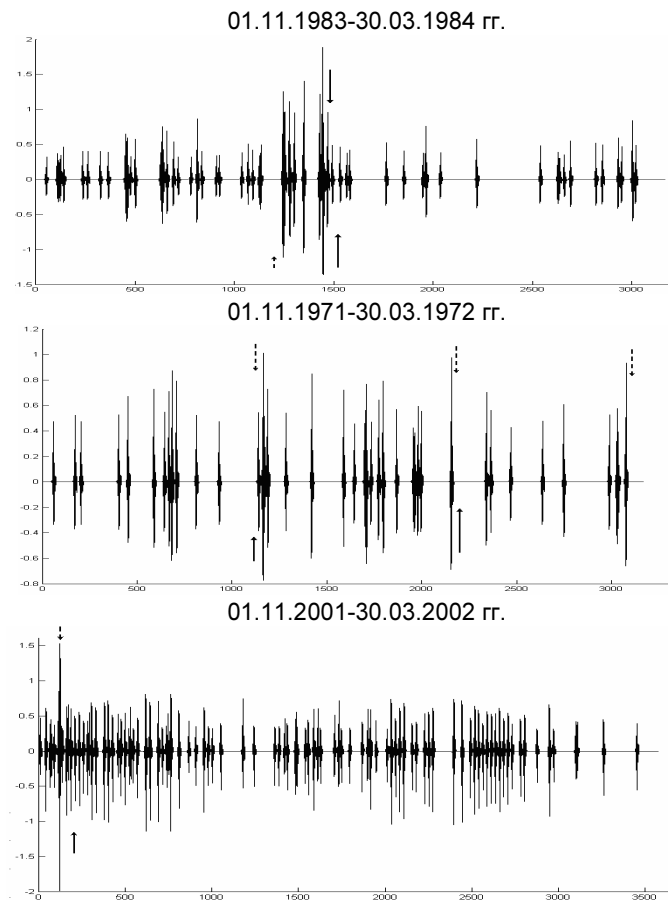


Рис.3. Компонента сигнала критической частоты f_oF2 ; стрелками со сплошной линией отмечены моменты возникновения сейсмических событий; стрелками с пунктирной линией отмечены моменты возрастания индекса геомагнитной активности K .

Заключение

На основе положений современной теории обработки сигналов предложен метод анализа природных сигналов со сложной внутренней структурой. В основе метода лежит численный алгоритм идентификации структурных компонентов сложного сигнала, включающий операции подавления шума и выбор «наилучшего» базиса.

На примере обработки данных критической частоты f_oF2 показана эффективность метода: выявлены скрытые закономерности в структуре сигнала f_oF2 ; обнаружена связь между процессами, протекающими в ионосфере и сильными сейсмическими явлениями, показан характер связи.

Данные сейсмического каталога любезно предоставлены Камчатским филиалом геофизической службы РАН (г. Петропавловск-Камчатский).

Литература

1. Никифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. - М.: Наука, 1983
2. Филиппов Ю.А. Фирстов П.П. Применение нейронной сети для анализа динамики объемной активности подпочвенного радона за 1998-2002 гг. на Паратунской геотермальной системе (Камчатка) // Нейроинформатика и ее приложения. Красноярск. 2002. С.33-37.
3. Мандрикова О.В. Моделирование геохимических сигналов на основе вейвлет-преобразования. – Владивосток: Дальнаука. 2007. – 123с.

4. Богданов В.В., Геппенер В.В., Мандрикова О.В. Моделирование нестационарных временных рядов геофизических параметров со сложной структурой. – С.-Петербург: ЛЭТИ. 2006. – 107с.
5. Любушин (мл.) А.А. Вейвлет-агрегированный сигнал и синхронные всплески в задачах геофизического мониторинга и прогноза землетрясений // Физика Земли, 2000, №3, с.20-30.
6. Stephane Mallat, A Wavelet tour of signal processing. Пер. с английского, – М.: Мир, 2005.
7. Donoho D., Johnstone I. Minimax estimation via wavelet shrinkage. Annals of Statistics, 1998.
8. Ingrid Daubechies, Ten Lectures on Wavelets. Пер. с английского, – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика».– 2001.

THE METHOD OF INDIFICATION THE STRUCTURE COMPONENTS OF COMPLICATED NATURE SIGNAL ON THE BASIS OF WAVELET-PACKAGES

Mandrikova O.V., Goreva T.S.

The method of analyze of natural signals with complicated structure is offered on the base of structure wavelet - transformations. The algorithm of identification the structure components of complicated signal is the base of this method. The efficiency of this method is shown by the example of data processing of critical frequency f_oF2 .

УДК 004.932

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ФРАКТАЛЬНОГО СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Колмыков М. В., аспирант Рязанского Государственного Университета им. С. А. Есенина,
e-mail: m.kolmikov@rsu.edu.ru

Ручкин В. Н., д.т.н., профессор кафедры ИВТ Рязанского Государственного Университета им. С. А. Есенина

Несмотря на наличие различных алгоритмов компрессии/декомпрессии, с появлением новых технических средств вопрос сжатия остается актуальным, поскольку эти средства позволяют оценить возможности уже существующего математического аппарата, применяемого для сжатия изображений.

К алгоритмам сжатия предъявляют следующие основные критерии оценки:

1. степень компрессии;
2. класс изображений, на который ориентирован алгоритм (монохромные, фотореалистичные изображения или деловая графика и т. д.);
3. симметричность (характеризует ресурсоемкость процессов кодирования и декодирования, в частности по времени – отношение времени кодирования ко времени декодирования).

Примерами эффективных методов сжатия видеoinформации являются наиболее распространенные: классические дискретные косинусные преобразования (ДКП), вейвлет- и фрактальные преобразования [1,2]. Они используются международными стандартами MPEG [3] и JPEG.

Основной идеей фрактального сжатия, впервые предложенного Майклом Барнсли и Аланом Слоуном, является представление исходного изображения как неподвижной точки некоторого сжимающего оператора, действующего на множестве изображений [4]. При этом используется подобие между фрагментами сжимаемого изображения. Коэффициенты сжатия изображений фрактальными алгоритмами находятся в пределах 2-2000. Преимущество фрактального анализа обеспечивает получение более структурируемого представления информации, что позволяет увеличить коэффициент сжатия при сохраняющемся качестве изображения и дополнительно осуществить многомасштабный анализ (Zoom) изображений. Основным недостатком данного алгоритма является то, что требуются значительные вычислительные ресурсы, но разархивация проходит достаточно быстро. Значительные ресурсы требуются для того, чтобы подобрать для каждого блока изображения максимально подобный ему (с точностью до аффинного преобразования). Для сокращения и ускорения полного перебора всех участков изображения разработано много методов.

Кратко методы ускорения можно классифицировать как основанные на:

1. аппаратном распараллеливании и ускорении вычислений (использование в вычислительном устройстве нескольких процессоров);
2. уменьшении количества сравнений одного блока с другими (путем задания критериев, определяющих количество сравнений);

Рассмотрен алгоритм фрактального сжатия изображений на основе метода Барнсли. Предложен подход повышения эффективности фрактального метода сжатия, основанный на применении самоорганизующейся нейронной сети. Приведены результаты реализации алгоритма на нейропроцессоре NM6403.

3. изменении алгоритма (построение гибридных алгоритмов сжатия).

Одним из методов сокращения времени кодирования фрактальным алгоритмом является метод, основанный на самоорганизующихся картах Кохонена [5]. При обучении данных сетей используется метод без использования учителя, то есть результат обучения зависит только от структуры входных данных. Нейронные сети данного типа часто применяются для решения самых различных задач.

Самоорганизующаяся карта характеризуется решеткой узлов, представляющих собой нейроны – n -мерные вектор-столбцы $f = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$, где n определяется размерностью исходного пространства (размерностью входных векторов). Решетка узлов, как правило, состоит из квадратных или шестиугольных ячеек. От количества нейронов зависит степень детализации результата работы алгоритма.

Вначале при обучении карты весовые коэффициенты нейронов инициализируются случайными значениями. Затем в сеть поступает входной вектор характеристик, и осуществляется поиск весового вектора, наиболее близкого к входному вектору. При этом находится нейрон-победитель, который наиболее похож на вектор входа. Затем производится корректировка весов нейросети, при этом вектор, описывающий нейрон-победитель и вектора, описывающие его соседей в сетке перемещаются в направлении входного вектора.

Схема предлагаемого алгоритма

Компрессия изображений состоит из трех этапов.

1. *Классификация доменных блоков.* После обучения нейросети доменные блоки для данного изображения классифицируются путем сопоставления каждому из них весового вектора, самого близкого к нему в пространстве характеристик. Таким образом, каждый узел решетки имеет весовой вектор и связанный с ним список доменных блоков. Этот список доменных блоков принадлежит «классу», сопоставленному этому весовому вектору. Класс – это множество всех изображений, более близких в пространстве характеристик к данному весовому вектору, чем к какому-либо другому вектору в решетке.

2. *Классификация ранговых блоков.* Когда вектор характеристик рангового блока поступает в сеть, ему тоже сопоставляется весовой вектор сети.

3. *Сопоставление ранговых и доменных блоков.* На этом этапе ранговый блок сравнивается с доменами, которые сопоставлены данному весовому вектору, а также с доменами, сопоставленными весовым векторам из окрестности данного вектора в сети. Отслеживается минимальная разность между характеристиками.

Данный алгоритм имеет некоторые вычислительные издержки, связанные с поиском весового вектора, ближайшего к характеристическому вектору рангового блока. Значение этих издержек уменьшается с увеличением общего количества доменов.

Декомпрессии не требуется карта, она осуществляется на основе применения аффинных преобразований к произвольному изображению заданного числа итераций.

Для реализации нейросистем наиболее часто применяются цифровые сигнальные процессоры (DSP). Однако возможности DSP не полностью соответствуют задачам, которые возникают при моделировании нейронных систем. Кроме того, нейропроцессоры являются наиболее быстродействующим средством для построения нейросистем. Ядро нейросигнальных процессоров представляет собой типовой сигнальный процессор, а реализованная на кристалле логика обеспечивает выполнение нейросетевых операций. Примером нейропроцессоров является серия NM640x, реализующая архитектуру NeuroMatrix, аппаратная структура которой адаптирована для решения задачи создания нейросистем. Также процессоры семейства NeuroMatrix отличаются высокой производительностью при обработке больших потоков данных, требуют меньших аппаратных затрат, чем универсальные векторно-конвейерные процессоры, и как следствие, более экономичны. Рассматриваемый алгоритм фрактального сжатия был реализован в программном комплексе ImCo (C++, wxWidgets) [6]. В нем имеется возможность производить компрессию и декомпрессию изображений как на процессоре семейства x86, так и на нейропроцессоре NM6403. Выбор процессора представляется как опция. При реализации фрактального алгоритма на выходе формируется файл с расширением .frac, в котором отображается система итерируемых функций для входных изображений. На вход декомпрессора, соответственно, поступает .frac-файл, а на выходе формируется изображение в указанном формате.

Применение данного метода сжатия позволило получить следующие результаты: тестовое изображение Lena.raw (рис. 1) размером 256x256 пикселей в 256 градаций серого за 63 секунд было сжато с 70 до 20 кб с показателем PSNR 28.4 дБ. Использование метода прямого перебора или метода Фишера (метода классификации доменных и ранговых блоков) в процессе сжатия рассмотренного тестового изображения характеризуется существенно более высокими затратами времени на сжатие и худшими показателями PSNR.

Таким образом, для классификации доменных и ранговых областей в данной работе была рассмотрена самоорганизующаяся нейронная сеть Кохонена, обучающаяся на данных векторов характеристик, полученных для доменных блоков некоторого стандартного изображения. Преимущество использования самоорганизующейся сети в том, что не нужно решать, какой класс должен быть выбран при классификации. Сеть самоорганизуется в кластеры, представляющие классы изображений, которые определяются содержащимися в них данными изображения.



Рис. 1. *Lenna.raw* – исходное изображение для тестирования алгоритмов сжатия –а); декодированное изображение *Lena.frac* –б)

Изображение, используемое при обучении, может не быть подобным тому изображению, которое должно быть закодировано. Следовательно, время обучения сети не входит в общее время кодирования. Если количество доменов велико, то использование нейросети дает значительный выигрыш во времени, и к тому же обеспечивается высокое качество декодируемого изображения.

Литература

1. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений. Кн. 7: Коллективная монография / Общая ред. А. И. Галушкина. – Радиотехника, 2003.- 192 с.: ил.
2. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 384 с.
3. Стандарт MPEG-<http://www.pskovsat.ru/standarts/mpeg2.html>.
4. Barnsley, M., Hurd, L., Fractal Image Compression, AK Peters, Wellesley, 1993.
5. Kohonen, T., Self-Organizing Maps, Berlin - New York: Springer-Verlag. Third extended edition 2001.
6. Колмыков М. В., Ручкин В.Н, Романчук В.А. «Возможности программного комплекса Nm model для разработки и отладки программ обработки изображений» Вестник РГПУ №2 (выпуск 24) 2008 год стр. 83-85

APPLICATION OF SELF-ORGANIZING NEURAL NETWORK FOR FRACTAL IMAGE COMPRESSION.

Kolmykov M. V., Ruchkin V. N.

The algorithm of fractal image compression based on the method of Barnsley. An approach efficiency of fractal compression method based on the use of self-organizing neural network. The results of the implementation of the algorithm on neyroprocessor NM6403.

УДК 004.383.3

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА НЕЙРОПРОЦЕССОРНЫХ СИСТЕМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ручкин В.Н., д.т.н., профессор Рязанского государственного университета им.С.А.Есенина

Романчук В.А., аспирант Рязанского государственного университета им.С.А.Есенина, e-mail: virom2006@mail.ru

Ключевые слова: нейропроцессор, программный комплекс, алгоритм, моделирование, анализ, разработка, обработка изображений.

Введение

В настоящее время для процессоров наступил так называемый "технологический предел", означающий что они достигли максимального уровня повышения быстродействия. Все разработки в данное время направлены на повышение числа процессоров на кристалле. Одним из выходов из данной ситуации является новая элементная база (например, использование нейрокомпьютеров). Также необходимо отметить, что в области нейрокомпьютеров в настоящее время ведутся разработки с использованием новых технологий, перспективными можно назвать технологии создания оптических нейрокомпьютеров, нейрокомпьютеров на пластине, молекулярных и нанонейрокомпьютеров [1].

Но, для дальнейшего развития в области нейропроцессорных технологий существует ряд проблем, основными из которых являются:

1. Небольшая тактовая частота (30-150 МГц).
2. Отсутствие развитого программного обеспечения для нейропроцессоров.
3. Недоступность информационных материалов в данной области.
4. Слишком большая цена перехода от существующих процессоров к нейропроцессорам (изменение не только аппаратных, но и программных средств).

Одним из способов решения первой проблемы является организация многопроцессорных систем. Уже разработаны модули, включающие несколько процессоров с различными связями (модули: ВМ1, МЦ4.04, МЦ4.13 (мезонин), МЦ9.01, разработанные в НТЦ "Модуль" и модули: SMT302, SMT344, SMT313, SMT315, SMT316 на базе 1,2 и 4 модулей семейства TMS320C4x, разработанные фирмой Sundance).

Вместе с тем имеются проблемы, мешающие созданию эффективных мультимикропроцессорных структур на базе нейропроцессоров:

1. Нейропроцессоры являются пока дорогим и штучным товаром, и не каждая организация может их приобрести в нужном количестве. Кроме того, необходимо отметить что для реализации какой либо задачи необходимы эксперименты с различным количеством процессорных модулей, что также может позволить себе лишь крупная организация.

2. Проектирование и анализ специализированных многопроцессорных систем на базе нейропроцессоров

Рассматриваются вопросы разработки программного комплекса, предназначенного для моделирования и анализа нейропроцессорных структур обработки информации. Первым этапом разработки стала адаптация общей методики анализа многопроцессорных систем для нейропроцессоров семейства NM640x. На втором этапе предложены структуры нейропроцессорных систем и получены оценки эффективности для каждой структуры. На третьем этапе разработана структура программного комплекса в соответствии с приведенной методикой анализа. Результатом разработки стал программный комплекс "НейроКС" для моделирования и анализа систем обработки изображений на базе нейропроцессоров семейства NM640x.

является очень трудоемким и сложным процессом, так как, в отличие от обычных процессоров, для нейропроцессоров нет необходимой теории, методов и алгоритмов и программных средств моделирования и анализа.

Поэтому в работе была поставлена задача разработки методики, моделей и алгоритмов для анализа нейропроцессорных систем обработки изображений (НПСОИ) и создания программного комплекса, имеющего функциональные возможности для обеспечения всего цикла анализа систем обработки информации целью повышения эффективности и надежности функционирования системы.

Методика анализа нейропроцессорных систем обработки изображений

За основу методики анализа была взята общая методика анализа многопроцессорных систем для заданного класса алгоритмов. В дальнейшем она была адаптирована для нейропроцессорных устройств и систем обработки информации. Поэтапная схема разработки НПСОИ приведена на рис. 1.

Рассмотрим каждый этап, адаптированный для нейропроцессора NM6403.

1 этап

Первым этапом является выбор элементной базы. Будем считать что в результате исследования предметной области и представленного класса алгоритмов наиболее рациональным выбором является процессор NM6403.

2 этап

На втором этапе требуется заданному алгоритму обработки изображений поставить в соответствие некоторую программу, написанную на внутреннем языке выбранного процессора NM6403, т.е. определить некоторое отображение φ , удовлетворяющее условию

$$\varphi: A^{(j)} \rightarrow PR^{(j)}, j = 1, N,$$

где $A^{(j)}$ - некоторый j -ый алгоритм обработки информации;

$PR^{(j)}$ - j -ая программа для однопроцессорного варианта.

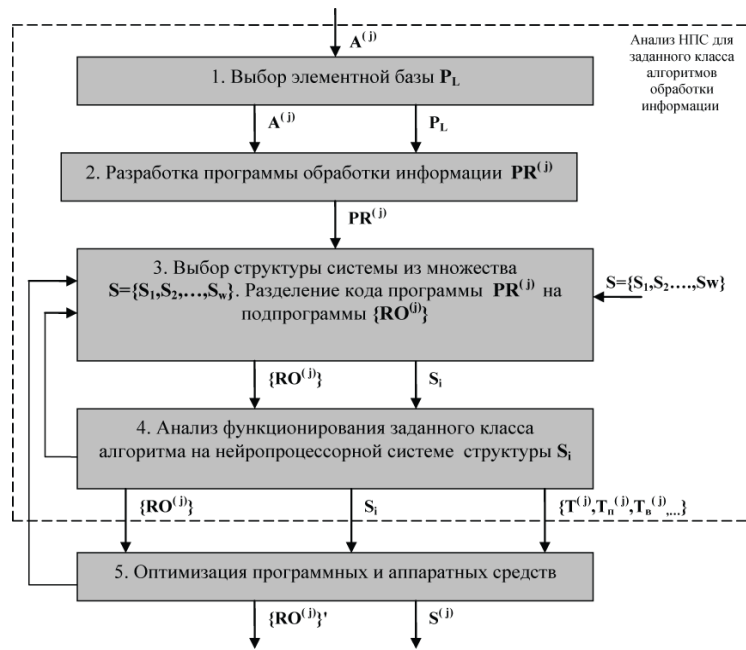


Рис. 1. Схема анализа нейропроцессорных систем

Важными выходными характеристиками данного этапа являются:

- длина программы $|PR^{(j)}|$, определяемая как число команд, входящих в программу;
- частота повторения макрокоманд $X_m^{(j)}, m=1, M$;
- время выполнения программы $T(j) = \sum_{m=1}^M X_m^{(j)} t_m$, где t_m - время выполнения m -ой макрокоманды.

Для NM6403 таким языком является нейроассемблер в сочетании с адаптированным языком C++.

3 и 4 этапы

На третьем этапе необходимо рассмотреть множество возможных структур $S_w \in S; w=1, W$, позволяющих некоторой программе поставить в соответствие множество подпрограмм. На четвертом этапе, в результате анализа каждой структуры S_w , определяются основные выходные характеристики, необходимые для выбора наиболее рациональной структуры:

- Время выполнения программы T .
- Время выигрыша T_v .
- Время проигрыша системы T_n .
- Время простоев в процессоре Tn' .

Основными проблемами на данном этапе является отсутствие единого стандарта нейропроцессорных

архитектур и отсутствие критериев оценки их эффективности.

В связи с этим предлагается следующая методика.

Анализ программы $PR^{(j)}$

Исследование программы $PR^{(j)}$ основано на понятии равенства подпрограмм $RO_j = RO_k$ (под которым понимается равенство длин подпрограмм $|RO_j| = |RO_k|$ и полное совпадение подпрограмм с точностью до микрокоманды $MK_l^{(j)} = MK_l^{(k)}, \forall l=1, |RO_j|$). Такие подпрограммы всегда могут выполняться параллельно, вследствие чего, объединив их в отдельный класс, называемых классом эквивалентности, можно определить вид параллельной системы обработки, исходя из числа найденных классов $L^{(j)}$ и порядка каждого класса $|a_l|$.

Выбор архитектуры в соответствии с числом классов эквивалентности $L^{(j)}$ и порядком класса $|a_l|$

Рассмотрим следующие архитектуры и оценки эффективности:

а) Если число классов эквивалентности равно L , и порядок каждого класса равен единице $|a_l|=1$, тогда рациональным выбором будет конвейерная структура обработки информации (рис. 2).

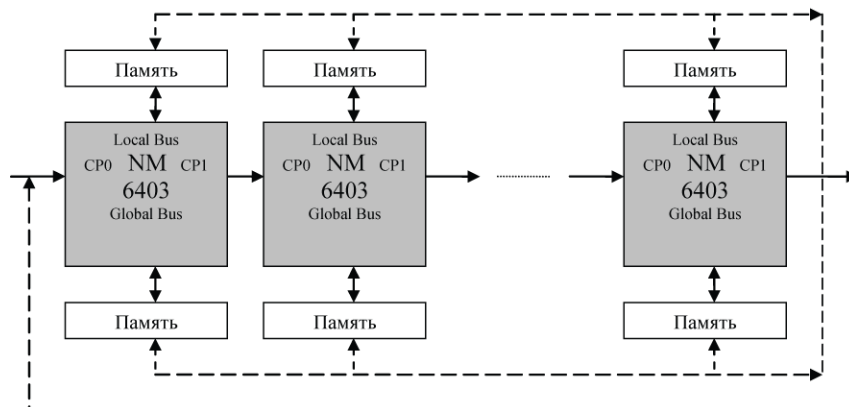


Рис. 2. Конвейерная структура обработки информации на базе NM6403

- Время простоя в данном случае будет равно

$$Tn^{(j)} = L^{(j)} * TO^{(j)} - \sum_{l=1}^L TO_l^{(j)}$$

где $TO_i^{(j)}$ - время выполнения i -ой подпрограммы.

- Время выигрыша: $T_6^{(j)} = \sum_{l=1}^L TO_l^{(j)} - \max_{l \in L} TO_l^{(j)}$

б) Если число классов эквивалентности L равно единице, и порядок класса $|a_q|$ равен q , то выбирается векторная структура (рис. 3).

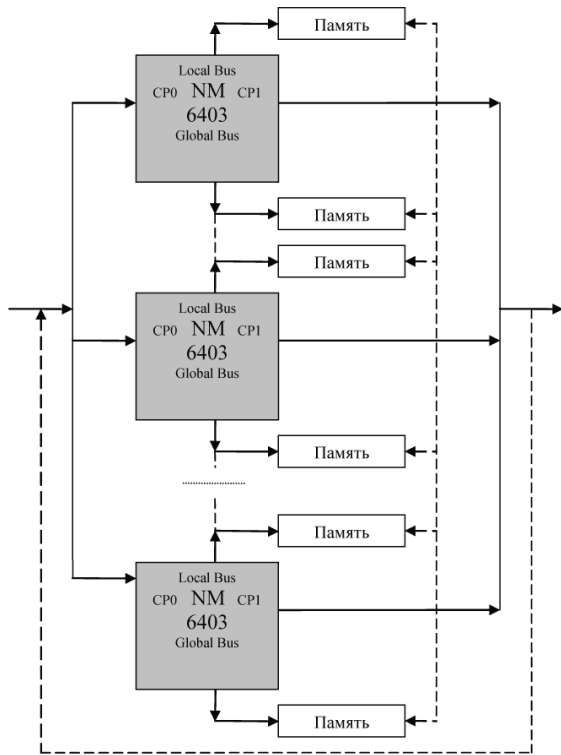


Рис. 3. Векторная структура обработки информации на базе NM6403

- Время выполнения: $TO = \max_{l \in L} TO_l$
- Время проигрыша: $T_n^{(j)} = \sum_{l=1}^q (\max_{l \in L} TO_l^{(j)} - TO_l^{(j)})$
- Время выигрыша: $T_6^{(j)} = \sum_{l=1}^L TO_l^{(j)} - \max_{l \in L} TO_l^{(j)}$

в) Если число классов эквивалентности равно L , и порядок каждого l -го класса равен $|a_l|$, тогда рационально использовать так называемую конвейерно-векторную структуру обработки информации.

- Время обработки: $T_R = \sum_{l=1}^L \sum_{r \in RO_l} t_i^{(l)}$;
- Время проигрыша: $Tn = \sum_{l=1}^{L-1} (|a_l| - |a_{l+1}|) \sum_{r \in RO_l} t_i^{(l)}$;

- Время выигрыша:

$$T_6 = \sum_{l=1}^L |a_l| \sum_{r \in RO_l} t_i^{(l)} - \sum_{l=1}^{L-1} (|a_l| - |a_{l+1}|) \sum_{r \in RO_l} t_i^{(l)}$$

г) Если подпрограммы внутри каждого l -го класса обмениваются последовательно, тогда число процессорных модулей No для $|a_l| = q, \forall l = 1, L$, принимает значение равно $No = L * q$, и для общего случая $No = L * \max_{l \in L} |a_l|$.

Полученная структура обработки изображений является векторно-конвейерной.

Время выполнения программы:

$$T_R = \sum_{m=1}^L (\sum_{l=1}^L \sum_{r \in RO_l} t_i^{(l)} + \sum_{l=1}^L \sum_{r \in RO_l \setminus RO_1} t_i^{(l)});$$

Время проигрыша:

$$Tn = \sum_{l=1}^L |a_l| \sum_{r \in RO \setminus RO} t_i^{(l)} + \sum_{l=1}^L |a_{l+1}| \sum_{r \in RO_l \setminus RO_l} t_i^{(l)}$$

5 этап

На пятом, заключительном этапе необходимо минимизировать сумму технических Q и программных R средств для реализации всех N алгоритмов при заданных ограничениях, исходя из полученных на четвертом этапе оценок эффективности НПСОИ для реализации данного алгоритма. Выполняется данный этап либо с помощью специальных программных продуктов, либо методами подбора наиболее рациональной конфигурации системы (для минимизации аппаратных средств), либо методами оптимизации программного кода (для минимизации программных средств), либо другими методами. На данном этапе также возможен возврат на третий этап по причине нерациональной структуры $S_i^{(j)}$ или неэффективного программного кода $PR^{(j)}$.

Схема проектирования НПСОИ на базе нейропроцессора NM6403

В соответствии с представленной выше адаптированной методикой анализа нейропроцессорных систем, была разработана схема для анализа НПСОИ на базе семейства нейропроцессоров NM640x для заданного класса алгоритмов (рис. 4) и программный комплекс, структура которого показана на рис. 5.

Интерфейс программного комплекса является многодокументным. Сначала пользователю предлагается ввести название проекта и устройство, с которым он будет работать и, если все было введено правильно, то выводится окно тестового редактора и обозревателя проекта для быстрого перемещения между окнами. Добавление конструктора команд, конструктора систем и других модулей программы реализуется выбором соответствующей команды меню.

Результаты анализа нейропроцессорной системы обработки изображений, полученные в блоке «Анализатор НПС» (рис.6), отображаются на экране ПЭВМ в аналитическом и графическом виде.

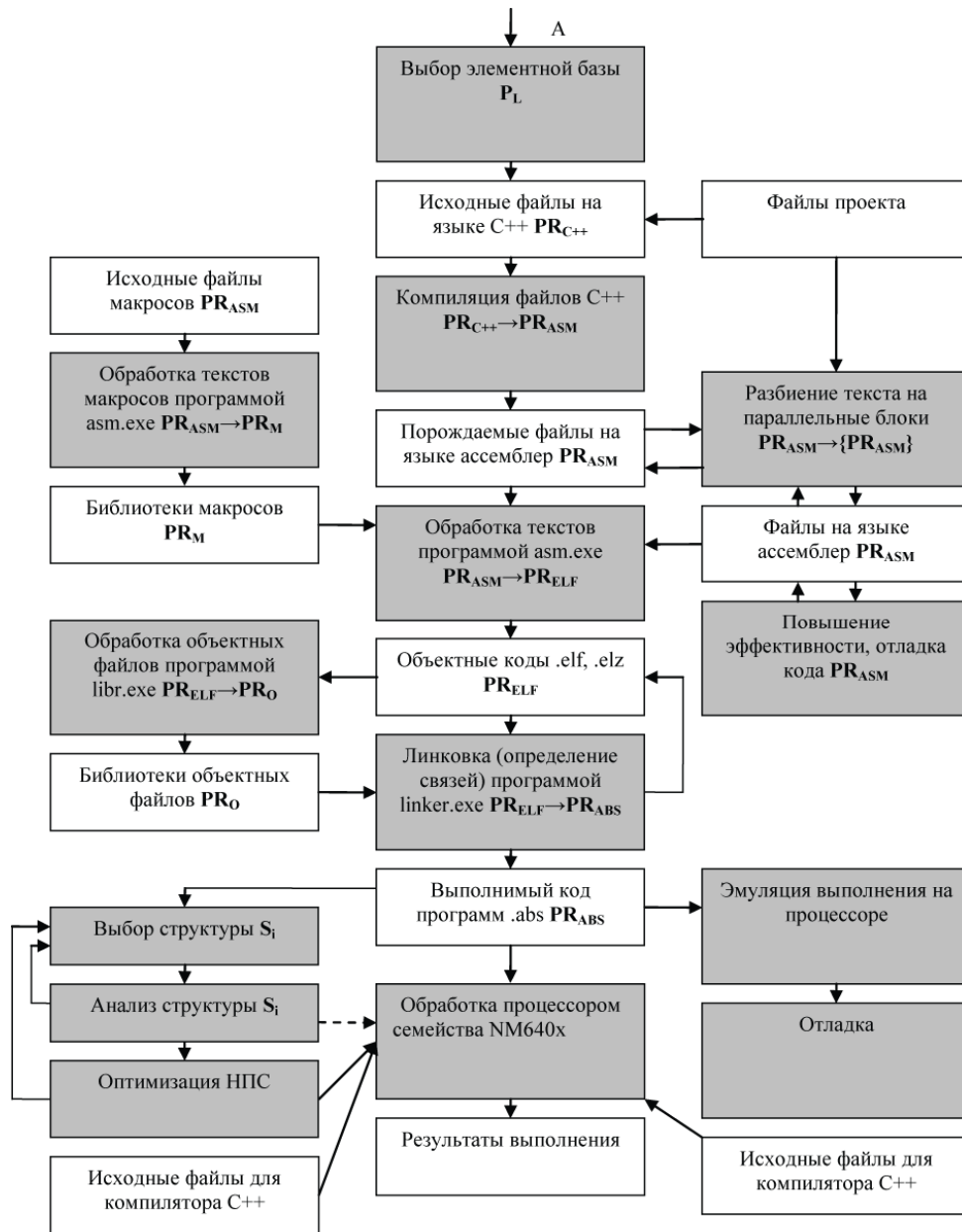


Рис. 4. Схема проектирования НПСОИ на базе нейропроцессора NM6403

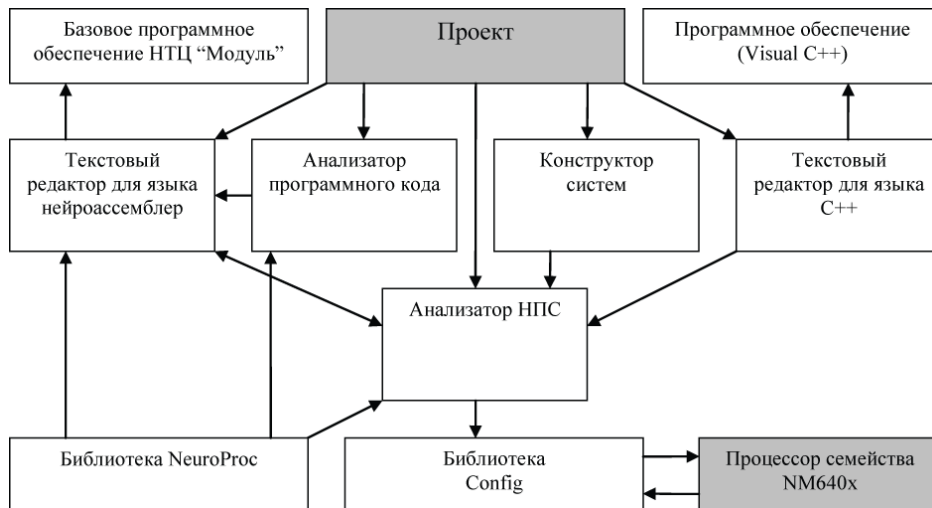


Рис. 5. Схема взаимодействия модулей программного комплекса

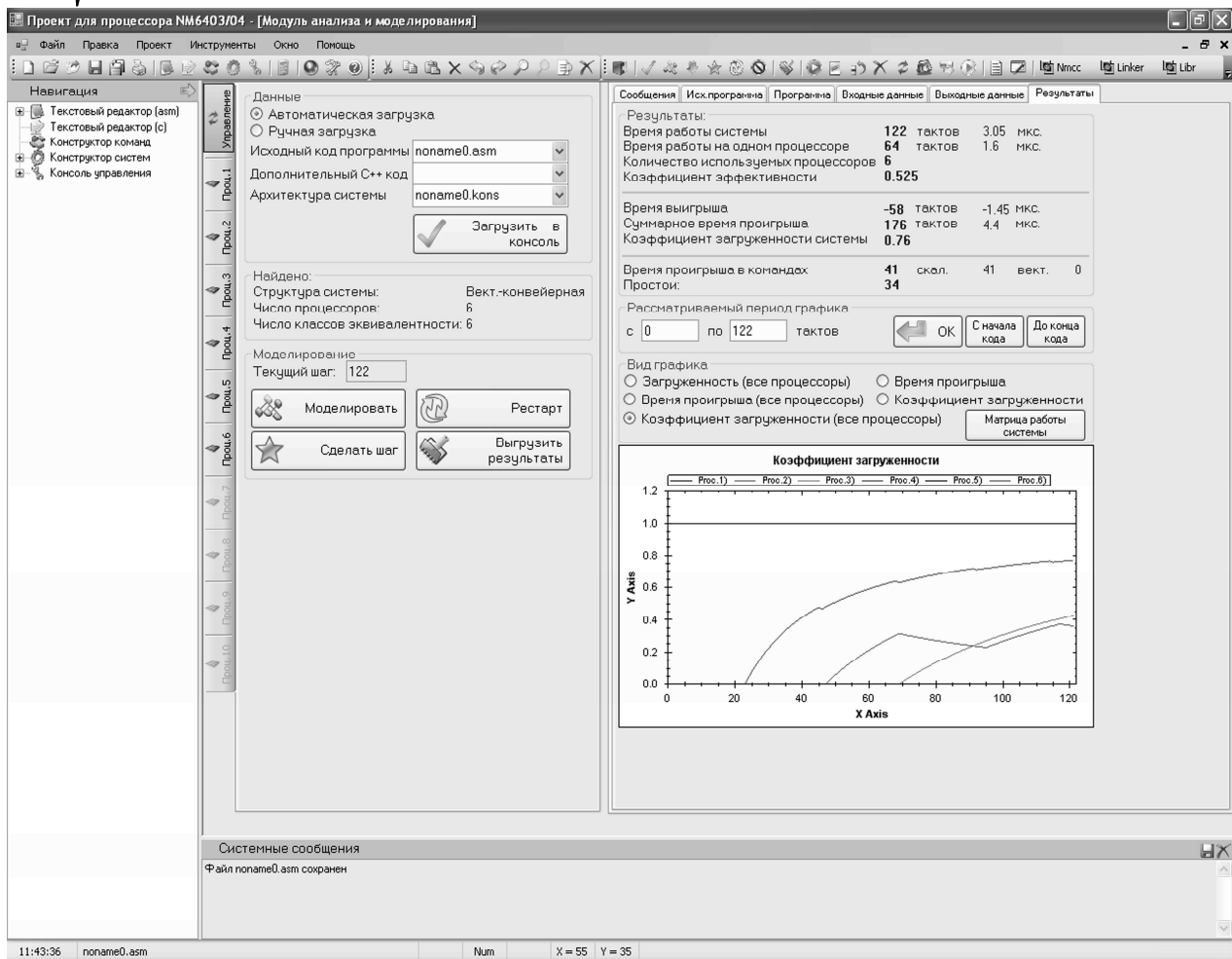


Рис. 6. Анализатор нейропроцессорной системы

Данный программный комплекс был использован при проектировании системы сжатия изображений фрактальным методом на базе нейропроцессора NM6403, что позволило выбрать наиболее рациональную структуру нейропроцессорной системы и оптимизировать программный код.

Заключение

Таким образом, поставленные задачи в ходе исследования были выполнены, и основными результатами стали:

- Методика анализа средств обработки изображений, адаптированная для нейропроцессоров семейства NM640x.
- Для реализации данной методики произведен системный анализ, результатом которого стала классификация систем обработки изображений.
- Для получения оценок эффективности каждого процессорного модуля НПСОИ нейропроцессор NM6403 был рассмотрен с точки зрения системы параллельной обработки данных векторной структуры.
- В соответствии с адаптированной методикой анализа определена структура и представлен программный комплекс для разработки систем обработки изображений.

Литература

1. Галушкин А.И. Нейронные ЭВМ - перспективное направление развития вычислительной техники – М: Препринт, 1991. - 615 с.
2. Галушкин А.И., Судариков В.А., Шабанов Е.В. Нейроматематика: Методы решения задач на нейрокомпьютерах- М: Препринт, 1990. - 440 с.

3. Романчук В. А. «Отладочный комплекс Evesom для семейства нейропроцессоров NM 640x» / отв. ред. А. А. Дунаев – РГУ им. С. А. Есенина, 2006.– 148 с.
4. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений. Кн. 7: Коллективная монография / общ. ред. А. И. Галушкина. – Радиотехника, 2003.- 192 с.: ил.
5. Ручкин В.Н., Романчук В.А., Колмыков М.В. Возможности программного комплекса NM Model для разработки и отладки программ обработки изображений. // Вестник РГПУ. 2008. №2. Выпуск 24. С.83-85.

DEVELOPMENT OF SOFTWARE COMPLEX FOR SIMULATION AND ANALYSIS OF NEUROPROCESSING SYSTEMS

V.N. Ruchkin, V.A. Romanchuc

This article examines the development of software designed for modeling and analysis neuroprocessor structures of information processing. The first stage of development is the adaptation of the general method of analysis of multi-family units of neuroprocessor NM640x for a given algorithm processing. In the second stage have been proposed structure neuroprocessor systems and obtain estimates of effectiveness for each structure.

The third stage was designed structure of software system in accordance with the method of analysis. The result was the development of the software complex "NeuroCS" for the modeling and analysis system of information processing based on neuroprocessor family NM640x.

АПРОКСИМИРУЮЩИЕ НЕЙРОПРЕОБРАЗОВАТЕЛИ НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЧАСТОТНО-ИМПУЛЬСНЫХ СИГНАЛОВ

Локтюхин В.Н., д.т.н., профессор кафедры биомедицинской и полупроводниковой электроники (БМПЭ)

Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), E-mail: mel@rgta.ryazan.ru

Челебаев С.В., к.т.н., доцент кафедры БМПЭ РГРТУ, телефон (4912) 92-15-84; E-mail: sergey_chel_r@rambler.ru

Ключевые слова: нейрон, нейропреобразование, рекуррентная сеть, аппроксимация, обучение, цифровой код.

Введение

Важным направлением кардинального повышения точности и надежности цифровой обработки сигналов в информационно-измерительных и управляющих системах с частотными датчиками, используемыми для контроля целого ряда параметров технологических процессов и управления, является развитие функциональных (интеллектуальных) возможностей преобразователей формы информации (ПФИ), осуществляющих совместное аналого-цифровое преобразование и выполнение операции аппроксимации или экстраполяции функции.

Одним из эффективных направлений построения таких преобразователей, называемых далее нейросетевыми ПФИ-аппроксиматорами, а также ИНС-преобразователями, является применение искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2, 3] – как основы создания устройств цифровой обработки сигналов (ЦОС) со структурой, оперативно обучаемой на выполнение требуемой операции преобразования «аналог – код», совмещаемой, например, с аппроксимацией нелинейной характеристики датчика с целью ее линеаризации с необходимой точностью.

Возможны два основных подхода к нейросетевой организации ИНС-преобразователя для ЦОС, отличающиеся спецификой применения функционально-логического базиса ИНС при реализации операций: преобразования и аппроксимации, как способа реализации нелинейной функции. При первом подходе нейросетевая структура системы ЦОС формируется отдельно для каждой из операций с последовательным соединением преобразователя и аппроксиматора, что приводит к усложнению структуры системы. В связи с этим является актуальным применение второго подхода, при котором структура ИНС-системы преобразования и цифровой обработки сигналов синтезируется как одно целое путем обучения выбранной исходной нейросети на совместное выполнение операции преобразования формы информации с ее математической обработкой, в том числе с аппроксимацией, экстраполяцией, фильтрацией или др.

Далее рассматриваются принципы построения такого рода систем на примере синтеза нейросетевых аппроксимирующе-преобразующих устройств «частота – код» с применением **рекуррентных сетей**.

Обоснована и реализована возможность применения рекуррентных сетей и их комплексирования с другими видами нейросетей для построения цифровых устройств, осуществляющих выполнение операций аппроксимации и экстраполяции с совместным преобразованием частотно-временных параметров сигналов в цифровой код. Дана процедура синтеза структур аппроксимирующих нейропреобразователей на основе рекуррентной сети с настраиваемыми в ходе ее обучения синаптическими связями между нейронами.

Особенности применения рекуррентной сети для реализации операции преобразования частотно-временных параметров сигналов в код

При использовании рекуррентной сети для синтеза устройств преобразования частотно-импульсных сигналов x в цифровой код y_N^* с совместной их математической обработкой необходимо учитывать, что информативные параметры $x \in \{\tau_x, f_x\}$ (τ_x – временной интервал, f_x – частота следования прямоугольных импульсов длительностью τ_x) этих сигналов являются функциями времени t .

Преобразователи на основе рекуррентных сетей являются устройствами циклического типа, так как результат преобразования можно получить только по истечении фиксированного цикла его формирования, в течении которого определяется значение результата y_N^* . Поэтому, для того чтобы сформировать результат преобразования на основе работы рекуррентной сети, следует его текущие значения $y_N^*(t)$ получать в моменты появления либо сигналов тактирования T_0 за величину преобразуемого интервала τ_x или периода T_x (если $\tau_x \gg T_0$ или $T_x \gg T_0$), либо в моменты, задаваемые периодом T_x следования импульсов преобразуемой частоты $f_x = 1/T_x$ за интервал преобразования T_{np} или измерения $\tau_{изм}$ (если $\tau_{изм} \gg T_x$). Причем начальная установка и съем результата y_N^* происходит, например, в начале и конце интервала τ_x или $\tau_{изм}$ соответственно. Таким образом, при решении задачи преобразования "аналог – код" с совместным выполнением операции аппроксимации рекуррентная сеть будет оперировать с последовательностью импульсов, следующих либо с частотой f_0 за интервал τ_x (или T_x), либо с частотой f_x за время $\tau_{изм}$.

Особенности архитектуры рекуррентных сетей

Рекуррентные сети представляют собой развитие однонаправленных сетей перцептронного типа за счет введения в них специальных обратных связей [4, 5]. Они могут исходить либо из выходного, либо из скрытого слоя нейронов исходной перцептронной сети. В каждом контуре такой связи

присутствует элемент единичной задержки. В его роли обычно выступает запоминающий элемент (ЗЭ), в частности D-триггер. Благодаря такой связи, входной поток сигналов X^1 распределительного слоя может считаться однонаправленным, т.е. вектор выходного сигнала $Z^{(2)}[t-1]$ предыдущего временного цикла рассматривается как априори заданный, увеличивающий размерность входного преобразуемого вектора X сети. Представленная подобным образом рекуррентная сеть с учетом способа формирования выходного сигнала $Z^{(2)}[t]$ функционирует как однонаправленная перцептронная сеть. Тем не менее, алгоритм обучения такой сети, является достаточно сложным вследствие зависимости сигналов $z_i^{(2)}[t]$ в момент времени t от их значений в предыдущие моменты $t-1, t-2, \dots$, и соответственно ввиду громоздкой формулы для расчета вектора градиента целевой функции обучения [4].

Среди рекуррентных сетей, в которых в качестве выходного элемента используется многослойный перцептрон, наибольшую известность получили RMLP-сеть (Recurrent MultiLayer Perceptron) [5] или сеть Джордана [6], сеть Вильямса-Зипсера [5] и сеть Элмана [6].

RMLP – это динамическая сеть, характеризующаяся запаздыванием преобразуемых X и выходных $Z^{(2)}$ сигналов, которые объединяются во входной вектор X^1 сети. Формирование выходных сигналов такой двухслойной сети описывается следующим образом [6]:

$$z_p^{(1)} = F^{(1)} \left(\sum_{l=0}^{D-1} \sum_{j=1}^M w_{l,M+j,p}^{(1)} x_j[(h-l)T] + \sum_{s=1}^R \sum_{i=1}^K w_{l,M+(s-1)K+i,p}^{(1)} z_i^{(2)}[(h-s)T] \right),$$

$$p = \overline{[1, N]}, \quad (1)$$

$$z_i^{(2)} = F^{(2)} \left(\sum_{p=1}^N w_{p,i}^{(2)} z_p^{(1)} \right), \quad i = \overline{[1, K]}, \quad (2)$$

где x_j – входные сигналы, $j = \overline{[1, M]}$; $T = T_0$ или $T = T_x$ – такты работы сети, выбираемые в зависимости от вида x_j : $x_1 = x$ – преобразуемый сигнал, $x_2 = x_{эм}$ – эталон преобразования $x \rightarrow y_N^*$ (табл. 1), например $x_{эм} = \Delta x_0 = x_{\max} / 2^m$ для ИНС-преобразователя, в котором $x \equiv \tau_x$;

h – номер такта длительностью T : например, $h = 1, 2, \dots, Ent\{x/\Delta x_0\}$, m – количество разрядов позиционного кода y_N^* , Ent – операция определения целой части числа;

$z_p^{(1)}$ и $z_i^{(2)}$ – выходные сигналы скрытого (1-го) и выходного (2-го) слоев сети;

$D-1$ и R – число задержек (в тактах) каждого из входных x_j и выходных $z_i^{(2)}$ сигналов;

M – число входных сигналов x_j , а N и K – число выходных сигналов $z_p^{(1)}$ и $z_i^{(2)}$ 1-го и 2-го слоев соответственно;

$F^{(1)}$ и $F^{(2)}$ – пороговые функции активации;

$w_{p,i}^{(k)}$ – коэффициенты, задающие веса синаптических связей между $(k-1)$ и k -м слоем сети.

Вид преобразуемого сигнала $x \in \{\tau_x, T_x, f_x\}$ для рассматриваемых в данной работе структур ПФИ-аппроксиматоров $x \rightarrow y_N^*$ (как устройств циклического типа) тесно связан со значением эталонного $x_{эм}$ или опорного $x_{он}$ сигналов (табл. 1), заданных в зависимости от x в виде периода T_0 , частоты f_0 или временного интервала $\tau_{узм}$.

В матричной форме совокупность зависимостей (1) и (2), описывающая функционирование двухслойной рекуррентной сети для совместного выполнения операций преобразования и аппроксимации, имеет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X^1[hT]), \\ Z^{(2)}[hT] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT]), \end{cases}$$

где $Z^{(1)} = (z_1^{(1)}, z_2^{(1)}, \dots, z_N^{(1)})$, $Z^{(2)} = (z_1^{(2)}, z_2^{(2)}, \dots, z_K^{(2)})$,

$$X^1[hT] = [x_1[hT], \dots, x_M[hT], x_1(h-(D-1))T, \dots, z_1^{(2)}(h-1)T, \dots, z_K^{(2)}(h-1)T, z_1^{(2)}(h-R)T, \dots]$$

Для синтеза нейросетевых ПФИ-экстраполяторов в исходном описании рекуррентной сети переменные $Z^{(1)}$ и $Z^{(2)}$ определяются для моментов времени $[t+1]$.

Структурная организация ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ на основе декомпозиции системы на отдельные сети

С целью уменьшения сложности схемы ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ на основе рекуррентной сети с заданием переменной x в виде частоты f_x или временного интервала τ_x , а y_N^* – в виде позиционного двоичного кода:

$$y_N^* = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1 = \sum_{i=1}^m \beta_i \cdot 2^{i-1}, \quad (3)$$

целесообразно при построении структуры преобразователя перейти к представлению x в виде потока импульсов и осуществить декомпозицию устройства на две нейросетевые компоненты (рис. 1). В качестве первой берется однослойная рекуррентная нейросеть $x \rightarrow y_n^*[hT]$, формирующая на своем выходе сигнал в виде число-импульсной последовательности $y_n^*[hT]$ [7]. Вторую компоненту ПФИ $x \rightarrow y_N^*$ представляют в виде двухслойной рекуррентной сети, осуществляющей в результате ее обучения собственно операцию линейного или нелинейного преобразования $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ величины $y_n^*[hT]$ в позиционный код y_N^* за принятый интервал преобразования.

Следует отметить, что введение указанной декомпозиции также поддерживает решение такой важной задачи, как улучшение сходимости процесса обучения системы и, соответственно, повышение оперативности настройки ПФИ-аппроксиматора на решение новой операции нелинейного преобразования.

Таблица 1

Рекомендации по выбору сигнала $x_{эм}$ рекуррентных нейропреобразователей $x \rightarrow y_N^*$

Форма представления X	Вид сигнала $x_{эм}$ или $x_{он}$ и его значение	Время преобразования
Временной интервал τ_x	Период $T_0 = \tau_{x_{\max}} / 2^m$	Интервал $\tau_x, \tau_x \gg T_0$
Период T_x	Частота $f_0 = 2^m / T_{x_{\max}}$	Период $T_x, T_x \gg T_0$
Частота f_x	Интервал $\tau_{узм} = 2^m / f_{x_{\max}}$	Интервал $\tau_{узм}, \tau_{узм} \gg T_0$

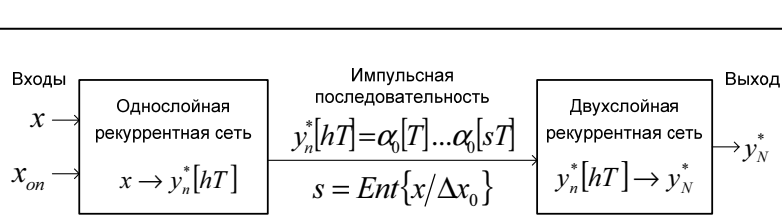


Рис. 1. Структура ПФИ $x \rightarrow y_N^*$ в виде комплексирования одно- и двухслойной рекуррентных сетей

Преобразователь $x \rightarrow y_n^*[hT]$ на основе одно-слойной рекуррентной сети (компонента 1)

Первая составляющая ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ формирует для второй компоненты переменную $y_n^* \equiv x$ в виде числа импульсов $y_n^*[hT]$ как потока единичных сигналов $\alpha_0[hT] = 1[hT]$, следующих с периодом T (причем $T \in \{T_0, T_x\}$ за интервал sT):

$$y_n^*[hT] = \alpha_0[T] \alpha_0[2T] \dots \alpha_0[sT] = \sum_{h=1}^s \alpha_0[hT]. \quad (4)$$

Здесь и далее для ПФИ $\tau_x \rightarrow y_N^*$ значения $x \equiv \tau_x$, $x_{on} \equiv T_0$, $s = Ent\{\tau_x/T_0\}$; для ПФИ $f_x \rightarrow y_N^*$ значения $x \equiv T_x$, $x_{on} \equiv \tau_{изм}$, $s = Ent\{\tau_{изм}/T_x\}$.

В случае, когда $x_{on} \equiv T_0$ (см. табл. 1), однослойная рекуррентная сеть $x \rightarrow y_n^*[hT]$ (см. рис. 1) осуществляет преобразование временного интервала τ_x в число-импульсный код $n_y[hT_0] \equiv \tau_x \cdot f_0$ (где $f_0 = 1/T_0$, $\tau_x \gg T_0$), а когда $x_{on} \equiv T_x$ – преобразование частоты f_x в число импульсов $n_y[hT_x] \equiv f_x \cdot \tau_x$, где $f_x = 1/T_x$, $\tau_{изм} \gg T_x$.

Нейросетевой ПФИ-аппроксиматор $x \rightarrow y_n^*[hT]$ как рекуррентную сеть целесообразно строить на основе нейрона с пороговой функцией, имеющей переменный порог $\theta_1^{(1)} = x$. При этом сеть имеет обратную связь между выходом суммирующего элемента нейрона $HU_1^{(1)}$ 1-го слоя и нейроном $HU_1^{(0)}$ 0-го слоя (рис. 2). Описание такой сети имеет вид:

$$\alpha_0[hT] = F_H^{(1)}(v_{11}^{(1)}[hT] \cdot S_1^{(1)}[(h-1)T] + v_{21}^{(1)}[hT] \cdot x_{on}, x), \quad h = \overline{[1, s]}, \quad (5)$$

где $S_1^{(1)}[0] = 0$, $S_1^{(1)}[hT] = v_{11}^{(1)}[hT] \cdot S_1^{(1)}[(h-1)T] + v_{21}^{(1)}[hT] \cdot x_{on}$ – сумма аналоговых величин; $h = 1, 2, \dots, s$; $s = Ent\{x/x_{on}\}$, если, например $x_{on} = x_{max}/2^m$;

$F_H^{(1)}$ – пороговая импульсная функция активации вида:

$$F_H^{(1)}(S_1^{(1)}[t_h]) = \begin{cases} 1(t_h), & \text{если } S_1^{(1)}[t_h] \leq x; \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (6)$$

где $S_1^{(1)}[t_h]$ – значения суммы на входе порогового элемента нейрона в дискретные моменты времени (такты) $t_h = hT$; $T \in \{T_0, T_x\}$. Для ПФИ типа $\tau_x \rightarrow n_y$ ($n_y \equiv y_n^*$) такт $T = T_0$, $h \in \{1, 2, \dots, Ent(\tau_x/T_0)\}$. Как показано далее, описываемая сеть для первой компоненты реализуется в виде логической схемы "И" [1, 3].

Запоминающий элемент ЗЭ на схеме первой компоненты ПФИ-аппроксиматора отражает временную задержку импульсных сигналов $\alpha_0[hT]$, поступающих на вход $HU_1^{(0)}$, относительно $HU_2^{(0)}$.

Синтез преобразователя $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ (компонента 2) на основе двухслойной рекуррентной сети

Построение второй компоненты структуры ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ с организацией в виде двухслойной рекуррентной сети, осуществляющей пре-

образование $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ в соответствии с этапами синтеза [1, 2], ведется далее для примера преобразования временного интервала τ_x в код y_N^* , для которого принято $x \equiv \tau_x$, $x_{on} \equiv T_0$.

Этап 1. Выбор архитектуры сети

В основу построения нейросетевой модели преобразователя-аппроксиматора $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$ с позиционным кодированием y_N^* , согласно (3), исходно положена двухслойная рекуррентная сеть с однократной задержкой T_0 ее выходных сигналов $z_1^{(i)}$ в цепи обратной связи. Матричное описание такой сети имеет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT_0] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X'[hT_0]), \\ Z^{(2)}[hT_0] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT_0]), \end{cases}$$

где

$$X'[hT_0] = [z_1^{(2)}[(h-1)T_0], \dots, z_K^{(2)}[(h-1)T_0], x_1[hT_0], \dots, x_M[hT_0]]$$

– вектор входных сигналов для ее распределительного слоя, состоящий из собственно входных $x_1[hT_0], \dots, x_M[hT_0]$ сигналов сети и выходных $z_1^{(2)}[(h-1)T_0], \dots, z_K^{(2)}[(h-1)T_0]$ сигналов 2-го слоя, замкнутых на вход распределительного (0-го) слоя через обратную связь.

Аналитическое описание рассматриваемой сети получается на основе совокупности (1) – (2):

$$z_i^{(2)}[hT_0] = F^{(2)}\left(\sum_r w_{r,i}^{(2)} F^{(1)}\left(\sum_j w_{j,r}^{(1)} z_j^{(1)}[(h-1)T_0] + \sum_j w_{k+j,r}^{(1)} x_j[hT_0]\right)\right), \quad i = \overline{[1, K]}, \quad (7)$$

где x_j и $z_i^{(2)}$ – входные и выходные сигналы сети соответственно;

K – число нейронов $HU_i^{(2)}$ выходного слоя сети; $h \in \{1, 2, \dots, s\}$, $s = Ent(x/x_{on})$;

$F^{(1)}$ и $F^{(2)}$ – пороговые функции активации для 1-го и 2-го слоев вида:

$$F^{(l)}(S_i^{(l)}) = \begin{cases} 1, & \text{если } S_i^{(l)} \geq \theta_i^{(l)}; \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{где } S_i^{(l)} = \sum_{j=1}^M w_{j,i}^{(l)} \cdot x_j -$$

взвешенная сумма значений x_j как аргумент функции $F^{(l)}$.

В момент sT_0 производится съём результата y_N^* в виде двоичного набора сигналов $z_m^{(2)} z_{m-1}^{(2)} \dots z_2^{(2)} z_1^{(2)}$.

Этап 2. Определение базовой конфигурации структуры преобразователя

Матрица $Z^{(2)} = Y_N^*$, изображенная в виде столбца этих сигналов, отражает результат преобразования как упорядоченную последовательность значений разрядов β_i в виде $Y_N^* = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$ или $y_N^* = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1$ (3).

При преобразовании $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$ в качестве входного сигнала двух-слойной рекуррентной сети (рис. 2) выступает унитарный код $y_n^*[hT_0]$, представляемый потоком импульсов (или единичных бит) $\alpha_0[hT_0]$, а также вычисляемые значения разрядов β_i двоично-позиционного кода y_N^* . Поэтому число нейронов μ_0 ее входного слоя равно $m + 1$, а матрица X' сети имеет вид:

$$X'[hT_0] = [\beta_1[(h-1)T_0], \dots, \beta_m[(h-1)T_0], \alpha_0[hT_0]]. \quad (9)$$

С учетом количества $\mu_0 = m + 1$ и $\mu_2 = m$ нейронов, составляющих входной и выходной слои соответственно, двухслойная рекуррентная сеть (рис. 2), реализующая операцию преобразования $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$, описывается на основе совокупности (7) в виде системы:

$$\beta_i[hT_0] = F^{(2)}\left(\sum_{r=1}^{\mu_2} w_{r,i}^{(2)} F^{(1)}\left(\sum_{i=1}^m w_{i,r}^{(1)} \beta_i[(h-1)T_0] + w_{m+1,r}^{(1)} \alpha_0[hT_0]\right)\right), \quad (10)$$

$i = \overline{[1, m]}$,

где $F^{(1)}$ и $F^{(2)}$ – функции активации вида (8); $\beta_i[0] = 0$ ($i = \overline{[1, m]}$);

$\alpha_0[hT_0]$ – последовательность значений число-импульсного кода $y_n^*[hT_0]$ (4).

Зависимость (10) в матричной форме для всех разрядов результата y_N^* примет вид:

$$\begin{cases} Z^{(1)}[hT_0] = F^{(1)}(W^{(1)T} \cdot X'[hT_0]), \\ Y_N^*[hT_0] = F^{(2)}(W^{(2)T} \cdot Z^{(1)T}[hT_0]), \end{cases} \quad (11)$$

где $X'[hT_0]$ – матрица-строка (9);

$Y_N^*[hT_0] = (\beta_1[hT_0], \beta_2[hT_0], \dots, \beta_m[hT_0])$ – матрица-столбец, состоящая из значений разрядов

$\beta_i[hT_0]$, образующих результат преобразования y_N^* ;

$$W^{(1)T} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(1)} & w_{21}^{(1)} & \dots & w_{m,1}^{(1)} \\ w_{12}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & \dots & w_{m,2}^{(1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1,r}^{(1)} & w_{2,r}^{(1)} & \dots & w_{m,r}^{(1)} \end{bmatrix} \text{ и } W^{(2)T} = \begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{21}^{(2)} & \dots & w_{r,1}^{(2)} \\ w_{12}^{(2)} & w_{22}^{(2)} & \dots & w_{r,2}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1,m}^{(2)} & w_{2,m}^{(2)} & \dots & w_{r,m}^{(2)} \end{bmatrix} -$$

транспонированные матрицы весовых коэффициентов между распределительным и скрытым, а также между скрытым и выходным слоями сети.

Для рассматриваемой структуры (см. рис. 1) время преобразования T_{np} , затрачиваемое на формирование результата y_N^* , определяется исходя из циклического характера преобразования $x \rightarrow y_n^*[hT_0]$, согласно зависимостям

$$T_{np} = \tau_x, \quad (12)$$

$$T_{np} = \tau_{изм}, \quad (13)$$

для преобразователей временного интервала τ_x и частоты f_x в код N_y соответственно. При этом: $T_{np \max} = \tau_{x \max}$, если $x \equiv \tau_x$; $T_{np \max} = \tau_{изм}$, если $x \equiv f_x$.

Съем результата y_N^* осуществляется по истечении отрезка времени $T_{np} = \tau_x$ или $T_{np} = \tau_{изм}$, отсчитываемого с момента начала преобразования, задаваемого появлением логического сигнала $\tilde{\tau}_x = 1$ или $\tilde{\tau}_{изм} = 1$ [3], характеризующего временной интервал τ_x или $\tau_{изм}$.

Так как максимальная относительная погрешность $\delta_{np \max}$ преобразования $x \rightarrow y_N^*$ находится исходя из выражения $\delta_{np \max} = 1/2^m$, то зависимость, связывающая $\delta_{np \max}$ с числом μ_2 нейронов $HU_i^{(2)}$ выходного слоя, имеет вид:

$$\delta_{np \max} = 1/2^{\mu_2}.$$

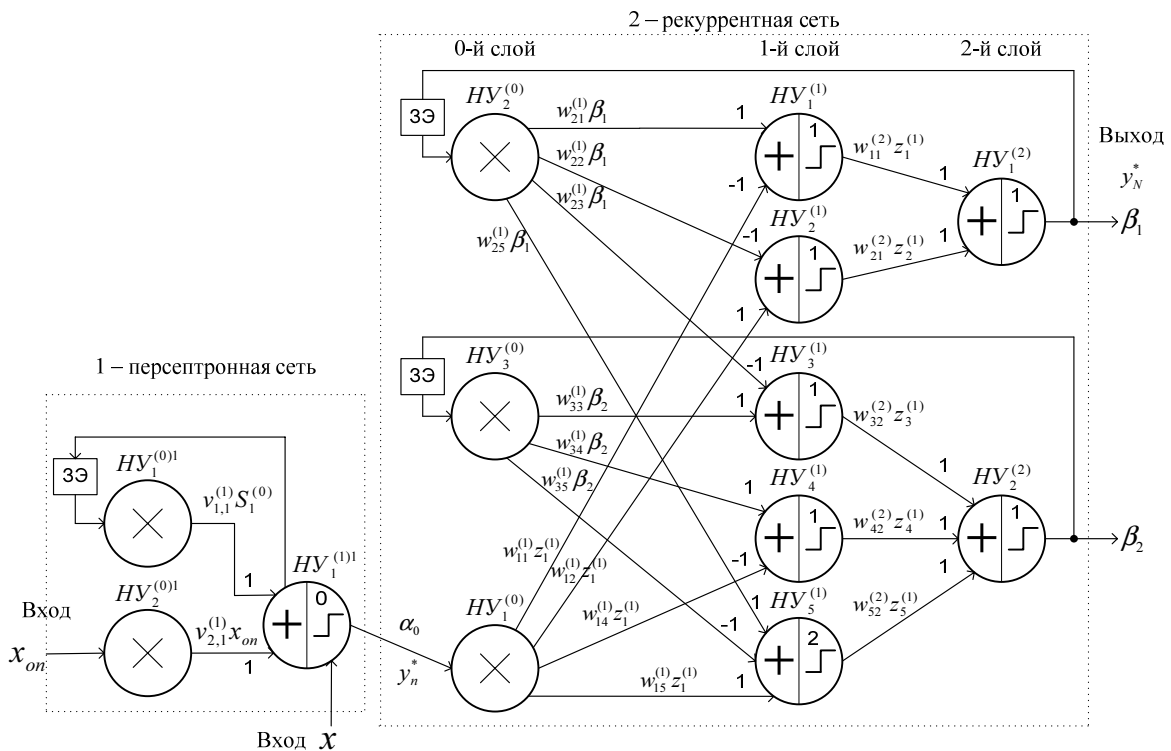


Рис. 2. Структура ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ на основе комплексирования персептронной и двухслойной рекуррентной сетей (для $m = 2$)

Этап 3. Обучение ИНС

Для обучения рекуррентной сети со скрытыми слоями, как правило, применяется алгоритм обратного распространения ошибки [5]. Он состоит из следующих шагов.

1. В начальный момент времени $t = 1$ все нейроны скрытых слоев устанавливаются в нулевое состояние, т.е. их выходные значения равняются нулю.

2. Входной образ подается на сеть и происходит прямое распространение его в нейронной сети.

3. В соответствии с алгоритмом обратного распространения ошибки модифицируются весовые коэффициенты и пороговые значения нейронных элементов.

4. Устанавливается $t = t + 1$ и осуществляется переход к шагу 2.

Обучение рекуррентной сети производится до тех пор, пока суммарная среднеквадратичная ошибка

$$\varepsilon = \sum_{r=1}^{\mu_1} (d_r^{(1)} - z_r^{(1)})^2 + \sum_{g=1}^{\mu_2} (d_g^{(2)} - z_g^{(2)})^2 + \sum_{i=1}^{\mu_3} (d_i^{(3)} - z_i^{(3)})^2$$

не станет меньше заданной $\varepsilon_{\text{дон}}$ [5], где $d_p^{(l)}$ – желаемое значение на выходе нейрона $HY_p^{(l)}$ (p и l – номера нейронов и слоев соответственно).

Полученные в результате обучения сети весовые коэффициенты W , например, для двухразрядного кода y_N^* , сформированные для операции линейного преобразования $y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$, даны на рис. 2. Кроме того, они представлены в виде матриц:

$$W^{(1)T} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad W^{(2)T} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (14)$$

Значения порогов для активационных функций $F^{(1)} \div F^{(2)}$ в результате обучения сети равны:

$$\theta_1^{(1)} = 1, \theta_2^{(1)} = 1, \theta_3^{(1)} = 1, \theta_4^{(1)} = 1, \theta_5^{(1)} = 2, \theta_1^{(2)} = 1 \text{ и } \theta_2^{(2)} = 1.$$

На этапе обучения сети экспериментально определено необходимое количество μ_1 нейронов $HY_r^{(1)}$ ее скрытого слоя, необходимое для решения поставленной задачи преобразования в зависимости от числа m разрядов кода y_N^* :

$$\mu_1(m) = m^2/2 + 3m/2.$$

Количественные значения параметров n , V и V_1 для нейронной сети (см. рис. 1), отражающих возмож-

ные затраты на ее реализацию от числа m разрядов результата y_N^* , приведены в табл. 2.

При оценке сложности ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_N^*$ учтены затраты на реализацию запоминающих элементов (ЗЭ), входящих в состав нейронов второго слоя рекуррентной сети. Так, в программируемых логических интегральных схемах (ПЛИС) затраты на реализацию ЗЭ в виде триггера приравнены к затратам на один 2-входовой перцептронный нейрон с цифровыми входами, реализуемый при помощи LUT-таблицы преобразования (Look-Up-Table). Поэтому значение параметра n (см. табл. 2) берется равным $2m = m + m$.

Предложенный ИНС-преобразователь $x \rightarrow y_N^*$ (см. рис. 1), например, для случая линейного преобразования $x \rightarrow y_N^*$ отличается по сравнению с известной 3-слойной перцептронной схемой ПФИ [2] малыми аппаратными затратами на свою реализацию. Так, для 12-разрядного преобразователя число нейронов и синаптических связей сокращено примерно в 50 раз, что связано с наличием обратных связей в архитектуре рекуррентной сети.

Структура ПФИ-аппроксиматора $x \rightarrow y_n^*[hT_0] \rightarrow y_N^*$ (см. рис. 1) может быть использована для построения как линейных, так и функциональных преобразователей частоты f_x и временного интервала τ_x в позиционный код N_y .

Так, для схемотехнической реализации на ПЛИС нейросетевого ПФИ-аппроксиматора $\tau_x \rightarrow N_y$, где N_y – позиционный код $N_y = \beta_m \beta_{m-1} \dots \beta_1$, необходимо вначале от математических величин x , y_n^* и y_N^* сети (см. рис. 2) перейти к физическим (машинным) переменным τ_x , n_y и N_y , а затем – к логическим сигналам $\tilde{\tau}_x \in \{0, 1\}$, $\alpha_0 \in \{0, 1\}$ и $\beta_i \in \{0, 1\}$ ($i = [1, m]$). После чего, следует для логических переменных представить операции, выполняемые нейронами в каждом i -м слое ИНС-устройства, в булевом базисе [8]. Далее осуществляется структурный синтез цифровых схем, реализующих логические операции для выявленных типов однородных нейронов ПФИ-аппроксиматора. При этом каждая их схема представляется в виде двух взаимосвязанных частей: памяти и комбинационной схемы.

В итоге, в результате проведения синтеза ИНС-преобразователя $\tau_x \rightarrow N_y$, базирующегося на нейросетевой модели (см. рис. 2) как совокупности $\tau_x \rightarrow n_y$ и $n_y \rightarrow N_y$, сформирована его логическая схема (рис. 3), приведенная для линейного преобразования $\tau_x \rightarrow N_y$.

Таблица 2

Значения параметров двухкомпонентной рекуррентной сети (см. рис. 1), отражающих возможные аппаратные затраты на ее реализацию для линейной операции преобразования $x \rightarrow y_N^*$

Параметр сети	Значение параметра сети		
	1-слойная рекуррентная сеть		2-слойная рекуррентная сеть
	Слой 1		Слой 1
Число n нейронов сети без учета 0-го слоя	1	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$	$2m = m + m$
Число V ненулевых синаптических связей	2	$\frac{3m^2}{2} + \frac{5m}{2}$	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$
Число V_1 единичных синаптических связей из V	2	$\frac{3m^2}{2} + \frac{5m}{2}$	$\frac{m^2}{2} + \frac{3m}{2}$

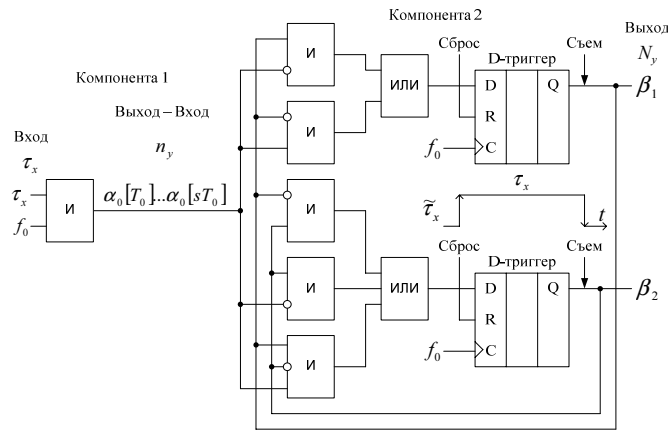


Рис. 3. Логическая схема 2-разрядного ПФИ-аппроксиматора $\tau_x \rightarrow N_y$, где $T_0 = 1/f_0$

Для нейросетевого ПФИ-аппроксиматора $f_x \rightarrow N_y$ конфигурация схемы (см. рис. 3) не изменяется, однако на тактовые входы D-триггеров следует подать импульсы \tilde{f}_x преобразуемой частоты f_x , а на входы схемы "И" первой компоненты – импульсы \tilde{f}_x частоты f_x и сигнал $\tilde{\tau}_{изм}$, задающий интервал измерения $\tau_{изм}$.

Совместная реализация аппроксимирующей зависимости и операции преобразования $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ на основе двухслойной рекуррентной сети

Для реализации ПФИ-аппроксиматора $y_n^* \rightarrow y_N^*$ с нелинейной операцией преобразования в сеть (см. рис. 2) включают запоминающие элементы (ЗЭ), необходимые для задержки значений входной переменной y_n^* , представленной в виде число-импульсной последовательности $\alpha_0[T].. \alpha_0[sT]$. Цепочку ЗЭ целесообразно строить в виде сдвиговых регистров, которые достаточно просто реализуются в ПЛИС на основе ее функциональных генераторов.

На рис. 4 приведена структура нейросетевого ПФИ-аппроксиматора $y_n^* \rightarrow y_N^*$ со значениями синаптических связей w_0 , полученными в результате обучения сети на реализацию операции нелинейного преобразования, заданной в виде таблицы 3. Единичные значения синаптических связей, показанные на рис. 4, свидетельствуют о том, что схемотехническая реализация нейронов с такими связями будет осуществляться на основе логических схем "И" и "ИЛИ" с прямыми и инверсными входами.

Заключение

1. Применение рекуррентных сетей для синтеза нейросетевых аппроксимирующих и экстраполирующих преобразующих устройств "аналог \rightarrow " позиционный код" позволяет создавать для реализации нелинейных функций с заданной точностью преобразования устройства ЦОС, отличающиеся высокой степенью однородности их нейроузлов и видов связей между ними.

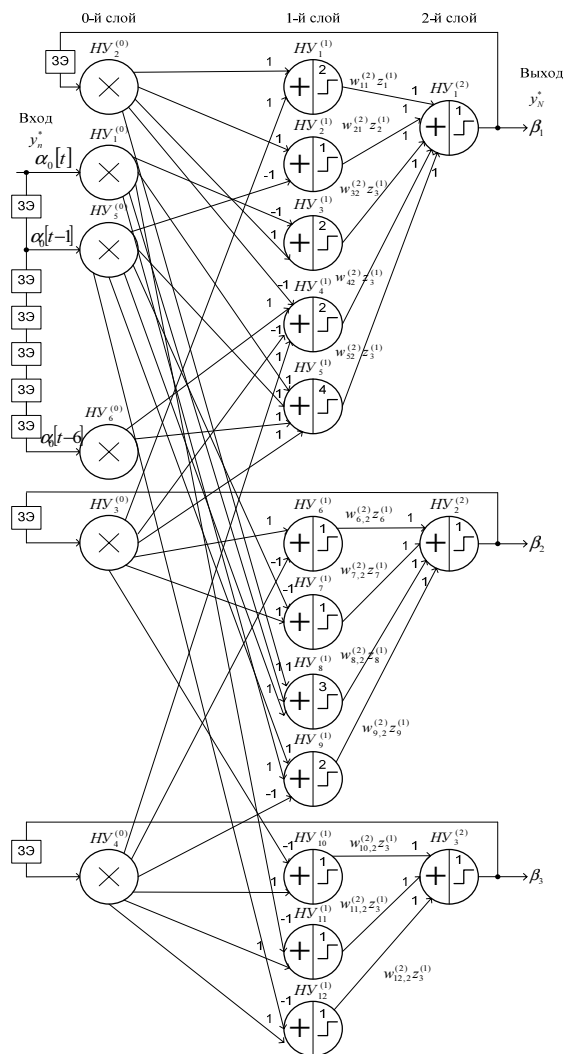


Рис. 4. Структура ПФИ-аппроксиматора $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$ на основе 2-слойной рекуррентной сети для реализации нелинейной функциональной зависимости (см. табл. 3) для $m = 3$

Таблица 3

Табличное представление операции нелинейного преобразования $y_n^*[hT] \rightarrow y_N^*$

y_n^*	0	1	2	3	4	5	6	7
y_N^*	-4	-4	-3	-2	0	2	3	3

Это позволяет существенно сократить сроки разработки их электрических и топологических схем, а также значительно повысить процент их выхода при выбранном техпроцессе изготовления микросхем ИНС-преобразователей с повышением надежности их работы в системах цифровой обработки сигналов.

2. Применение нейросетевой организации структуры ПФИ-аппроксиматора позволяет с высокой оперативностью обучать его на реализацию новой функции нелинейного преобразования.

3. Полученные результаты разработки нейросетевых ПФИ-аппроксиматоров могут быть применены для создания экстраполирующих преобразующих устройств, предназначенных для совместного выполнения операций преобразования формы информации и экстраполяции на основе функционально-логического базиса ИНС.

Литература

1. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Нейросетевые преобразователи импульсно-аналоговой информации: организация, синтез, реализация / Под общей редакцией А.И. Галушкина. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 144 с.
2. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Принципы применения технологии искусственных нейронных сетей для проек-

тирования преобразователей частотно-временных параметров сигналов в код // Датчики и системы. №2, 2006. С. 43-56.

3. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Методика синтеза преобразователей импульсно-аналоговых сигналов с использованием операций нейросетевого базиса // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 10, 2006. С. 57-71.
4. Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов / Под ред. Гуляева Ю.В., Галушкина А.И. – М.: Радиотехника, 2003. – 192 с.
5. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов. Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
7. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Применение перцептронов с переменными порогами при построении структур преобразователей формы информации // Сети, системы связи и телекоммуникации. Материалы 31-й научно-практической конференции. – Рязань, 2006. С. 108-110.
8. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В. Нейросетевые преобразователи частотно-временных параметров сигналов в код // Датчики и системы. № 2, 2008. С. 17-22.

ЛАБОРАТОРИИ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

в университетах: раздел сайта www.dsps.ru. На сайте:



РЯЗАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ: научная и учебная лаборатории ЦОС и DSP-технологий под руководством д.т.н. проф. Витязева В.В. Направления работ: теория и методы ЦОС, многоскоростная и адаптивная обработка, банки фильтров, обработка сигналов в системах связи, радиолокации и радиовидения, оптимальное проектирование на сигнальных процессорах фирм Texas Instruments, Analog Devices, НПЦ ЭЛВИС.

ЯРОСЛАВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ: учебно-научная лаборатория «ЦИФРОВЫЕ ЦЕПИ И СИГНАЛЫ» под руководством д.т.н. проф. Брюханова Ю.А. Направления работ: цифровая обработка изображений и видео; компьютерное зрение; беспроводные сети связи; цифровые радиоприемные устройства; распознавание изображений и речи; спутниковые системы связи; цифровое телевидение; адаптивная обработка сигналов и другие.



Присоединяйтесь к проекту: <http://www.dsps.ru/cosvuz>, info@dsps.ru.



МНОГОМЕРНЫЕ МНОГОСКОРОСТНЫЕ СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ. Чобану М.

В монографии рассматриваются многоскоростные системы, которые используются для обработки многомерных (ММ) цифровых сигналов. Монография является первым систематическим изложением теории и методов неразделимой обработки ММ сигналов на русском языке. Для пояснения материала применяются математические пакеты MATLAB, MAPLE, Singular. Приведены результаты реализации на процессорах общего назначения, сигнальных процессорах фирмы Texas Instruments и графических процессорах nVidia. Подробнее: <http://www.technosphera.ru/363.html>