

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

НАУЧНО - ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

15-я Международная Конференция Цифровая обработка Сигналов и ее Применение Digital Signal Processing and its Applications

- Дискретные преобразования
- Цифровая фильтрация
- Вейвлет-технологии
- Анализ скейлограмм
- Обнаружение сигналов
- Демодуляция радиосигналов
- Распознавание модуляции
- "ЦОС" в учебном процессе



ВСЕ СПЕКТР ПРОДУКЦИИ ANALOG DEVICES И МНОГОЕ ДРУГОЕ

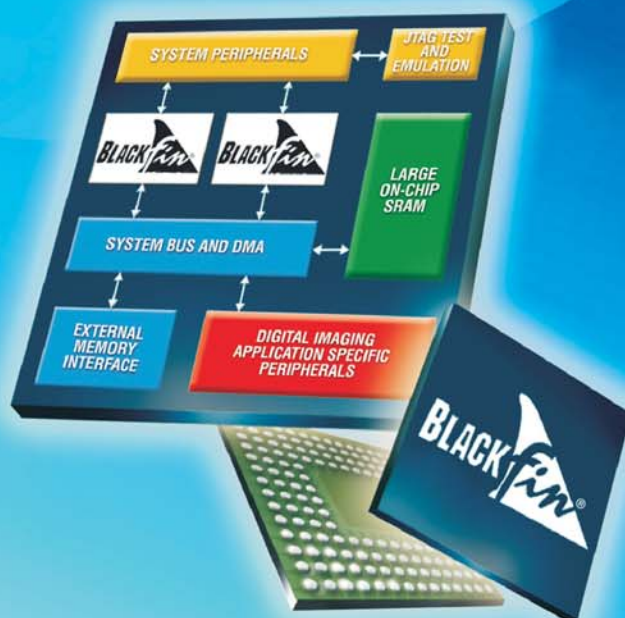
Рекомендовано к применению

- ❑ Усилители, компараторы, АЦП, ЦАП
- ❑ Сигнальные процессоры и микроконтроллеры
- ❑ Синтезаторы частоты, преобразователи напряжения в частоту
- ❑ Микросхемы для радио и проводной связи, аудио- и видеотехники
- ❑ Микроэлектромеханические акселерометры, гироскопы, коммутаторы
- ❑ Датчики температуры и магнитного поля
- ❑ Интерфейсные микросхемы и супервизоры
- ❑ Опорные источники, источники питания
- ❑ Ключи, мультиплексоры



Autex

- Комплексная поставка электронных компонентов и информационная поддержка проектов заказчика
- Весь спектр инструментальных и программных средств разработки, а также специальные комплекты для освоения сигнальных процессоров
- Консультации по цифровой обработке сигналов, проектированию и программированию устройств на базе DSP
- Полный цикл производства — от изготовления прототипов и макетных образцов до подготовки к серии
- Проведение ежегодной международной выставки и конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение — DSPA»



AUTEX Ltd.

117997, Москва, ул. Профсоюзная, 65
Телефон: (495) 334-7741, 334-9151
Факс: (495) 234-9991, 334-8729
E-mail: info@autex.ru
<http://www.autex.ru>

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 2/2013

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:

А.С. Аджемов, Б.А. Алпатов, Б.А. Бабаян,
Ю.И. Борисов, Ю.А. Брюханов, В.В. Еремеев,
Г.В. Зайцев, Р.В. Зубарев, А.П. Кирпичников,
М.И. Кривошеев, Н.А. Кузнецов, В.Г. Мистюков,
С.Л. Мишенков, А.А. Петровский, Ю.Н. Прохоров,
В.Г. Санников, В.С. Сперанский, 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: rntores@mail.ru
vityazev.v.v@rsreu.ru
http://www.dspsa.ru

Издатель:

Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
Компьютерная верстка: И.А. Благодарова
Дизайн: М.В. Аверин

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

Подписано в печать 05.06.13 г.
Формат 60x90/8.

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

Заказ № 3289. 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 г.

Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен
в Перечень ведущих рецензируемых научных изданий,
в которых по рекомендации Минобрнауки РФ, должны
быть опубликованы основные научные результаты
диссертаций на соискание ученой степени доктора
и кандидата наук.

УЧРЕДИТЕЛИ: ЗАО «Инструментальные системы» ФГУП «НИИ радио»

В НОМЕРЕ:

Гадзиковский В.И.

Одномерные векторные стационарные линейные
цифровые фильтры..... 2

Пономарева О.В., Пономарев А.В., Пономарева Н.В.

Метод быстрого вычисления дискретного преобразования
Фурье действительных последовательностей 10

Алиев Р.М.

Оптимизация оконного Фурье и непрерывного
вейвлет преобразований для спектрального анализа
музыкальных сигналов..... 16

Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Семёнов А.Г.

Анализ энцефалограмм на основе исследования
цепочек локальных максимумов скейлограмм 20

Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Семёнов А.Г.

Динамика энергетических показателей цепочек
локальных максимумов вейвлет-коэффициентов
биомедицинских сигналов 24

Афанасьева А.А., Луковенкова О.О., Марапулец Ю.В., Тристанов А.Б.

Применение разреженной аппроксимации и методов
кластеризации для описания структуры временных
рядов акустической эмиссии 30

Ратынский М.В., Петров С.В.

Экономичный алгоритм нахождения максимального
сингулярного числа в задаче обнаружения
случайного сигнала 35

Мухин И.А., Немировский М.С.

Демодуляция пространственно мультиплексированных
методом V-BLAST радиосигналов
при использовании многократной манипуляции 39

Кравченко А.Н.

Методы и аппаратура декодирования блоковых
квазициклических низкоплотностных кодов 48

Беляева М.Б.

Распознавание модуляции: что можно узнать,
если заранее ничего не известно..... 55

Аминев Д.А., Кондрашов А.В.

Гармонизация российских стандартов передачи
высокоскоростных информационных потоков 64

Солонина А. И.

«Цифровая обработка сигналов» в новой системе
высшего профессионального образования..... 66

Номер подготовлен при поддержке гранта РФФИ
№ 13-07-06002

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

ОДНОМЕРНЫЕ ВЕКТОРНЫЕ СТАЦИОНАРНЫЕ ЛИНЕЙНЫЕ ЦИФРОВЫЕ ФИЛЬТРЫ

Гадзиковский В.И., д.т.н., профессор Уральского федерального университета им. Первого Президента России
Б.Н. Ельцина, e-mail: gadzikovsky_vi@mail.ru

Ключевые слова: уравнения фильтрации, векторные цифровые фильтры, шумы квантования, модель Л. Джексона.

Уравнения векторной цифровой фильтрации

Типовая задача современной корреляционной теории оптимального управления при квадратическом критерии качества разбивается на две взаимосвязанные задачи: задачу построения наилучших линейных оценок случайных координат объекта, т.е. задачу линейной оптимальной фильтрации, и задачу управления этими оценками [5]. В статье рассматривается первая из названных задач, т.е. задача многоканальной (векторной) совместной обработки сигналов.

Алгоритм одномерной векторной стационарной линейной цифровой фильтрации описывается линейным векторно-матричным уравнением

$$y[n] = \sum_{k=0}^M \mathbf{a}_k x[n-k] - \sum_{k=1}^N \mathbf{b}_k y[n-k], \quad (1)$$

где $x[n]$ и $y[n]$ – R -координатные векторы входного и выходного дискретных сигналов соответственно; n – дискретное время; \mathbf{a}_k $k = \overline{0, M}$ и \mathbf{b}_k $k = \overline{0, N}$

– квадратные матрицы размера $R \times R$ весовых коэффициентов. Координаты векторов и элементы матриц могут быть вещественными либо комплексными. При $R=1$ получается алгоритм скалярной фильтрации (вещественной либо комплексной).

В координатной форме уравнение (1) конкретизируется следующим образом [1, 2]:

$$y_i[n] = \sum_{k=0}^M \sum_{l=1}^R a_{k_i l} x_l[n-k] - \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^R b_{k_i l} y_l[n-k], \quad i = \overline{1, R}. \quad (2)$$

По уравнениям (1) [или (2)] может быть построена полная структурная схема векторного ЦФ. Она является слишком громоздкой, а при больших R необозримой, поэтому целесообразно рассматривать укрупнённые схемы.

Возьмём Z -преобразование от обеих частей уравнений системы (2), полагая входной сигнал $\mathbf{x}[n] = \mathbf{0}$ при $n < 0$, а начальные условия в ЦФ нулевыми: $y_l[-n] = 0$, ($n = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, R}$). Воспользуемся свойством линейности Z -преобразования и теоре-

Рассматриваются методы описания и структурные схемы одномерных векторных цифровых фильтров, в том числе с учётом обобщенной линейной шумовой модели Л. Джексона. Проводится оценка влияния шумов и расчет требуемого числа разрядов цифровых сигнальных процессоров с фиксированной точкой.

мой запаздывания, получим систему линейных алгебраических уравнений для Z -изображений координат векторов выходного и входного сигналов [1, 2, 4]:

$$Y_i(z) = \sum_{k=0}^M \sum_{l=1}^R a_{k_i l} z^{-k} X_l(z) - \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^R b_{k_i l} z^{-k} Y_l(z), \quad i = \overline{1, R}. \quad (3)$$

Обозначим передаточные функции нерекурсивных линейных блоков ЦФ:

$$A_{i l}(z^{-1}) = \sum_{k=0}^M a_{k_i l} z^{-k}; \quad B_{i l}(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N b_{k_i l} z^{-k}, \quad i, l = \overline{1, R}. \quad (4)$$

Перепишем алгебраические уравнения (3) с учётом обозначений (4):

$$Y_i(z) = \sum_{l=1}^R A_{i l}(z^{-1}) X_l(z) - \sum_{l=1}^R B_{i l}(z^{-1}) Y_l(z), \quad i = \overline{1, R}, \quad (5)$$

из которых получим операторные уравнения в конечных разностях:

$$y_i[n] = \sum_{l=1}^R A_{i l}(z^{-1}) x_l[n] - \sum_{l=1}^R B_{i l}(z^{-1}) y_l[n], \quad i = \overline{1, R}. \quad (6)$$

Представим системы алгебраических уравнений для Z -образов (5) и операторных разностных уравнений (6) соответственно в векторно-матричной форме:

$$\mathbf{Y}(z) = \mathbf{A}(z^{-1}) \mathbf{X}(z) - \mathbf{B}(z^{-1}) \mathbf{Y}(z); \quad (7)$$

$$y[n] = \mathbf{A}(z^{-1}) \mathbf{x}[n] - \mathbf{B}(z^{-1}) \mathbf{y}[n], \quad (8)$$

где

$$\mathbf{A}(z^{-1}) = \sum_{k=0}^M \mathbf{a}_k z^{-k}; \quad \mathbf{B}(z^{-1}) = \sum_{k=1}^N \mathbf{b}_k z^{-k} \quad (9)$$

– квадратные матрицы размера $R \times R$.

С учётом шумов квантования (внешних и внутренних) системы уравнений можно представить в виде [4]:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{Y}}(z) &= \\ &= [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \mathbf{A}(z^{-1}) \{ \mathbf{X}(z) + \mathbf{E}_0(z^{-1}) \} + \\ &+ [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \mathbf{\Gamma}(z); \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{y}}[n] &= \\ &= [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \mathbf{A}(z^{-1}) \{ \mathbf{x}(z) + \mathbf{e}_0[n] \} + \\ &+ [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \boldsymbol{\gamma}[n]. \end{aligned} \quad (11)$$

Укрупнённая структурная схема одномерного векторного стационарного линейного ЦФ с учётом шумов квантования, построенная согласно уравнений (10) и (11), изображена на рис.1 [4].

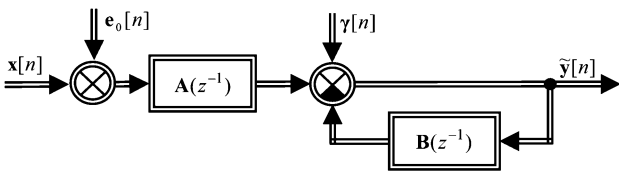


Рис.1. Укрупнённая структурная схема одномерного векторного стационарного линейного ЦФ с учётом шумов квантования

Согласно определению передаточной функции [1, 2, 4] из уравнения (7) получим выражение для матрицы передаточных функций:

$$\mathbf{H}(z) = [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \mathbf{A}(z^{-1}), \quad (12)$$

элементы которой определяются выражениями

$$H_{il}(z) = \frac{Z\{y_l[n]\}}{Z\{x_i[n]\}} \Big|_{\text{Нулевые начальные условия}}, \quad (13)$$

$i, l = \overline{1, R}$.

Нерекурсивный ЦФ является частным случаем рекурсивного при $\mathbf{b}_k = \mathbf{0}$ ($k = \overline{1, N}$), поэтому для него

$$\mathbf{H}(z) = \mathbf{A}(z^{-1}). \quad (14)$$

Располагая матрицей передаточных функций $\mathbf{H}(z)$ для линейного ЦФ можно определить все другие характеристики, учитывая связь между ними:

- матрицу импульсных характеристик

$$\mathbf{h}[n] = Z^{-1} \{ \mathbf{H}(z) \}; \quad \mathbf{H}(z) = Z \{ \mathbf{h}[n] \}; \quad (15)$$

- матрицу комплексных частотных характеристик

$$\mathbf{H}(e^{j\omega T}) = \mathbf{H}(z) \Big|_{z = \exp(j\omega T)}. \quad (16)$$

Элементы матрицы комплексных частотных характеристик удобно представить в полярной форме:

$$\begin{aligned} H_{il}(e^{j\omega T}) &= |H_{il}(e^{j\omega T})| e^{j \text{Arg}[H_{il}(e^{j\omega T})]} = \\ &= A_{il}(\omega T) \exp [j\phi_{il}(\omega T)], \quad i, l = \overline{1, R}. \end{aligned} \quad (17)$$

Разделить матрицу комплексных частотных характеристик $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$, которая полностью описывает свой-

ства векторного ЦФ, на две отдельные матрицы амплитудно-частотных $\mathbf{A}(\omega T)$ и фазочастотных $\mathbf{\Phi}(\omega T)$ характеристик невозможно. Матрицы $\mathbf{A}(\omega T)$ и $\mathbf{\Phi}(\omega T)$, формально построенные из элементов $A_{il}(\omega T)$ и $\Phi_{il}(\omega T)$ ($i, l = \overline{1, R}$) выражения (15), во-первых, не являются полными характеристиками ЦФ, во-вторых, из них не удаётся сформировать матрицу $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$, как это было сделано для скалярных ЦФ в [1, 2, 4].

Конкретизируем укрупнённую структурную схему одномерного векторного стационарного рекурсивного линейного ЦФ для случаев $R = 2$ и $R = 3$.

При $R = 2$ система уравнений (3) принимает следующий вид [1, 2]:

$$\begin{cases} y_1[n] = \sum_{k=0}^M (a_{k11} x_1[n-k] + a_{k12} x_2[n-k]) - \\ - \sum_{k=1}^N (b_{k11} y_1[n-k] + b_{k12} y_2[n-k]); \\ y_2[n] = \sum_{k=0}^M (a_{k21} x_1[n-k] + a_{k22} x_2[n-k]) - \\ - \sum_{k=1}^N (b_{k21} y_1[n-k] + b_{k22} y_2[n-k]). \end{cases} \quad (18)$$

С учётом обозначений (4) для передаточных функций блоков ЦФ запишем операторные уравнения в конечных разностях (6) в следующем виде:

$$\begin{cases} y_1[n] = A_{11}(z^{-1}) x_1[n] + A_{12}(z^{-1}) x_2[n] - \\ - B_{11}(z^{-1}) y_1[n] - B_{12}(z^{-1}) y_2[n]; \\ y_2[n] = A_{21}(z^{-1}) x_1[n] + A_{22}(z^{-1}) x_2[n] - \\ - B_{21}(z^{-1}) y_1[n] - B_{22}(z^{-1}) y_2[n]. \end{cases} \quad (19)$$

Укрупнённая структурная схема двухкоординатного векторного ЦФ, построенная по уравнениям (17), изображена на рис. 2 [1, 2]. Она содержит два канала передачи сигналов, содержащие обратные связи, с передаточными

функциями $\frac{A_{11}(z^{-1})}{1+B_{11}(z^{-1})}$ и $\frac{A_{22}(z^{-1})}{1+B_{22}(z^{-1})}$.

Между этими каналами действуют перекрёстные связи (прямые и обратные) через блоки с передаточными функциями $A_{12}(z^{-1})$, $A_{21}(z^{-1})$, $B_{12}(z^{-1})$ и $B_{21}(z^{-1})$.

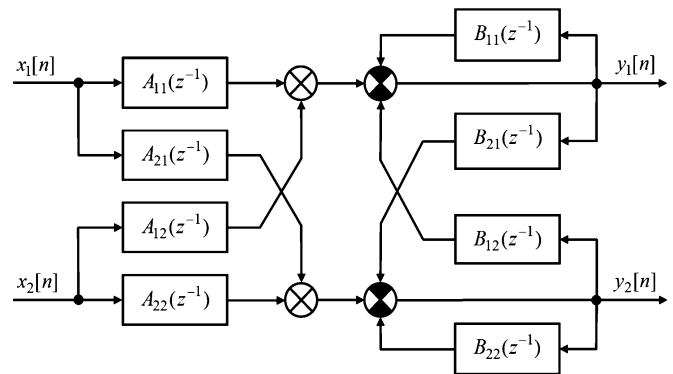


Рис.2. Укрупнённая структурная схема двухкоординатного векторного ЦФ

При $R = 3$ система операторных разностных уравнений (6) с учётом обозначений (4) принимает следующий вид:

$$\begin{cases} y_1[n] = A_{11}(z^{-1}) x_1[n] + \\ + A_{12}(z^{-1}) x_2[n] + A_{13}(z^{-1}) x_3[n] - \\ - B_{11}(z^{-1}) y_1[n] - B_{12}(z^{-1}) y_2[n] - \\ - B_{13}(z^{-1}) y_3[n]; \\ y_2[n] = A_{21}(z^{-1}) x_1[n] + \\ + A_{22}(z^{-1}) x_2[n] + A_{23}(z^{-1}) x_3[n] - \\ - B_{21}(z^{-1}) y_1[n] - B_{22}(z^{-1}) y_2[n] - \\ - B_{23}(z^{-1}) y_3[n]; \\ y_3[n] = A_{31}(z^{-1}) x_1[n] + \\ + A_{32}(z^{-1}) x_2[n] + A_{33}(z^{-1}) x_3[n] - \\ - B_{31}(z^{-1}) y_1[n] - B_{32}(z^{-1}) y_2[n] - \\ - B_{33}(z^{-1}) y_3[n]. \end{cases} \quad (20)$$

Укрупнённая структурная схема трёхкоординатного векторного ЦФ, построенная по уравнениям (20), изображена на рис.3.

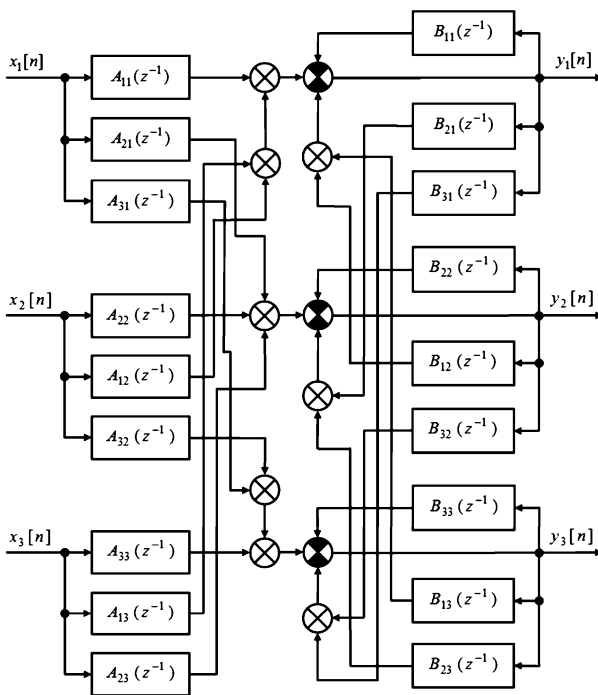


Рис.3. Укрупнённая структурная схема трёхкоординатного векторного ЦФ

Она содержит три канала передачи сигналов, передаточные функции которых $\frac{A_{11}(z^{-1})}{1+B_{11}(z^{-1})}$, $\frac{A_{22}(z^{-1})}{1+B_{22}(z^{-1})}$ и

$\frac{A_{33}(z^{-1})}{1+B_{33}(z^{-1})}$, а также перекрёстные, т.е. межканальные связи (прямые и обратные) через блоки с передаточными функциями: $A_{12}(z^{-1})$, $A_{13}(z^{-1})$, $A_{21}(z^{-1})$,

$A_{23}(z^{-1})$, $A_{31}(z^{-1})$, $A_{32}(z^{-1})$, $B_{12}(z^{-1})$, $B_{13}(z^{-1})$, $B_{21}(z^{-1})$, $B_{23}(z^{-1})$, $B_{31}(z^{-1})$ и $B_{32}(z^{-1})$.

Как видно из рассмотренных примеров при $R = 2$ и $R = 3$, структурная схема векторного ЦФ существенно усложняется с увеличением числа координат векторного сигнала. Аналогично могут быть построены структурные схемы стационарных векторных ЦФ при больших размерах R векторов.

В общем случае укрупнённая структурная схема одномерного векторного стационарного рекурсивного линейного ЦФ состоит из R каналов с передаточными функциями $A_{ii}(z^{-1}) / [1 + B_{ii}(z^{-1})]$ ($i = \overline{1, R}$), между каналами действуют прямые, а также обратные перекрёстные связи через блоки с передаточными функциями $A_{il}(z^{-1})$ и $B_{il}(z^{-1})$ ($i, l = \overline{1, R}$), где $i \neq l$.

В выражении (10) в общем случае нельзя поменять местами матрицы $\mathbf{A}(z^{-1})$ и $[\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1}$, как это возможно в случае скалярных ЦФ, поскольку операция умножения матриц некоммумутативна, т.е.

$$[\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1} \mathbf{A}(z^{-1}) \neq \mathbf{A}(z^{-1}) [\mathbf{I} + \mathbf{B}(z^{-1})]^{-1}. \quad (21)$$

Подобная перестановка приводит к ЦФ с другой матрицей передаточных функций, т.е. к другому ЦФ, а не к фильтру при канонической форме реализации [1, 2].

Векторные цифровые фильтры сложной структуры

Векторные ЦФ сложной структуры, точно так же как и скалярные, могут быть получены соединением элементарных блоков. Применяют три типа соединений: каскадное (последовательное), параллельное и соединение с обратной связью. На рис. 4 показаны двухзвенные структуры векторных ЦФ при названных типах соединений. По известным матрицам передаточных функций блоков и способам их соединения требуется определить матрицу передаточных функций векторного ЦФ сложной структуры $\mathbf{H}(z)$.

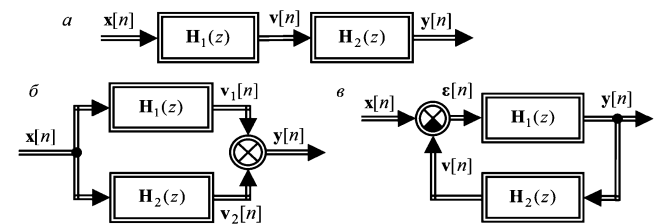


Рис.4. Двухзвенные структуры векторных ЦФ при различных типах соединений звеньев: каскадное (а), параллельное (б), с обратной связью (в)

При каскадном соединении двух блоков ЦФ (рис. 4, а) алгебраические матричные уравнения для Z -образов векторных сигналов имеют вид [1, 2, 4]

$$\mathbf{Y}(z) = \mathbf{H}_2(z) \mathbf{H}_1(z) \mathbf{X}(z), \quad (22)$$

откуда следует

$$\mathbf{H}(z) = \mathbf{H}_2(z) \mathbf{H}_1(z), \quad (23)$$

т.е. матрица $\mathbf{H}_2(z)$ умножается на матрицу $\mathbf{H}_1(z)$ слева.

В общем случае, когда каскадно соединены L блоков, матрица передаточных функций векторного ЦФ сложной структуры имеет следующий вид:

$$\mathbf{H}(z) = \prod_{r=1}^L \mathbf{H}_{L+1-r}(z) = \mathbf{H}_L(z) \mathbf{H}_{L-1}(z) \dots \mathbf{H}_2(z) \mathbf{H}_1(z), \quad (24)$$

т.е. матрицы в произведении располагаются в порядке, обратном порядку следования соединяемых блоков по ходу распространения векторного сигнала.

При параллельном соединении L блоков (рис. 4, б), с учётом коммутативности операции сложения матриц, матрица передаточных функций векторного ЦФ сложной структуры имеет вид:

$$\mathbf{H}(z) = \sum_{r=1}^L \mathbf{H}_r(z). \quad (25)$$

Структурная схема ЦФ при соединении двух блоков с отрицательной обратной связью (рис. 4, в) описывается следующей системой алгебраических матричных уравнений для Z -образов векторных сигналов:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}(z) = \mathbf{H}_1(z) \mathbf{E}(z); \\ \mathbf{E}(z) = \mathbf{X}(z) - \mathbf{V}(z); \\ \mathbf{V}(z) = \mathbf{H}_2(z) \mathbf{Y}(z). \end{cases} \quad (26)$$

Исключая из (26) промежуточные переменные, получим

$$[\mathbf{I} + \mathbf{H}_1(z) \mathbf{H}_2(z)] \mathbf{Y}(z) = \mathbf{H}_1(z) \mathbf{X}(z), \quad (27)$$

откуда следует выражение для матрицы передаточных функций при соединении двух блоков с отрицательной обратной связью

$$\mathbf{H}(z) = [\mathbf{I} + \mathbf{H}_1(z) \mathbf{H}_2(z)]^{-1} \mathbf{H}_1(z). \quad (28)$$

С учётом соотношения (16) из формул (24), (25) и (28) можно получить выражения для матриц комплексных частотных характеристик $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$ одномерных R -координатных векторных стационарных линейных ЦФ сложной структуры.

Теория векторных ЦФ в основных чертах похожа на теорию скалярных ЦФ, однако имеются и некоторые различия, связанные с некоммутативностью операции перемножения матриц. Как следствие, это приводит к невозможности канонической формы реализации векторных ЦФ. Кроме того, в матричной алгебре отсутствует операция деления двух матриц. На практике она заменяется операцией умножения слева на обратную матрицу [см. формулы (12), (28)].

Обобщённая линейная шумовая модель ЦФ (схема Л. Джексона)

Полагая, что векторный ЦФ сложной структуры состоит из соединённых определённым образом простых векторных блоков (рис. 1, 4), можно составить для него обобщённую линейную шумовую модель (схему Л. Джексона – рис. 5), пригодную для анализа шумов квантования на выходе векторного ЦФ и оценки максимальных модульных значений сигналов, что требуется

для расчёта необходимой разрядности регистров операционных устройств ЦФ.

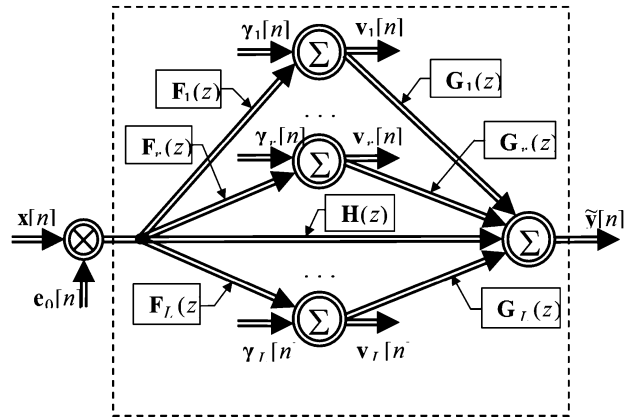


Рис.5. Обобщённая линейная шумовая модель векторного ЦФ (схема Л. Джексона)

Обобщённая линейная шумовая модель Л. Джексона представляет собой направленный граф (рис.5), в котором использованы следующие обозначения [4]:

$\mathbf{x}[n]$ – R -координатный вектор входных сигналов (неквантованных);

$\hat{\mathbf{y}}[n]$ – R -координатный вектор квантованных выходных сигналов ЦФ;

$\mathbf{e}_0[n]$ – R -координатный вектор шумов квантования входных сигналов (внешние шумы ЦФ);

$\gamma_r[n]$ ($r = \overline{1, L}$) – R -координатный вектор эквивалентных шумов квантования, приведённых к входу r -го векторного сумматора, т.е. шумов квантования результатов умножения сигналов на весовые коэффициенты в умножителях, подключённых к его входам (рис. 1, 5);

$\mathbf{v}_r[n]$ ($r = \overline{1, L}$) – R -координатный вектор сигналов на выходе r -го векторного сумматора;

$\mathbf{H}(z)$ – матрица передаточных функций ЦФ (от входа до выхода) размера $R \times R$;

$\mathbf{G}_r(z)$ ($r = \overline{1, L}$) – матрица передаточных функций размера $R \times R$ части ЦФ от входа r -го векторного сумматора (шум $\gamma_r[n]$) до выхода фильтра;

$\mathbf{F}_r(z)$ ($r = \overline{1, L}$) – матрица передаточных функций размера $R \times R$ части ЦФ от входа фильтра до выхода r -го векторного сумматора (сигнал $\mathbf{v}_r[n]$).

Оценки сигналов и шумов в стационарных векторных ЦФ

На рис. 6 изображена модель одномерного векторного вещественного стационарного линейного ЦФ простой структуры [4].

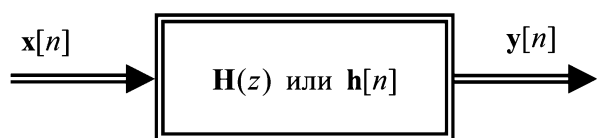


Рис.6. Модель одномерного векторного вещественного стационарного линейного ЦФ простой структуры

В зависимости от решаемой задачи под векторными процессами $\mathbf{x}[n]$ и $\mathbf{y}[n]$ на рис. 6 будем понимать либо R -координатные векторные полезные сигналы, либо векторные шумы квантования $\mathbf{e}_0[n]$ и $\mathbf{\gamma}_r[n]$ ($r = \overline{1, L}$), а под $\mathbf{H}(z)$ – матрицы передаточных функций размера $R \times R$ схемы Л. Джексона (рис. 5) $\mathbf{H}(z)$, $\mathbf{G}_r(z)$, $\mathbf{F}_r(z)$ ($r = \overline{1, L}$) и соответствующие им матрицы импульсных характеристик $\mathbf{h}[n]$, $\mathbf{g}_r[n]$, $\mathbf{f}_r[n]$ ($r = \overline{1, L}$).

Для скалярных ЦФ простой структуры детерминированная модульная оценка сигналов осуществлялась на основе формулы [4]

$$\max_n |y[n]| \leq \max_n |x[n]| \max_{\omega} |H(e^{j\omega T})|, \quad (29)$$

а вероятностные на основе следующих формул [4]:

$$m_y = m_x \sum_{n=0}^{\infty} h[n] = m_x \left| H(e^{j\omega T}) \right|_{\omega=0}; \quad (30)$$

$$D_y = D_x \sum_{n=0}^{\infty} h^2[n] = D_x \left\| H(e^{j\omega T}) \right\|_2^2, \quad (31)$$

где

$$\left\| H(e^{j\omega T}) \right\|_p = \left[\frac{T}{2\pi} \int_{-\pi/T}^{\pi/T} |H(e^{j\omega T})|^p d\omega \right]^{1/p}. \quad (32)$$

– норма в пространстве L_p комплексной частотной характеристики $H(e^{j\omega T})$.

Запишем аналоги этих формул в векторно-матричной форме.

Введём в рассмотрение спектральные образы векторных и матричных объектов: $\mathbf{X}(e^{j\omega T})$ и $\mathbf{Y}(e^{j\omega T})$ – R -координатные векторы, координаты которых представляют комплексные спектры координат векторных процессов $\mathbf{x}[n]$ и $\mathbf{y}[n]$ соответственно:

$$\begin{cases} X_i(e^{j\omega T}) = F \{ x_i[n] \}; \\ Y_i(e^{j\omega T}) = F \{ y_i[n] \}, \end{cases} \quad i = \overline{1, R}; \quad (33)$$

$\mathbf{H}(e^{j\omega T})$ – матрица комплексных частотных характеристик размера $R \times R$, элементы которой, согласно формуле (16), образуются из элементов матрицы передаточных функций $\mathbf{H}(z)$.

Детерминированный подход

Согласно определению нормы скалярной функции в пространстве L_p [см. (32)] образуем нормы координат (33) в пространстве L_1 [4]:

$$\max_n |x_i[n]| \leq \frac{T}{2\pi} \int_{-\pi/T}^{\pi/T} |X_i(e^{j\omega T})| d\omega =$$

$$= \left\| X_i(e^{j\omega T}) \right\|_1, \quad i = \overline{1, R}; \quad (34)$$

$$\begin{aligned} \max_n |y_i[n]| &\leq \frac{T}{2\pi} \int_{-\pi/T}^{\pi/T} |Y_i(e^{j\omega T})| d\omega = \\ &= \left\| Y_i(e^{j\omega T}) \right\|_1, \quad i = \overline{1, R} \end{aligned} \quad (35)$$

и элементов матрицы $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$ [см. (16), (17)] в пространстве L_∞ [4]:

$$\left\| H_{il}(e^{j\omega T}) \right\|_\infty = \max_{\omega \in [-\pi/T, \pi/T]} |H_{il}(e^{j\omega T})|, \quad (36)$$

$$i, l = \overline{1, R}.$$

Из координат (34) и (35) построим R -координатные векторы \mathbf{X}_{\max} , и \mathbf{Y}_{\max} , а из элементов (36) – квадратную матрицу \mathbf{H}_∞ размера $R \times R$. Используя их, запишем векторно-матричный аналог скалярной формулы (29):

$$\mathbf{Y}_{\max} \leq \mathbf{H}_\infty \mathbf{X}_{\max}. \quad (37)$$

Неравенство (37) используется при детерминированном подходе к анализу векторных ЦФ (максимальная модульная оценка сигналов в структуре ЦФ и шумов квантования на выходе ЦФ).

Вероятностный подход

Согласно определениям математического ожидания (10.20) и дисперсии (10.21) шумов квантования ЦФ для векторных процессов $\mathbf{x}[n]$ и $\mathbf{y}[n]$ расчётной схемы, изображённой на рис. 6, построим R -координатные векторы математических ожиданий (\mathbf{X}_M и \mathbf{Y}_M) и векторы дисперсий (\mathbf{X}_D и \mathbf{Y}_D), координаты которых определяются выражениями

$$\begin{cases} X_{M_i} = M \{ x_i[n] \}; \\ Y_{M_i} = M \{ y_i[n] \}, \end{cases} \quad i = \overline{1, R}; \quad (38)$$

$$\begin{cases} X_{D_i} = M \{ (x_i[n] - X_{M_i})^2 \}; \\ Y_{D_i} = M \{ (y_i[n] - Y_{M_i})^2 \}, \end{cases} \quad i = \overline{1, R}. \quad (39)$$

Здесь $M \{ \dots \}$ – символ математического ожидания.

Из элементов матрицы комплексных частотных характеристик $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$ размера $R \times R$ в соответствии с (30) сформируем элементы

$$H_{M_{il}} = H_{il}(e^{j\omega T}) \Big|_{\omega=0}, \quad i, l = \overline{1, R}, \quad (40)$$

равные значениям элементов исходной матрицы на нулевой частоте, а в соответствии с (31) – элементы

$$H_{D_{il}} = \left\| H_{il}(e^{j\omega T}) \right\|_2^2, \quad i, l = \overline{1, R}, \quad (41)$$

равные квадратам норм элементов матрицы $\mathbf{H}(e^{j\omega T})$ в пространстве L_2 .

Из элементов (40) построим квадратную матрицу \mathbf{H}_M размера $R \times R$, а из элементов (41) – матрицу \mathbf{H}_D . Используя их, запишем аналоги скалярных формул (30) и (31) в векторно-матричной форме [4]:

$$\mathbf{Y}_M = \mathbf{H}_M \mathbf{X}_M; \quad (42)$$

$$\mathbf{Y}_D = \mathbf{H}_D \mathbf{X}_D. \quad (43)$$

Эти выражения используются для анализа векторных вещественных ЦФ при вероятностном подходе.

Максимальные модульные оценки сигналов в векторном ЦФ простой структуры

Для схемы, изображённой на рис.1, при заданных максимальных модульных значениях координат входного вектора $\mathbf{x}[n]$ полезного сигнала по формуле (37) рассчитываются максимальные модульные оценки координат выходного вектора $\mathbf{y}[n]$ полезного сигнала.

Максимальные модульные оценки сигналов на выходах умножителей на весовые коэффициенты векторного ЦФ определяется следующими выражениями [2, 4]:

$$\begin{cases} V_{Bk_{il}} = Y_{\max_i} |b_{k_{il}}|, & k = \overline{1, N}; \\ V_{Am_{il}} = X_{\max_m} |a_{m_{il}}|, & m = \overline{0, M}, \end{cases} \quad i, l = \overline{1, R}. \quad (44)$$

Выбирая наибольшее значение из максимальных модульных оценок входных и выходных сигналов, а также из оценок (44) во внутренних точках структурной схемы векторного ЦФ, можно записать

$$V = \max_{k, m, i, l} \{ X_i, Y_l, V_{Bk_{il}}, V_{Am_{il}} \}, \quad (45)$$

$$k = \overline{1, N}, \quad m = \overline{0, M}, \quad i, l = \overline{1, R}.$$

Оценка (45) используется при определении числа разрядов $S_{\text{ц}}$ операционных устройств DSP для представления кодов целых частей отсчётов сигналов в векторном ЦФ простой структуры.

Вероятностные оценки шумов квантования в векторном ЦФ простой структуры

Для линейной шумовой модели векторного ЦФ простой структуры, изображённой на рис. 1, введём следующие обозначения R -координатных векторов:

\mathbf{m}_0 – вектор математических ожиданий шумов квантования входных сигналов (вектора $\mathbf{e}_0[n]$), т.е. внешних шумов квантования; координаты вектора \mathbf{m}_0 определяются выражением $m_{0_i} = M \{ e_{0_i}[n] \} \quad (i = \overline{1, R})$;

\mathbf{D}_0 – вектор дисперсий шумов квантования входных сигналов (вектора $\mathbf{e}_0[n]$), т.е. внешних шумов квантования; координаты вектора \mathbf{D}_0 определяются выражением $D_{0_i} = M \{ (e_{0_i}[n] - m_{0_i})^2 \} \quad (i = \overline{1, R})$;

\mathbf{m}_y – вектор математических ожиданий шумов квантования сигналов на выходе векторного ЦФ (в составе

вектора $\tilde{\mathbf{y}}[n]$); координаты вектора \mathbf{m}_y определяются выражением $m_{y_i} = M \{ y_i[n] \} \quad (i = \overline{1, R})$;

\mathbf{D}_y – вектор дисперсий шумов квантования сигналов на выходе векторного ЦФ (в составе вектора $\tilde{\mathbf{y}}[n]$); координаты вектора \mathbf{D}_y определяются выражением $D_{y_i} = M \{ (y_i[n] - m_{y_i})^2 \} \quad (i = \overline{1, R})$;

\mathbf{m}_γ – вектор математических ожиданий внутренних шумов квантования, приведённых к входу векторного сумматора (вектора $\boldsymbol{\gamma}[n]$); координаты вектора \mathbf{m}_γ определяются выражением $m_{\gamma_i} = M \{ \gamma_i[n] \} \quad (i = \overline{1, R})$;

\mathbf{D}_γ – вектор дисперсий внутренних шумов квантования, приведённых к входу векторного сумматора (вектора $\boldsymbol{\gamma}[n]$); координаты вектора \mathbf{D}_γ определяются выражением $D_{\gamma_i} = M \{ (\gamma_i[n] - m_{\gamma_i})^2 \} \quad (i = \overline{1, R})$.

Аналогично тому, как из элементов матрицы $\mathbf{H}(z)$ была построена матрица \mathbf{H}_D размера $R \times R$ [см. (41)], из элементов матрицы $\mathbf{G}_1(z)$ построим матрицу \mathbf{G}_{1D} размера $R \times R$, элементы которой равны квадратам норм в пространстве L_2 элементов матрицы комплексных частотных характеристик $\mathbf{G}_1(e^{j\omega T})$:

$$G_{D_{1il}} = \left\| G_{1il}(e^{j\omega T}) \right\|_2^2, \quad i, l = \overline{1, R}. \quad (46)$$

Кроме того, построим матрицу \mathbf{G}_{M_1} размера $R \times R$, элементы которой равны значениям элементов матрицы комплексных частотных характеристик $\mathbf{G}_1(e^{j\omega T})$ на нулевой частоте [ср. с (40)]:

$$G_{M_{1il}} = G_{1il}(e^{j\omega T}) \Big|_{\omega=0}, \quad i, l = \overline{1, R}. \quad (47)$$

Согласно (42) и (43) получим оценки векторов математических ожиданий и дисперсий составляющих выходного шума векторного ЦФ [4]:

$$\mathbf{m}_{y_{\text{вх}}} = \mathbf{H}_M \mathbf{m}_0; \quad (48)$$

$$\mathbf{D}_{y_{\text{вх}}} = \mathbf{H}_D \mathbf{D}_0, \quad (49)$$

обусловленных внешними шумами квантования, и

$$\mathbf{m}_{y_{\text{соб}}} = \mathbf{G}_{M_1} \mathbf{m}_\gamma; \quad (50)$$

$$\mathbf{D}_{y_{\text{соб}}} = \mathbf{G}_{D_1} \mathbf{D}_\gamma, \quad (51)$$

обусловленных собственными шумами квантования.

Объединяя (48) с (50) и (49) с (51), получим результирующие оценки [4]:

$$\mathbf{m}_y = \mathbf{m}_{y_{\text{вх}}} + \mathbf{m}_{y_{\text{соб}}} = \mathbf{H}_M \mathbf{m}_0 + \mathbf{G}_{M_1} \mathbf{m}_\gamma; \quad (52)$$

$$\mathbf{D}_y = \mathbf{D}_{y_{\text{вх}}} + \mathbf{D}_{y_{\text{соб}}} = \mathbf{H}_D \mathbf{D}_0 + \mathbf{G}_{D_1} \mathbf{D}_\gamma. \quad (53)$$

Максимальные модульные оценки сигналов в векторном ЦФ сложной структуры

Для схемы, изображённой на рис. 5 (схема Л.Б. Джексона), при заданных максимальных модульных значениях координат входного вектора $\mathbf{x}[n]$ (\mathbf{X}_{\max}) полезного сигнала согласно формуле (37) рассчитываются максимальные модульные оценки координат выходного вектора $\mathbf{y}[n]$ полезного сигнала и выходов векторных сумматоров $\mathbf{v}_r[n]$ ($r = \overline{1, L}$):

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{\max} \leq \mathbf{H}_{\infty} \mathbf{X}_{\max}; \\ \mathbf{V}_r \leq \mathbf{F}_{r\infty} \mathbf{X}_{\max}, \quad r = \overline{1, L}. \end{cases} \quad (54)$$

Максимальные модульные оценки сигналов на выходах умножителей на весовые коэффициенты векторного ЦФ определяется следующими выражениями, аналогичными формулам (44) для векторного ЦФ простой структуры [2, 4]:

$$\begin{cases} V_{Brk_{il}} = V_{rl} |b_{rk_{il}}|, \quad k = \overline{1, N_r}; \\ V_{Arm_{il}} = V_{rl} |a_{rm_{il}}|, \quad m = \overline{0, M_r}, \end{cases} \quad (55)$$

$$r = \overline{1, L}, \quad i, l = \overline{1, R}.$$

Здесь \mathbf{V}_r ($r = \overline{1, L}$) – максимальные модульные оценки сигналов на выходе r -го векторного многовходового сумматора, т.е. сумматора, выход которого подключён к r -му блоку ЦФ сложной структуры (в частном случае это может быть входной сигнал, максимальная модульная оценка которого задаётся вектором \mathbf{X}_{\max}). Выбирая наибольшее значение из максимальных модульных оценок входных \mathbf{X}_{\max} и выходных \mathbf{Y}_{\max} сигналов, сигналов на выходах векторных сумматоров \mathbf{V}_r ($r = \overline{1, L}$), а также из оценок (55) во внутренних точках структурных схем блоков векторного ЦФ сложной структуры, можно записать

$$V = \max_{r, k, m, i, l} \left\{ X_i, Y_l, V_{r_i}, V_{Brk_{il}}, V_{Arm_{il}} \right\}, \quad (56)$$

$$r = \overline{1, L}, \quad k = \overline{1, N_r}, \quad m = \overline{0, M_r},$$

$$i, l = \overline{1, R}.$$

[ср. с формулой (45) для векторного ЦФ простой структуры].

Оценка (56) используется при определении числа разрядов $S_{\text{ц}}$ операционных устройств DSP для представления кодов целых частей отсчётов сигналов в векторном ЦФ сложной структуры.

Вероятностные оценки шумов квантования в векторном ЦФ сложной структуры

При вероятностном подходе к анализу векторы математических ожиданий \mathbf{m}_y и дисперсий \mathbf{D}_y шумов квантования сигналов на выходе векторного ЦФ (в со-

ставе вектора $\tilde{\mathbf{y}}[n]$) складываются из векторов $\mathbf{m}_{\text{увх}}$,

$\mathbf{D}_{\text{увх}}$, обусловленных внешними шумами квантования, которые поступают на вход ЦФ в результате квантования аналоговых сигналов, и векторов $\mathbf{m}_{\text{усоб}}$, $\mathbf{D}_{\text{усоб}}$, обусловленных собственными (внутренними) шумами квантования результатов арифметических операций.

Для векторных ЦФ сложной структуры (см. рис.5) оценки векторов $\mathbf{m}_{\text{увх}}$ и $\mathbf{D}_{\text{увх}}$, как и в случае векторных ЦФ простой структуры (рис.1), рассчитываются по формулам (48) и (49) соответственно.

Составляющие векторов $\mathbf{m}_{\text{усоб}}$ и $\mathbf{D}_{\text{усоб}}$, обусловленные r -м блоком векторного ЦФ сложной структуры (рис. 5), оцениваются соотношениями, аналогичными (50) и (51):

$$\mathbf{m}_{\text{усоб}_r} = \mathbf{G}_{M_r} \mathbf{m}_{\gamma_r}, \quad r = \overline{1, L}; \quad (57)$$

$$\mathbf{D}_{\text{усоб}_r} = \mathbf{G}_{D_r} \mathbf{D}_{\gamma_r}, \quad r = \overline{1, L}. \quad (58)$$

Суммируя (57) и (58) по всем r (т.е. по всем блокам ЦФ сложной структуры, рис. 5), получим оценки векторов математических ожиданий и дисперсий собственных шумов квантования на выходе ЦФ [4]:

$$\mathbf{m}_{\text{усоб}} = \sum_{r=1}^L \mathbf{G}_{M_r} \mathbf{m}_{\gamma_r}; \quad (58)$$

$$\mathbf{D}_{\text{усоб}} = \sum_{r=1}^L \mathbf{G}_{D_r} \mathbf{D}_{\gamma_r}. \quad (59)$$

Объединяя оценки (48) с (58) и (49) с (59), получим расчётные формулы для оценки вектора математических ожиданий и вектора дисперсий шумов квантования сигналов на выходе векторного ЦФ (в составе вектора $\tilde{\mathbf{y}}[n]$):

$$\mathbf{m}_y = \mathbf{m}_{\text{увх}} + \mathbf{m}_{\text{усоб}} = \mathbf{H}_M \mathbf{m}_0 + \sum_{r=1}^L \mathbf{G}_{M_r} \mathbf{m}_{\gamma_r}; \quad (60)$$

$$\mathbf{D}_y = \mathbf{D}_{\text{увх}} + \mathbf{D}_{\text{усоб}} = \mathbf{H}_D \mathbf{D}_0 + \sum_{r=1}^L \mathbf{G}_{D_r} \mathbf{D}_{\gamma_r}. \quad (61)$$

Оценки (48), (49) и (58), (59) используются при определении числа разрядов $S_{\text{д}}$ операционных устройств DSP для представления кодов дробных частей отсчётов сигналов в векторном ЦФ сложной структуры при вероятностном подходе.

Заключение

Таким образом, в работе представлены следующие результаты разработки и исследования векторных цифровых фильтров.

1. Алгоритм одномерной стационарной линейной векторной цифровой фильтрации, который описан:

– с помощью векторно-матричных уравнений в конечных разностях;

– с помощью операторных векторно-матричных уравнений в конечных разностях;

– с помощью векторно-матричных алгебраических уравнений для Z -образов.

2. На основе перечисленных уравнений построены укрупнённые структурные схемы:

- стационарно рекурсивного векторного ЦФ простой структуры с учётом эффектов квантования сигналов;
- двухкоординатного векторного ЦФ простой структуры;
- трёхкоординатного векторного ЦФ простой структуры;
- обобщённая линейная шумовая модель векторного ЦФ сложной структуры (схема Л. Джексона).

3. Получены выражения для матриц передаточных функций, комплексных частотных характеристик и импульсных характеристик для векторных ЦФ простой структуры, а также для векторных ЦФ сложной структуры при различных типах соединения блоков.

4. Рассмотрены особенности анализа одномерных векторных стационарных ЦФ при детерминированном и вероятностном подходах.

5. Получены максимальные модульные оценки сигналов в векторных ЦФ простой и сложной структуры.

6. Получены вероятностные оценки (математического ожидания и дисперсии) шумов квантования в выходных сигналах векторных ЦФ простой и сложной структуры.

Литература

1. Гадзиковский В.И. Цифровая обработка сигналов. Вып.1. Теоретические основы цифровой обработки сиг-

налов / В.И. Гадзиковский. – Екатеринбург: ГОУ ВПО «УГТУ – УПИ», 2003. – 344 с.

2. Гадзиковский В.И. Теоретические основы цифровой обработки сигналов / В.И. Гадзиковский. – М.: Радио и связь, 2004. – 344 с.

3. Гадзиковский В.И. Методы проектирования цифровых фильтров / В.И. Гадзиковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 416 с.

4. Гадзиковский В.И. Цифровая обработка сигналов / В.И. Гадзиковский. – М.: СОЛОН-Пресс, 2013. – 766 с.

5. Лившиц Н.А. Корреляционная теория оптимального управления многомерными процессами / Н.Ф. Лившиц, В.Н. Виноградов, Г.А. Голубев. – М.: Советское радио, 1974. – 328 с.

THE ONE-DIMENSIONAL VECTOR STATIONARY LINEAR DIGITAL FILTERS

Gadzikovsky V.I.

The methods of description and block diagrams of the one-dimensional vector digital filters including the generalized linear noise model of L. Jackson are considered. The evaluation of the noise influence and the calculation of required number of digits of digital signal processors with a fixed point are carried out.

Научное направление: Обработка и передача информации в системах телекоммуникаций

Секция 1: Теория сигналов и систем

Одним из основных объектов исследования теории сигналов традиционно являются методы анализа-синтеза, модуляции-демодуляции, кодирования-декодирования сигналов с целью обеспечения высокой помехоустойчивости и скорости передачи информации в условиях воздействия интенсивных помех и межсимвольной интерференции. Возможности современных цифровых технологий позволяют решать эти задачи особенно эффективно, прибегая к оптимальным методам синтеза, преобразования и кодирования сигналов.



На секции обсуждались следующие актуальные научные проблемы:

- синтез троичных последовательностей;
- синтез бинарных оптимальных последовательностей;
- многофазные последовательности Баркера и М-последовательности;
- помехоустойчивое кодирование;
- многопороговое декодирование;
- сигнально-кодовые конструкции с решетчатой кодированной модуляцией;
- алгоритм Витерби для демодуляции сигналов с OFDM;
- зондирование КВ-канала широкополосным сигналом;
- аксиомы измерения спектра случайных сигналов;
- аппроксимация функции плотности распределения.

По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Анализ эффективности нового алгоритма работы порогового элемента многопорогового декодера. Автор – Шевляков Д.А., аспирант Рязанского государственного радиотехнического университета.

2. Сигнально-кодовые конструкции на основе многокомпонентных сигналов с решетчатой кодированной модуляцией. Автор – Горлов А.И., аспирант Санкт-Петербургского государственного политехнического университета.

3. Синтез бинарных оптимальных по минимаксному критерию последовательностей до длин $n = 70$. Автор – Потехин Е.Н., аспирант Марийского государственного технического университета.

МЕТОД БЫСТРОГО ВЫЧИСЛЕНИЯ ДИСКРЕТНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ФУРЬЕ ДЕЙСТВИТЕЛЬНЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

*Пономарева О.В., к.т.н., доцент Ижевского государственного технического университета,
e-mail: romva@mail.ru*

*Пономарев А.В., к.э.н., руководитель аппарата Центральной избирательной комиссии Удмуртской Республики,
Пономарева Н.В., руководитель отдела тестирования ПО НПО «Компьютер».*

Ключевые слова: дискретное преобразование Фурье, параметрическое дискретное преобразование Фурье, алгоритм быстрого преобразования Фурье, действительная последовательность, четная/нечетная симметрия спектра, комплексно-сопряженная симметрия спектра.

Введение

Одним из основных направлений применения методов цифровой обработки сигналов является спектральный анализ [1, 2], в котором основным инструментом, как при анализе детерминированных, так и случайных сигналов, является аппарат дискретного преобразования Фурье (ДПФ).

В работах [4, 5, 6] дано обобщение ДПФ в виде параметрического дискретного преобразования Фурье (ДПФ-П), которое может задаваться в обычной форме:

$$S_N(k, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{(k+\theta)n},$$

$$k = \overline{0, N-1};$$

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} S_N(k, \theta) W_N^{-(k+\theta)n},$$

$$n = \overline{0, N-1}; 0 \leq \theta < 1;$$

или в матричной форме :

$$S_{N,\theta} = \frac{1}{N} F_{N,\theta} X_N; X_N = F_{N,\theta}^* S_{N,\theta}; 0 \leq \theta < 1;$$

где θ – параметр; * – знак комплексного сопряжения;

$X_N = [x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T$ – представление

дискретного сигнала $x(n)$, $n = \overline{0, N-1}$, в виде вектора N – мерного линейного пространства; T – знак транспонирования;

$S_{N,\theta} = [s(0), s(1), \dots, s(N-1)]^T$ – вектор коэффициентов разложения X_N по системе параметрических дискретных экспоненциальных функций (ДЭФ-П), задаваемой матрицей $F_{N,\theta}$:

$$F_{N,\theta} =$$

Рассмотрены метод и алгоритм быстрого вычисления дискретного преобразования Фурье (ДПФ), основанные на свойствах параметрического дискретного преобразования Фурье (ДПФ-П). Проведено сравнение предложенного алгоритма быстрого преобразования Фурье с существующими алгоритмами. Показана эффективность предложенного подхода.

$$F_{N,\theta} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & \dots & (N-1) & n \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ \vdots \\ (N-1) \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & W_N^\theta & \dots & W_N^{\theta(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{(N-1+\theta)} & \dots & W_N^{(N-1+\theta)(N-1)} \end{bmatrix} \end{matrix},$$

$$W_N = \exp\left[-j \frac{2\pi}{N}\right]. \quad (2)$$

Дискретные функции вида

$$W_N^{(p+\theta)l} = \exp\left[-j \frac{2\pi}{N} (p+\theta) l\right], \quad p, l = \overline{0, N-1}$$

есть параметрические дискретные экспоненциальные функции (ДЭФ-П) – $def_p(p, l, \theta)$.

ДЭФ-П являются обобщением дискретных экспоненциальных функций (ДЭФ) и равны им при значении параметра $\theta = 0$. Матрица $F_{N,\theta}$ состоит соответственно из ДЭФ-П при $p = k, l = n$. Матрица $F_{N,\theta}$ – не симметрическая, в отличие от матрицы ДПФ, но, как и последняя, является унитарной матрицей.

Система ДЭФ-П является полной системой, так как число линейно независимых функций равно размерности множества дискретных сигналов. Отметим, что при значении параметра равном нулю, соотношения (1) задают стандартное ДПФ.

К настоящему времени предложены процедуры быстрого вычисления ДПФ [1, 2, 3] и ДПФ-П [4, 5, 6], позволяющие значительно сократить число вычислений по сравнению с вычислением ДПФ и ДПФ-П «в лоб». Данные алгоритмы получили соответственно название алгоритмов быстрого преобразования Фурье (алгоритмы БПФ) и алгоритмов быстрого параметрического преоб

разования Фурье (алгоритмы БПФ-П).

Отметим, что ДПФ и быстрые алгоритмы его вычисления «по умолчанию» предполагают, что входная последовательность является комплексной. В большинстве же прикладных задач цифровой обработки сигналов имеют дело с действительными последовательностями. Применение к действительным последовательностям стандартного комплексного БПФ приводит, с одной стороны, к избыточным вычислительным затратам, с другой – к избыточным затратам памяти.

К настоящему времени также предложен целый ряд алгоритмов БПФ и БПФ-П для действительных последовательностей, свободных от указанных недостатков. Рассмотрим их более подробно.

Алгоритмы БПФ и алгоритмы БПФ-П действительных последовательностей

ДПФ действительной последовательности $x(n)$, $\text{Im}\{x(n)\} = 0$, $n = \overline{0, N-1}$ обладает свойством комплексно-сопряженной симметрии [3]:

$$S_N(k) = S_N^*(N-k), \quad k = \overline{1, N/2-1}, \quad (3)$$

где * - символ комплексного сопряжения.

Основываясь на свойствах ДПФ (в частности, на свойствах линейности ДПФ, четной/нечетной симметрии спектра Фурье действительной последовательности, указанной выше комплексно-сопряженной симметрии), были предложены алгоритмы БПФ действительных последовательностей, устраняющие избыточные затраты, как в памяти, так и в объеме вычислений [2, 3].

В этих алгоритмах БПФ действительная последовательность $x(n)$ в N отсчетов разбивается на две действительные последовательности в $N/2$ отсчетов согласно следующему выражению: $x_1(n) = x(2n)$, $x_2(n) = x(2n+1)$, т.е. на последовательности четных и нечетных отсчетов.

Далее образуется комплексная последовательность:

$$x_3(n) = x_1(n) + jx_2(n), \quad n = \overline{0, N/2-1}. \quad (4)$$

Затем вычисляют БПФ комплексной последовательности $x_3(n)$ и, используя фундаментальное свойство БПФ (возможность получения спектра исходной последовательности из спектров двух ее частей), находят спектр исходной последовательности $x(n)$, выполняя дополнительный слой алгоритма БПФ [2].

Одним из авторов в работе [7] на основании свойств параметрического ДПФ предложено два алгоритма быстрого вычисления ДПФ-П действительных последовательностей при значении параметра $\theta = 1/2$ и метод вычисления ДПФ-П действительных последовательностей при значении параметра θ не равно нулю и $1/2$.

Там же проведено сравнение предложенных алгоритмов с существующими алгоритмами БПФ действительных последовательностей. Доказана их эффективность.

Вопрос же повышения эффективности алгоритмов вычисления дискретного преобразования Фурье дейст-

вительных последовательностей (т.е. вычисление ДПФ-П при значении параметра $\theta = 0$) авторами настоящей работы даже не рассматривался. Авторы искренне считали справедливой общепринятую точку зрения о том, что в данном направлении сделано если не все, то почти все.

Однако, как показали более глубокие исследования, резерв повышения эффективности алгоритмов вычисления дискретного преобразования Фурье действительных последовательностей все же есть.

Метод и алгоритм быстрого вычисления дискретного преобразования Фурье (ДПФ) действительных последовательностей

Пусть задана действительная последовательность: $x(n)$, $n = \overline{0, N-1}$,

стандартное ДПФ которой согласно выражения (1) имеет вид:

$$S_N(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk}, \quad k = \overline{0, N-1}. \quad (5)$$

Прежде, чем перейти к изложению метода и алгоритма быстрого ДПФ, сделаем два замечания относительно свойств спектра Фурье таких последовательностей [7].

1. Из соотношения (3) непосредственно следует, что нечетные отсчеты спектра $S_N(2k+1)$ обладают свойством комплексно-сопряженной симметрии. Четные отсчеты спектра $S_N(2k)$ также обладают этим свойством, за исключением отсчетов $S_N(0)$ и $S_N(N/2)$.

2. Спектр действительной последовательности, $S_N(k)$, $k = \overline{0, N-1}$, строго говоря, определяется не $(N/2)$ отсчетами, а $N/2+1$ отсчетами.

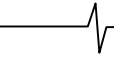
Найдем четные отсчеты ДПФ. Согласно (5):

$$\begin{aligned} S_N(2k) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{2nk} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{2nk} + \frac{1}{N} \sum_{n=N/2}^{N-1} x(n) W_N^{2nk}; \\ S_N(2k) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{2nk} + \\ &+ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n+N/2) W_N^{2(n+N/2)k} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_{N/2}^{nk} + \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n+N/2) W_{N/2}^{nk}. \end{aligned}$$

Последнее соотношение получено с учетом того, что $W_N^{2(N/2)k} = 1$.

И окончательно:

$$S_N(2k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2} [x(n) + x(n+N/2)] W_{N/2}^{nk},$$



$$k = \overline{0, N/2 - 1}.$$

Аналогично найдем и нечетные отсчеты ДПФ:

$$\begin{aligned} S_N(2k+1) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{n(2k+1)} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{n(2k+1)} + \frac{1}{N} \sum_{n=N/2}^{N-1} x(n) W_N^{n(2k+1)}; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} S_N(2k+1) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{n(2k+1)} + \\ &+ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n+N/2) W_N^{(n+N/2)(2k+1)} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{n(2k+1)} + \\ &+ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n+N/2) W_N^{n(2k+1)} W_N^{N/2(2k+1)} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_{N/2}^{n(k+1/2)} - \\ &- \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n+N/2) W_{N/2}^{n(k+1/2)}. \end{aligned}$$

Последнее выражение получено с учетом того, что: $W_N^{(N/2) \cdot (2k+1)} = -1$.

И окончательно:

$$S_N(2k+1) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} [x(n) - x(n+N/2)] W_{N/2}^{n(k+1/2)},$$

$$k = \overline{0, N/2 - 1}. \quad (7)$$

Сравнивая соотношения (7) и (1), приходим к выводу о том, что выражение (7) представляет собой ДПФ-П действительной последовательности $[x(n) - x(n+N/2)]$ при значении параметра $\theta = 1/2$.

Для действительных последовательностей спектр $S_N(2k+1)$, $k = \overline{0, N/2 - 1}$ является избыточным, так как он обладает свойством комплексно-сопряженной симметрии:

$$S_N(2k+1) = S_N^*(N - (2k+1)), \quad k = \overline{1, N/4 - 1}. \quad (8)$$

Найдем четные отсчеты ДПФ-П при $\theta = 1/2$ последовательности:

$$x_2(n) = [x(n) - x(n+N/2)], \quad n = \overline{0, N/2 - 1}, \quad (9)$$

$$\begin{aligned} S_N(4k+1) &= S_{N/2}(2k, 1/2) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x_2(n) W_{N/2}^{n(2k+1/2)} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4-1} x_2(n) W_{N/2}^{n(2k+1/2)} + \end{aligned}$$

$$(6) \quad + \frac{1}{N} \sum_{n=N/4}^{N/4-1} x_2(n+N/4) W_{N/2}^{(n+N/4)(2k+1/2)}.$$

$$S_{N/2}(2k, 1/2) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4-1} x_2(n) W_{N/4}^{n(k+1/4)} +$$

Или:

$$+ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4-1} x_2(n+N/4) W_{N/4}^{n(k+1/4)} W_{N/2}^{N/4(2k+1/2)}.$$

Учитывая, что $W_{N/2}^{N/4(2k+1/2)} = -j$, окончательно получим:

$$\begin{aligned} S_N(4k+1) &= S_{N/2}(2k, 1/2) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4-1} [x_2(n) - jx_2(n+N/4)] W_{N/4}^{n(k+1/4)}, \\ k &= \overline{0, N/4 - 1}. \end{aligned} \quad (10)$$

Найдем нечетные отсчеты ДПФ-П при $\theta = 1/2$ последовательности (9):

$$\begin{aligned} S_N(4k+3) &= S_{N/2}((2k+1), 1/2) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} x_2(n) W_{N/2}^{n(2k+1+1/2)}. \end{aligned}$$

Опуская промежуточные результаты, установим, что:

$$\begin{aligned} S_N(4k+3) &= S_{N/2}((2k+1), 1/2) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4-1} [x_2(n) + jx_2(n+N/4)] W_{N/4}^{n(k+3/4)}, \\ k &= \overline{0, N/4 - 1}. \end{aligned} \quad (11)$$

Последнее соотношение получено с учетом того, что $W_{N/2}^{N/4(2k+1+1/2)} = +j$.

Отметим, что вычисление ДПФ-П при $\theta = 3/4$, согласно соотношению (11), более предпочтительно, чем вычисление ДПФ-П при $\theta = 1/4$, согласно соотношению (10), так при этом нет необходимости менять знак у мнимой части формируемой комплексной последовательности. Таким образом, благодаря соотношению (11), мы находим $N/4$ значений искомого спектра.

Для получения остальных $(N/4 + 1)$ значений искомого спектра обратимся к соотношению (6). Из которого непосредственно следует, что для этого необходимо найти четные и нечетные отсчеты ДПФ последовательности:

$$x_1(n) = x(n) + x(n+N/2), \quad n = \overline{0, N/2 - 1}.$$

Несложно установить, что, проведя преобразования аналогичные преобразованиям определенным соотношениями (6) и (7), а также повторив (с учетом размерности) выкладки, заданные соотношениями (9), (10) и (11), мы найдем еще $N/8$ отсчетов искомого спектра. Этот процесс продолжается до получения всех отсчетов искомого спектра.

Рассмотрев математическое обоснование метода, дадим формализованное описание предлагаемого алгоритма, разбив его на этапы.

Пусть задана действительная последовательность $x(n)$, $n = \overline{0, N-1}$, $N = 2^r$, $r = 1, 2, 3 \dots$

1. Формируем две новые действительные последовательности:

$$x_{1,1}(n) = x(n) + x(n + N/2);$$

$$x_{1,2}(n) = x(n) - x(n + N/2), \quad n = \overline{0, N/2-1}.$$

2. Формируем из действительной последовательности $x_{1,2}(n)$ комплексную последовательность в $N/4$ отсчетов $x_{1,2}^{компл.}(n)$:

– первые $N/4$ отсчетов последовательности $x_{1,2}(n)$ являются действительной частью формируемой последовательности, а следующие $N/4$ отсчета ее мнимой частью:

$$\text{Re} [x_{1,2}^{компл.}(n)] = x_{1,2}(n), \quad n = \overline{0, N/4-1}; \quad (12)$$

$$\text{Im} [x_{1,2}^{компл.}(n)] = x_{1,2}(n + N/4),$$

$$n = \overline{0, N/4-1}.$$

Далее вычисляем ДПФ-П при $\theta = 3/4$ сформированной комплексной последовательности $x_{1,2}^{компл.}(n)$

$$S_N(4k + 3) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/4} x_{1,2}^{компл.}(n) W_{N/4}^{n(k+3/4)},$$

$$k = \overline{0, N/4-1}.$$

3. Учитывая, что нам необходимо найти спектр сигнала лишь на положительных частотах, заносим полученные $N/4$ отсчетов спектра в соответствующие ячейки памяти. При этом, исходя из соотношения (8), проводим, при необходимости, комплексное сопряжение полученных отсчетов искомого спектра.

4. Из действительной последовательности $x_{1,1}(n)$ формируем две новые действительные последовательности:

$$x_{2,1}(n) = x_{1,1}(n) + x_{1,1}(n + N/4), \quad n = \overline{0, N/4-1};$$

$$x_{2,2}(n) = x_{1,1}(n) - x_{1,1}(n + N/4), \quad n = \overline{0, N/4-1}.$$

Данный этап аналогичен этапу 1.

5. Формируем из действительной последовательности $x_{2,1}(n)$ комплексную последовательность в $N/8$ отсчетов $x_{2,2}^{компл.}(n)$:

$$\text{Re} [x_{2,2}^{компл.}(n)] = x_{2,2}(n), \quad n = \overline{0, N/8-1};$$

$$\text{Im} [x_{2,2}^{компл.}(n)] = x_{2,2}(n + N/8), \quad n = \overline{0, N/8-1}.$$

Данный этап аналогичен этапу 2.

6. Далее вычисляем ДПФ-П при $\theta = 3/4$ сформированной комплексной последовательности $x_{2,2}^{компл.}(n)$:

$$S_N(8k + 6) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/8-1} x_{2,2}^{компл.}(n) W_{N/8}^{n(k+3/4)},$$

$$k = \overline{0, N/8-1}.$$

7. Выполняем этап 3 с учетом размерности ДПФ-П.

Данный процесс итерационно повторяется до получения действительной последовательности $x_{m,1}(n)$ размерностью в 4 отсчета. Это произойдет после выполнения $(r-3)$ итераций. К этому времени получено уже $N/2-2$ отсчета искомого спектра. Оставшиеся 3 отсчета получают вычислением двух 2-х точечных ДПФ-П при значениях параметра $\theta = 0$ (отсчеты спектра на нулевой частоте и $N/2$ – частоте (требуется лишь сложение и вычитание)) и 2-х точечное ДПФ-П при значении параметра $\theta = 1/2$ (отсчет спектра на $(N/2+1)$ частоте (требуется одно умножение на j)).

Алгоритм быстрого вычисления ДПФ действительной последовательности может быть представлен в виде направленного графа, приведенного для числа отсчетов $N=16$ на рис. 1. На рис. 2 приведены базовые операции предлагаемого алгоритма.

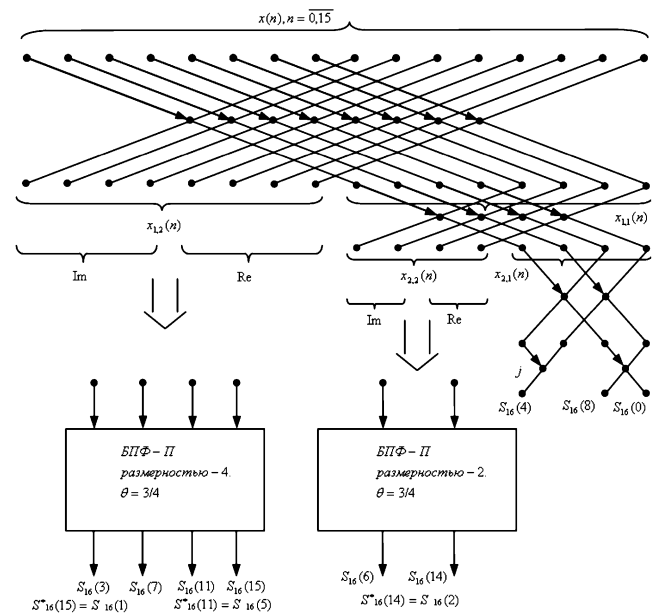


Рис. 1. Граф алгоритма быстрого вычисления ДПФ действительной последовательности

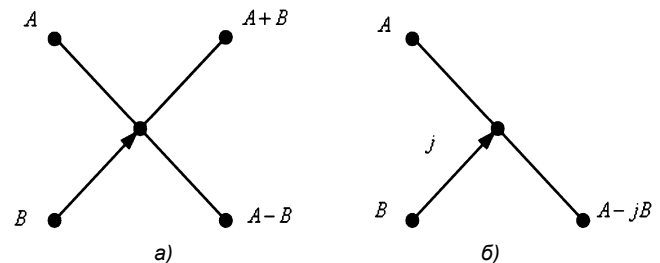


Рис. 2. а), б) - базовые операции алгоритма

Рассмотрим эффективность алгоритма быстрого вычисления ДПФ действительной последовательности в сравнении с комплексным БПФ и существующими алгоритмами БПФ действительных последовательностей.

Стандартное N -точечное комплексное БПФ по основанию 2 требует выполнения $N/2 \log_2 N$ базовых операций, получивших хорошо известное название «бабочки». Каждая базовая операция требует одного комплексного умножения и двух комплексных сложений. Так как комплексное умножение состоит из четырех действительных умножений и двух действительных сложений, то выполнение одной «бабочки» БПФ потребует выполнения четырех действительных умножений и шести действительных сложений. Таким образом, вычислительные затраты на выполнение стандартного N -точечного комплексного БПФ по основанию 2 равны $2N \log_2 N$ действительных умножений и $3N \log_2 N$ сложений. Алгоритмы БПФ действительной последовательности, рассмотренные в работах [2, 3], требуют выполнения $N \log_2(N/2) + 4N$ действительных умножений и $3/2 N \log_2(N/2) + 4N$ действительных сложений.

Оценим вычислительные затраты предлагаемого алгоритма быстрого вычисления ДПФ действительных последовательностей.

Число слоев направленного графа предлагаемого алгоритма по основанию 2 равно r , при длительности последовательности $N = 2^r$.

Сумма действительных сложений и вычитаний, осуществляемых на всех слоях графа, представляет собой геометрическую прогрессию со знаменателем 2:

$$S_{сл.дейст.} = \sum_{k=1}^{r+1} 2^{k-1} = 2^{r+1} - 1. \quad (13)$$

Например, для графа, приведенного на рис. 1,

$$S_{сл.дейст.} = 31.$$

Найдем число умножений и сложений, необходимых для реализации алгоритмов БПФ-П. Отметим, что реализация комплексных алгоритмов БПФ-П так же, как и комплексных алгоритмов БПФ требует $2N \log_2 N$ действительных умножений и $3N \log_2 N$ сложений.

Нетрудно установить, что число требуемых операций при выполнении комплексных БПФ-П определяется соотношениями:

$$S_{сл.,БПФ-П} = \sum_{k=1}^{r-2} 3k2^k; \quad (14)$$

$$S_{ум.,БПФ-П} = \sum_{k=1}^{r-2} 2k2^k.$$

Следовательно, общее число сложений, которые необходимо выполнить при реализации предлагаемого алгоритма задается соотношением:

$$S_{сл.} = S_{сл.,дейст.} + S_{сл.,БПФ-П} = 2^{k+1} - 1 + \sum_{k=1}^{r-2} 3k2^k \quad (15)$$

В качестве критерия эффективности, аналогично работе [7], выберем относительную экономию вычислений при применении сравниваемых алгоритмов

$$\gamma = \frac{\text{число операций в алгоритме А} - \text{число операций в алгоритме В}}{\text{число операций в алгоритме А}} \quad (16)$$

Сделаем одно замечание. Под числом операций в формуле (16) в зависимости от применяемых для реализации алгоритма аппаратных решений, могут пониматься как только выполняемые умножения, так и сумма выполняемых умножений и сложений. Последний случай имеет место в случае применения высокоскоростных специализированных умножителей, которые позволяют операцию умножения выполнять практически за то же время, что и сложения.

На рис. 3 и 4 показана относительная экономия вычислений в предлагаемом алгоритме по сравнению с комплексным БПФ и алгоритмом БПФ действительных последовательностей предложенном в работах [2, 3].

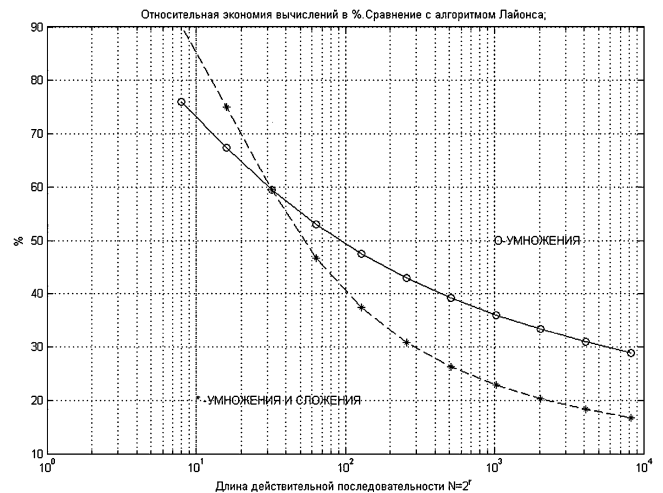


Рис. 3. Относительная экономия вычислений в %. Сравнение с алгоритмом Лайонса

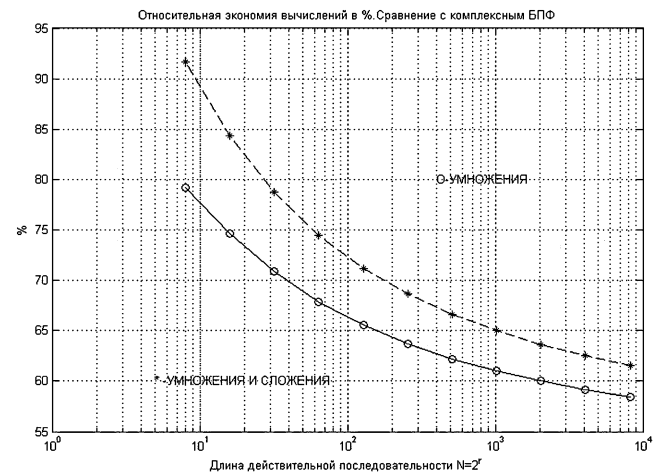


Рис. 4. Относительная экономия вычислений в %. Сравнение с комплексным БПФ

Заключение

Разработка эффективного метода и алгоритма быстрого вычисления ДПФ действительных последовательностей (эффективного именно за счет метода, а не аппаратных решений) стала возможной благодаря тому, что автором была разработана теория параметрического дискретного преобразования Фурье, включая быстрые алгоритмы его вычисления для действительных и комплексных последовательностей.

Литература

1. Рабинер Л., Голд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. М.:Мир, 1978
2. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов: Второе издание. Пер. с англ.-М.: ООО «Бином-Пресс», 2007 г. – 656 с.
3. Богнер Р., Константинович А. Введение в цифровую фильтрацию: Пер. с англ. – М.:Мир, 1976г.-216с.
4. Пономарев В.А. Стохастические свойства параметрического дискретного преобразования Фурье // Радиоэлектроника и электроника// АН СССР.-1983-Т.28.- № 8.- С.1590-1595.
5. Пономарев В.А., Пономарева О.В. Модификация дискретного преобразования Фурье для решения задач интерполяции и свертки функций // Радиоэлектроника и электроника. АН СССР.-1984.-Т.29.-№8.-С. 1561-1570.
6. Пономарева О.В. Развитие теории спектрального анализа дискретных сигналов на конечных интервалах в базе параметрических дискретных экспоненциальных

функций. М.: Цифровая обработка сигналов. – 2010г. – № 2.- С.7-12.

7. Пономарева О.В. Быстрое параметрическое дискретное преобразование Фурье действительных последовательностей. М.: Цифровая обработка сигналов. – 2012 г. – № 2.- С.7-12.

METHOD FOR FAST EVALUATION DISCRETE FOURIER TRANSFORM REAL SEQUENCE

Ponomareva O. V., Ponomarev A. V., Ponomareva N. V.

The paper presents a method and algorithm for fast computation of the discrete Fourier transform (DFT), based on the properties of parametric discrete Fourier transform (DFT-D). A comparison of the proposed fast Fourier transform algorithm with existing algorithms. The efficiency of the proposed approach.

Научное направление: Обработка и передача информации в системах телекоммуникаций

Секция 3: Обработка сигналов в системах телекоммуникаций

Работа секции проводилась по трем основным направлениям, сохраняющим актуальность с точки зрения дальнейшего внедрения современных информационных технологий реального времени в системах телекоммуникаций: обработка и передача речевых и звуковых сигналов, эхо-компенсация, эквалайзинг и борьба с замираниями, проблема межсимвольной интерференции (МСИ), реализация систем связи с применением ЦОС, том числе вопросы обработки сигналов при решении задач синхронизации и маршрутизации.



На секции, в частности, обсуждались следующие актуальные научные проблемы:

- кодирование речевого сигнала;
- защита речевых данных;
- нелинейные математические модели речеобразования и слуха;
- подавление шума в речевых сигналах;
- нейросетевые алгоритмы распознавания слов;
- универсальный эквалайзер для системы Wi-Fi;
- эквалайзер для системы цифрового радиовещания;
- повышение спектральной эффективности систем OFDM в сетях LTE;
- метод активного расширения созвездия в задаче уменьшения ПИК-фактора OFDM-символов;

- повышение эффективности комбинированных оптических OFDM линий телекоммуникаций;
- тактовая синхронизация по OFDM сигналам с фазовой модуляцией;
- исследование эффективности MIMO-технологий в системе ДКМВ радиосвязи;
- сферическое декодирование сигналов в MIMO-системах;
- оценка фазового сдвига КАМ-созвездий;
- определение местоположения мобильного абонента.

По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Уменьшение избыточности представления речевого сигнала при его кодировании на основе метода линейного предсказания. Автор – Афанасьев А.А., аспирант Академии ФСО РФ.
2. Универсальный эквалайзер для системы Wi-Fi IEEE 802.11n. Автор – Кислицын А.Б., аспирант Санкт-Петербургского государственного политехнического университета.
3. Сферическое декодирование сигналов в MIMO-системах: стандартный и модифицированный алгоритмы. Автор – Маркина К.И., студентка Рязанского государственного радиотехнического университета.

ОПТИМИЗАЦИЯ ОКОННОГО ФУРЬЕ И НЕПРЕРЫВНОГО ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ДЛЯ СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА МУЗЫКАЛЬНЫХ СИГНАЛОВ

Алиев Р.М., аспирант Белорусского государственного университета, e-mail: RomanAliyev@gmail.com

Ключевые слова: распознавание музыки, спектральный анализ, оконное преобразование Фурье, непрерывное вейвлет-преобразование.

Введение

За последние тридцать лет, благодаря развитию компьютерных технологий и цифровой обработки сигнала в решении задач распознавания музыки, было достигнуто множество значимых результатов и предложено множество алгоритмов [1, 2], позволяющих более качественно выделять спектральные характеристики музыкального звука. В частности, один из них – алгоритм непрерывного вейвлет-преобразования получил широкий интерес в распознавании музыки после публикации работы Ж. Морле о приложении вейвлетов к анализу звуковых паттернов [3] и позиционируется сейчас как хорошая альтернатива Фурье преобразованию. Он является аналогом многомасштабного преобразования [4], т.е. позволяет выделять низкие и высокие частоты сигнала в разных масштабах времени. Потому, безусловно, в отличие от Фурье преобразования, вейвлет-анализ предоставляет возможности для получения спектра звука с лучшей частотно-временной точностью.

Более наглядно последнее заключение проиллюстрировано в [5, 6] в контексте принципа неопределенности Гейзенберга, согласно которому можно сказать, что чем сильнее Фурье или вейвлет-базис локализован во времени, тем шире его спектр и наоборот. Поэтому результат любого спектрального преобразования имеет ограниченное частотно-временное разрешение, и спектральные свойства современной музыки не укладываются в эти ограничения. Например, для разделения в спектре двух частот 27.5 Гц и 29.1 Гц, соответствующих двум наименьшим по высоте нотам фортепиано A0 и A#0, потребуется Фурье преобразование с размером окна 0.6 секунд. При применении в этом случае комплексного вейвлета Морле [5, 6] с областью определения, равной 8-ми анализируемым частотам, будут соответствовать масштабы вейвлета с временными длительностями 0.29 и 0.27 секунд и частотными интервалами 3.4 Гц и 3.7 Гц. Таким образом, элементы базиса Фурье, отличающиеся слабой локализацией, приводят к нежелательному размыванию временного спектра, а компактность носителя вейвлет-базиса является причиной недостаточного частотного разрешения для выделения фундаментальных частот музыкального строя. Отсюда можно сделать вывод, что оптимальной спектральной картины можно

Предлагается метод улучшения частотно-временного разрешения при спектральном анализе музыкальных сигналов. Этот метод позволяет найти оптимальные параметры спектральных преобразований и состоит из трех этапов – спектральное моделирование музыкальных звуков, синтез музыкальных спектров и сравнение вычисленного спектра с синтезированным спектром. В ходе экспериментов с базой данных классической музыки были исследованы оптимальный размер окна в оконном преобразовании Фурье и оптимальная компактность материнского вейвлета в непрерывном вейвлет-преобразовании.

достичь только подстройкой размера окна в Фурье преобразовании или степени компактности вейвлет-базиса в вейвлет-преобразовании под спектральные свойства музыки.

Поэтому в данной работе была поставлена цель, разработать методологию для поиска компромиссного частотно-временного разрешения в алгоритмах спектрального анализа музыки. Для достижения этой цели и для синтеза эталонных музыкальных спектров будет использован подход на основе спектрального моделирования звука, который является достаточно эффективным методом для моделирования и синтеза музыки [7]. В качестве эксперимента, согласно разработанной методологии, проведено исследование оптимального размера окна в оконном преобразовании Фурье и оптимальной компактности материнского вейвлета в вейвлет-преобразовании для базы данных с классической музыкой.

Предлагаемый метод

Предлагаемый метод включает в себя три этапа (рис. 1). Первый – спектральное моделирование музыкальных звуков, главная задача которого – представить необходимые нотные звуки музыкальных инструментов в виде спектральных характеристик, которые затем используются на втором этапе для синтеза музыкального звука и спектра, согласно заданному музыкальному тексту. Далее, на последнем этапе, производится поиск оптимальных параметров для исследуемого алгоритма спектрального анализа музыки путем минимизации расстояния между огибающими функциями синтезированного спектра и огибающими функциями спектра, полученного в результате спектрального анализа.

Здесь в первую очередь стоит отметить, что в базе данных музыкальных звуков должны содержаться все записи нот музыкальных инструментов, описанные в музыкальных текстах. Кроме этого для возможности син-

теза и сравнения спектров необходимо, чтобы на каждом из трех этапов метода использовалась одна и та же частотная шкала.

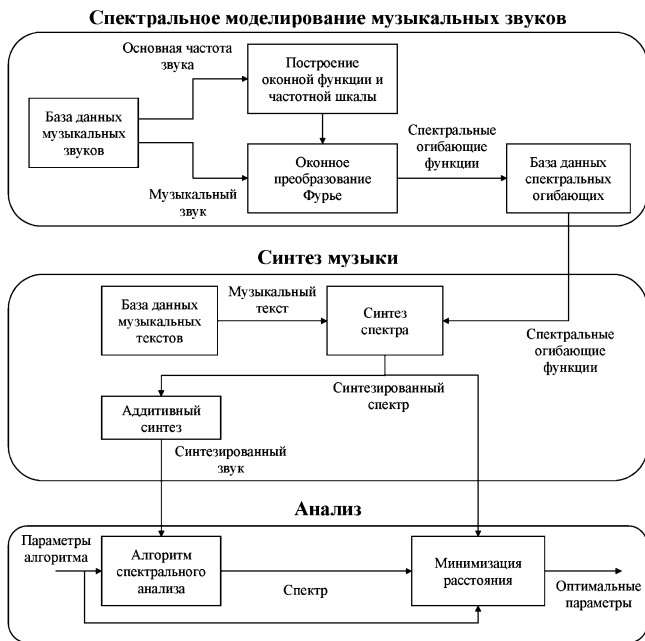


Рис. 1. Общая схема метода для поиска компромиссного частотно-временного разрешения в алгоритмах спектрального анализа музыки

Для моделирования принципов звукообразования простейших музыкальных звуков был использован метод спектрального моделирования музыки, суть которого заключается в извлечении из естественных звуков характерных для музыки спектральных огибающих функций с помощью оконного преобразования Фурье:

$$F(\tau, f) = \int_{\tau-T/2}^{\tau+T/2} s(t)w\left(\frac{t-\tau}{T}\right)e^{-2i\pi f(t-\tau)} dt, \quad (1)$$

где $F(\tau, f)$ – функция спектральной огибающей; τ и f – момент времени и частота преобразования соответственно; $s(t)$ – анализируемый сигнал; $w(t)$ – оконная функция; T – ширина оконной функции.

Оконная функция и множество частот преобразования строятся, исходя из значения основной частоты анализируемого звука. Согласно музыкальному равномерно темперированному строю возможные значения основной частоты удовлетворяют следующей формуле:

$$f'(n) = 440 \cdot 2^{(n-57)/12}, \quad (2)$$

где $n \geq 0$ – порядковый номер ноты в музыкальном строе.

Значения гармонических частот музыкального звука основываются на целочисленных соотношениях с основной частотой и могут быть вычислены как:

$$f''(k) = kf_0, \quad (3)$$

где $k \geq 1$ – порядковый номер гармоники; f_0 – основная частота звука.

Однако только первые двадцать гармоник в спектре

звука являются наиболее значительными [8]. Отсюда можно заметить, что разница между любой из первых двадцати гармонических частот и ближайшей к ней частоте из музыкального строя не существенна. Если этим пренебречь, тогда, используя только частоты музыкального строя, допустимо анализировать и музыкальную тональность, и гармоники звука. Таким образом, частоты преобразования (и частотная шкала всего метода) могут быть заданы следующим образом:

$$\begin{cases} f(f_0, k) = 440 \cdot 2^{(n-57)/12}; \\ n = \arg \min_{n'} |kf_0 - 440 \cdot 2^{(n'-57)/12}|; \\ 1 \leq k \leq 20. \end{cases} \quad (4)$$

В качестве оконной функции была выбрана оконная функция Таки:

$$w(x) = \begin{cases} \sin^2(2\pi x), & 1/4 < |x| \leq 1/2; \\ 1, & |x| \leq 1/4. \end{cases} \quad (5)$$

Благодаря плоской вершине, она слабо локализует сигнал во временной шкале, что позволяет получить высокую четкость спектра в частотной шкале. Кроме этого, в отличие от остальных оконных функций высокого разрешения (например, прямоугольного окна), окно Таки имеет незначительное влияние боковых лепестков для извлечения гармонических частот музыкальных звуков.

Для вычисления оптимальной ширины оконной функции оконное преобразование Фурье следует рассмотреть в качестве полосопропускающего фильтра. Тогда ширина окна Таки задается следующим образом:

$$T = \frac{1}{0,75 \cdot \Delta f_{0,5}}, \quad (6)$$

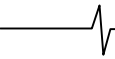
где $\Delta f_{0,5}$ – ширина частотной полосы по амплитуде, равной 0,5.

Так как расстояние между гармоническими частотами в спектре музыкального звука равно основной частоте, поэтому для достижения максимально возможной временной четкости спектральных огибающих функций и для минимизации возможных отклонений гармонических частот спектра от ожидаемых частот можно принять $\Delta f_{0,5} = f_0$.

На этапе синтеза осуществляется синтез спектра и звука музыкальных композиций. Ключевыми источниками информации для осуществления этого процесса является база данных музыкальных текстов, содержащая музыкально-лингвистические свойства музыкальных композиций, и база данных спектральных огибающих, отражающая спектральные свойства каждой ноты музыкального текста. Аналитически синтез спектра может быть представлен следующим образом:

$$Spec(t, f) = \sum_{n \in N_t} (F_n(t - \tau_n, f) \cdot E_n(t - \tau_n)), \quad (7)$$

где $Spec(t, f)$ – функция синтезированного спектра; N_t – множество нот, проигрываемое в момент времени



t ; F_n – огибающая спектра для ноты n ; τ_n – момент времени в спектре, когда нота n начинает воспроизводиться; $E_n(t)$ – огибающая функция, задающая громкость воспроизведения и затухание ноты n :

$$E_n(t) = \begin{cases} a, & 0 \leq t \leq d; \\ a - (t - d) / d', & d < t \leq d + d', \end{cases} \quad (8)$$

где $0 \leq a \leq 1$ – громкость воспроизведения; d и d' – длительности воспроизведения и затухания ноты.

Далее с помощью аддитивного синтеза воссоздается звуковой сигнал музыкального произведения:

$$S(t) = \sum_f (Spec(t, f) \cdot \sin(2\pi ft)). \quad (9)$$

В процессе анализа производится минимизация расстояния между синтезированным спектром и спектром, извлеченным из синтезированного звука согласно следующей формуле:

$$p = \arg \min_{p'} D(Spec, T(S, p')), \quad (10)$$

где p – оптимальное значение исследуемого параметра преобразования; D – функция расстояния; T – преобразование, которое лежит в основе исследуемого алгоритма спектрального анализа; $Spec$ и S – синтезированный спектр и сигнал музыкальной композиции соответственно.

В качестве функции расстояния D предлагается использовать манхэттенскую метрику. Она не содержит возведений в степень, что снижает влияние больших разностей на точность вычислений с плавающей запятой:

$$D(Spec', Spec'') = \sum_{t,f} |Spec'(t, f) - Spec''(t, f)|. \quad (11)$$

Эксперимент

В ходе эксперимента на основе выше описанной методологии были исследованы параметры двух преобразований. Первый из них – размер окна в оконном преобразовании Фурье (1) с окном Гаусса:

$$w(x) = e^{-x^2/0,045}. \quad (12)$$

И второй – компактность вейвлета в непрерывном вейвлет преобразовании на основе комплексного вейвлета Морле:

$$\psi(x) = e^{-(xl_0/l)^2/2} * e^{-i2\pi x}, \quad (13)$$

где $l_0 = 10$ – ширина области определения вейвлета; l – компактность вейвлета (ширина временной локализации).

В качестве базы данных музыкальных текстов было использовано 610 30-секундных MID отрывков классической музыки. Также были промоделированы необходи-

мые для синтеза звуки акустических музыкальных инструментов (табл. 1). Все звуковые записи эксперимента хранились в формате WAV IEEE Float с частотой дискретизации 44100 Гц без сжатия.

Таблица 1. Список промоделированных акустических музыкальных звуков

Инструмент	Звуки
Саксофон	D#3-F6
Банджо	C4-E7
Фагот	A#1-F5
Виолончель	C2-C6
Кларнет	D3-H6
Контрабас	C1-G4
Флейта	C4-D7
Гитара	E2-D5
Гобой	H3-G#6
Орган	C1-C6
Рояль	A0-C8
Тромбон	E2-E5
Труба	F3-D6
Туба	F1-F4
Альт	C3-C7
Скрипка	G3-G7

Затем, используя каждое из двух исследуемых преобразований, из каждой синтезированной мелодии при заданном параметре преобразования извлекался спектр с временным шагом 10 мс в частотной шкале, согласно формуле (4). Таким образом, каждому музыкальному отрывку соответствовало оптимальное значение параметра преобразования. В результате для оконного преобразования Фурье было вычислено распределение оптимального размера окна в диапазоне от 50 мс до 1000 мс с шагом 50 мс, а для вейвлет преобразования – распределение оптимальной компактности вейвлета в диапазоне от 10 до 150 с шагом 5 (рис. 2).

На рис. 2 заметна ярко выраженная концентрация значений размера окна вблизи значения 300 мс и значений компактности вейвлета вблизи значения 95. Следовательно, можно предположить, что при этих значениях в большинстве случаев исследуемые алгоритмы будут разделять фундаментальные частоты классической музыки с оптимальной частотно-временной точностью.

Заключение

Предложенный метод позволяет достигать оптимальной частотно-временной точности в алгоритмах спектрального анализа музыки. Этому способствует подход на основе спектрального моделирования музыкальных звуков. Результаты проведенного эксперимента с классической музыкой соответствуют гипотезе исследования об оптимальных значениях параметров преобразований. Следовательно, целесообразно дальнейшее развитие предложенного метода, путем моделирования музыки других жанров, а также путем исследования других типов преобразований.

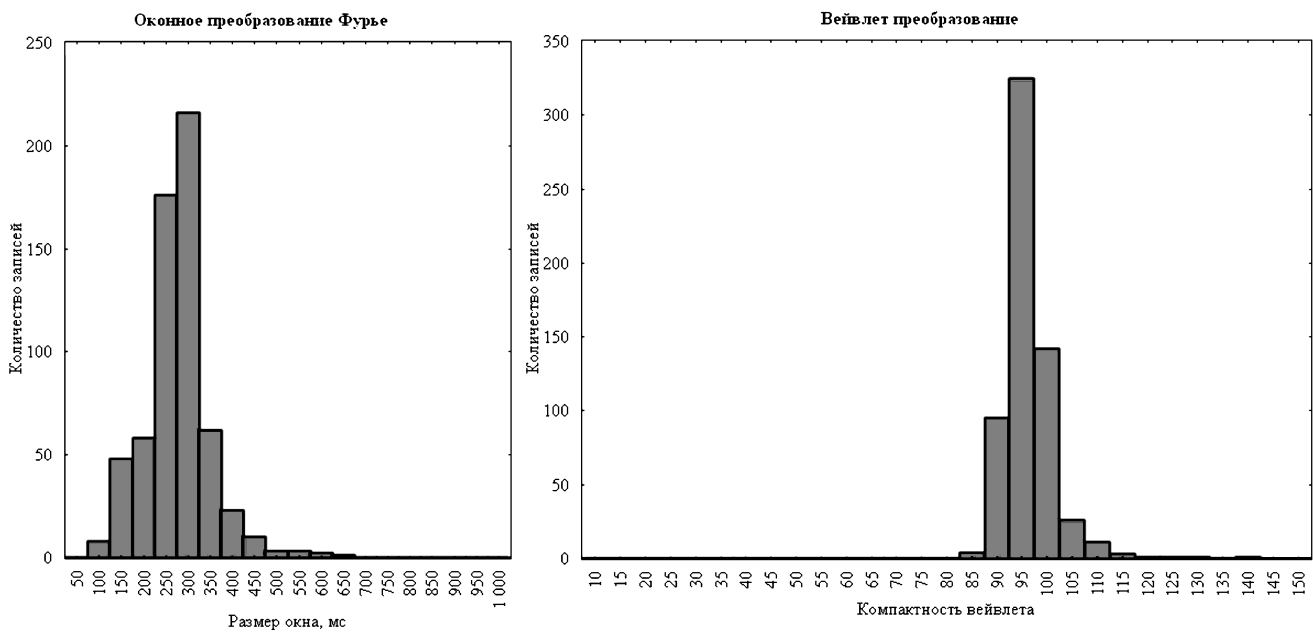


Рис. 2. Распределение значений оптимальных параметров преобразований

Благодарности

Автор выражает особую благодарность музыкальной школе Аризонского университета, а так же организаторам проектов «Sound Exchange», «Composition Today» и «Midworld» за безвозмездно предоставленные музыкальные тексты и звуковые записи акустических инструментов. Автор благодарит своего научного руководителя Хейдорова И.Э. за консультацию в проведении эксперимента.

Литература

1. E. Gómez, A. Klapuri, and B. Meudic. Melody description and extraction in the context of music content processing // *Journal of New Music Research*. – 2003. – V. 32(1). – P. 23-40.
2. G. Peeters. A large set of audio features for sound description (similarity and classification) in the CUIDADO project // *Technical report, CUIDADO IST Project*. – 2004.
3. R. Kronald-Martinet, J. Morlet, A. Grossman. Analysis of sound patterns through wavelet transform // *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. – 1987. – V. 1. – № 2. – P. 273–302.
4. Brown J. C. Calculation of a constant q spectral transform // *Journal of the Acoustical Society of America*. – 1991. – V. 89. – № 1. – P. 425–434.

5. Stéphane G. Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing* // Academic Press. – 2009. – P. 23–34.

6. Paul S. Addison. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook* // Taylor & Francis Group. – 2002. – P. 35–51.

7. Bonada, J., Serra X., Amatriain X., Loscos A. *Spectral Processing* // Book Chapter in *DAFX Digital Audio Effects*. – 2011. – P. 393–446.

8. И. Алдошина, Р. Приттс. *Музыкальная акустика* // Учебник. СПб.: Композитор. – 2006.

OPTIMIZATION OF SHORT-TIME FOURIER AND CONTINUOUS WAVELET TRANSFORMS FOR SPECTRAL ANALYSIS OF MUSICAL SIGNALS

Aliyev R.M.

The method to improve time-frequency accuracy during spectral analysis of musical signals is offered. The method optimizes the parameters of spectral transforms and includes three stages – spectral modeling of sound samples, synthesis of music spectrums, and comparison of the synthesized and computed spectrums. Experiments with classical music databases presented the optimum window size in short-time Fourier transform and the optimum wavelet compactness in continuous wavelet transform are explored.

АНАЛИЗ ЭНЦЕФАЛОГРАММ НА ОСНОВЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ЦЕПОЧЕК ЛОКАЛЬНЫХ МАКСИМУМОВ СКЕЙЛОГРАММ

Туровский Я.А., кандидат медицинских наук, доцент кафедры цифровых технологий, руководитель лаборатории информационных технологий в медицине факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: yaroslav_turovsk@mail.ru

Кургалин С.Д., доктор физико-математических наук, заведующий кафедрой цифровых технологий факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: kurgalin@bk.ru

Семёнов А.Г., студент факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: smallcsf@gmail.com

Ключевые слова: вейвлет-анализ, био-медицинская информация, электроэнцефалограмма.

Введение

В настоящее время значительный интерес представляет разработка методов анализа электроэнцефалограмм (ЭЭГ), позволяющих получать новую физиологически и клинически значимую информацию об особенностях электрогенеза головного мозга. Несмотря на широкое применение вейвлет-преобразования при исследовании биомедицинских сигналов, пока ещё недостаточно используется весь объем важной информации, заключенной в матрице коэффициентов вейвлет-преобразования.

Целью настоящей работы является создание метода, обеспечивающего анализ структур цепочек локальных максимумов (ЦЛМ), получаемых на основе матрицы квадратов коэффициентов вейвлет-преобразования сигналов ЭЭГ, как маркеров состояний головного мозга, возникающих при решении различных задач. Он также может быть использован при разработке систем биологической обратной связи или нейрокомпьютерных интерфейсов.

Метод анализа структур цепочек локальных максимумов скейлограмм

Для проведения исследования сигналов ЭЭГ используется непрерывное вейвлет-преобразование [1]:

$$W(a, b) = 1/\sqrt{a} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (1)$$

где $f(t)$ – анализируемые данные, зависящие от времени t ; Ψ – вейвлет; a и b – параметры масштаба и времени для вейвлет-преобразования; $a, b \in R$; $a > 0$.

Используя матрицу вейвлет-коэффициентов $W(a, b)$, можно построить «энергетические» диаграммы – скейлограммы $V(a_i)$ сигналов как среднее значение квадратов этих коэффициентов при фиксированном параметре масштаба a_i [2]:

$$V(a_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N W^2(a_i, b_k), \quad (2)$$

Показана принципиальная возможность извлечения из электроэнцефалограмм (ЭЭГ) важной для исследователя информации на основе анализа структуры цепочек локальных максимумов на скейлограммах, получаемых при использовании непрерывного вейвлет-преобразования. Продемонстрирована высокая информативность предложенного метода при изучении состояний головного мозга, отображаемых на ЭЭГ.

где N – число усредняемых вейвлет-коэффициентов $W(a_i, b_k)$.

Важную информацию о процессах, происходящих в исследуемых органах и системах, в том числе и в головном мозге, несет в себе частотно-временная структура локальных максимумов и минимумов матрицы вейвлет-коэффициентов $W(a, b)$ или скейлограмм [3].

Используя правило $k/\Delta b \rightarrow l$ (разности порядкового номера локального спектра (b_e), в состав которого входит последний максимум строящейся цепочки локальных максимумов (ЦЛМ), и порядкового номера первого спектра (b_s) к числу k , входящих в неё точек), смысл которого в максимизации длины непрерывных ЦЛМ, можно получить выражение для логической функции $f(a, b)$ принятия решения о включении (или не включении) локального экстремума с координатами (a_i, b_j) в конкретную ЦЛМ

$$f(a_i, b_j) = \begin{cases} 1, & (a_i \in [(a_{i-1} - (va_s + u)), (a_{i-1} + (va_s + u))] \wedge \\ & (b_j \in (b_{j-1}), (b_{j-1} + (va_s + u))]); \\ 0, & (a_i \in [(a_{i-1} - (va_s + u)), (a_{i-1} + (va_s + u))] \vee \\ & (b_j \in (b_{j-1}), (b_{j-1} + (va_s + u))]); \end{cases} \quad (3)$$

где a_{i-1} – масштаб локального максимума концевой точки ЦЛМ, ближайшей по величине масштаба к предполагаемому для включения в ЦЛМ локальному максимуму; b_{j-1} – время (или номер отсчёта, номер скейлограммы) концевой точки ЦЛМ, ближайшей по времени (номеру отсчёта, номеру скейлограммы) к аналогичному значению предполагаемого для включения в ЦЛМ локального максимума; a_s – значение масштаба первой точки формирующейся ЦЛМ. Константы u и v получены при использовании правила максимизации отношения $k/\Delta b \rightarrow l$ и при наибольших для данного диапазона масштабов зна-

чений k . Так, например, для вейвлетов Морле и WAVE $u=3$ и $v=0.05$.

Полученное таким способом множество ЦЛМ может быть подвергнуто дальнейшему изучению с целью выявления в них значимых элементов. Целесообразно использовать для этого следующие характеристики ЦЛМ: масштаб вейвлет-преобразования a (или соответствующую частоту), при котором появилась (a_s) или прервалась (a_f) данная ЦЛМ; время появления t_s и прекращения t_f ЦЛМ; длительность ЦЛМ $\Delta t = t_f - t_s$; «дрейф» масштаба $\Delta a = a_s - a_f$; количество k локальных максимумов в ЦЛМ; отношение $k/\Delta b$, отражающее «плотность» локальных максимумов в ЦЛМ. Указанные выше значения, как и сами ЦЛМ (в виде их координат в пространстве с осями t и a), в дальнейшем можно применять для статистической обработки исследуемых данных, при разработке или изучении систем биологической обратной связи или нейро-компьютерных интерфейсов.

Реализация метода и обсуждение результатов

Для достижения поставленной в статье цели были использованы ЭЭГ, зарегистрированные у 36 здоровых испытуемых. В качестве функциональных проб проводилась фотостимуляция световыми сигналами различной частоты и интенсивности. Для 19 испытуемых были получены данные при их работе с нейрокомпьютерными интерфейсами, реализованными по технологии SSVEP (Steady-State Visual Evoked Potentials), основанной на выделении вызванных зрительных потенциалов головного мозга, частота которых соответствует частоте проводимой фотостимуляции.

Рассмотрим изменение положения локальных максимумов вейвлетной плотности мощности $W^2(a,b)$, отмечаемое в процессе анализа регистрируемого сигнала ЭЭГ.

Как видно из рис. 1, где показано расположение ЦЛМ для матрицы $W^2(a,b)$ вейвлет-коэффициентов данных ЭЭГ, полученных после решения испытуемым логической задачи при демонстрации ему «черного» экрана монитора в соответствии со штатной процедурой, используемой при психофизиологических исследованиях [5], в общем случае получено, что $a_s \neq a_f$, и, следовательно, имеет место дрейф локальных максимумов в частотном пространстве. Используя нейрофизиологические парадигмы [4, 5], можно на их основе связать дрейф локальных максимумов с увеличением или уменьшением активности в частотном пространстве пулов нейронов, определяющих картину ЭЭГ.

В ходе анализа полученных данных обнаружено, что распределение масштабов «частот» появления ЦЛМ в условиях, когда не требуется высокого уровня мозговой активности, сохраняется в виде индивидуальных распределений для каждого испытуемого (рис. 1-3).

При этом гистограмма распределения числа ЦЛМ по частотам (но не по масштабам) имеет полимодальный вид и содержит пики в диапазонах α -, β -, и γ - ритмов. Таким образом, установлено, что число ЦЛМ не увеличивается пропорционально уменьшению частоты. В

тоже время, возрастает значение Δt (продолжительности ЦЛМ), что, вероятно, демонстрирует увеличение длительности активности пула нейронов, связанных с данной цепочкой (рис. 4).

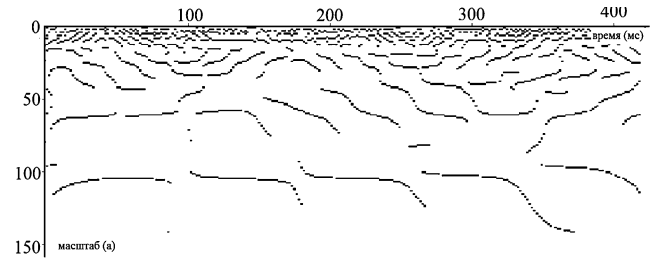


Рис. 1. Картина расположения ЦЛМ для матрицы $W^2(a,b)$, получаемой из данных ЭЭГ при решении испытуемым логической задачи. Было использовано отведение Oz, частота дискретизации сигнала – 0.5 кГц, период построения скейлограммы – 2 мс

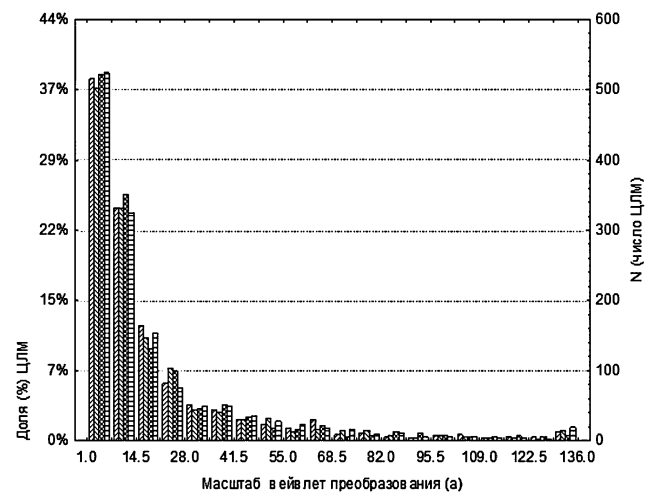


Рис.2. Распределение величин масштабов вейвлет-преобразования a_s (здесь приведены доли ЦЛМ в % по отношению к их общему числу за время эксперимента и N – число ЦЛМ) для четырёх одинаковых состояний одного испытуемого в эксперименте, когда происходит инверсия белого и черного квадратов на экране монитора. Видно отсутствие значимых различий между разными реализациями одного и того же состояния ($p >> 0.05$)

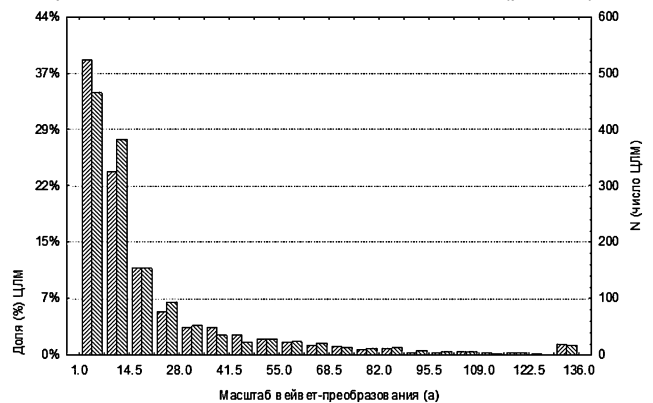


Рис.3. Распределение величин a_s для двух одинаковых состояний двух испытуемых (при изменении цвета экрана монитора с белого на чёрный). График указывает на отсутствие значимых различий между одним состоянием ЭЭГ двух пользователей, в данном распределении ($p > 0.05$ для теста Колмогорова-Смирнова)

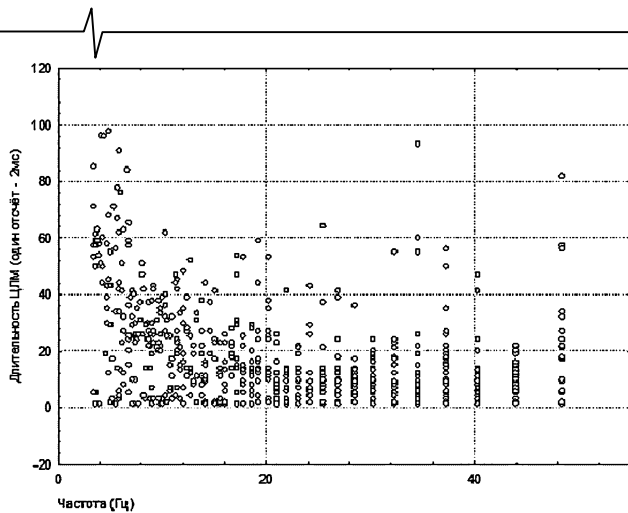


Рис.4. Зависимость длительности ЦЛМ от частоты локализации первого локального максимума цепочки.

Видно, что с ростом частоты, на которой появляется ЦЛМ, её длина уменьшается

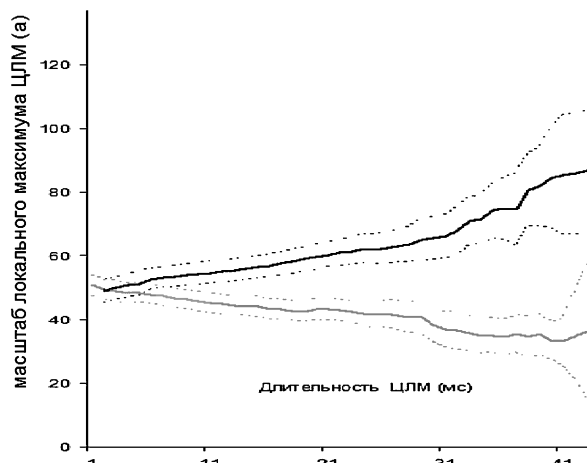


Рис.5. Изменение в частотном пространстве координат локальных максимумов, усреднённых по испытуемому (усреднение проводится по времени; отведение Oz; испытуемый находится в состоянии покоя с закрытыми глазами). Сплошная черная линия – средние значения масштаба локальных максимумов для одного типа динамики ЦЛМ, сплошная серая линия – для другого. Пунктирными линиями соответствующего цвета отмечен 95% доверительный интервал для усреднения

Важно отметить, что данная зависимость, являясь статистически значимой ($p < 0.001$ расчеты проводились для всей группы испытуемых), сохраняется в диапазоне частот от 3 до 50 Гц (при индивидуальных верхних и нижних границах такого диапазона для каждого испытуемого). В то же время, при частоте свыше 50 Гц данная зависимость не наблюдается, что, возможно, связано с низкой разрешающей способностью используемых вейвлетов при данной частоте дискретизации в конкретном диапазоне. Как следствие, те ЦЛМ, которые при лучшем разрешении по частоте были бы разделены, теперь сливаются в одну цепочку, и, в итоге, установленная зависимость нарушается. Наряду с этим, относительно высокое разрешение по частоте можно использовать только при компьютерном offline-исследовании, поскольку при применении вейвлетов Морле,

обладающих одной из самых высоких разрешающих способностей среди популярных вейвлетов в медико-биологических исследованиях, невозможно проводить оперативный вейвлет-анализ сигналов ЭЭГ с задержкой менее 2-3 с., что, например, является проблемой при использовании таких вейвлетов в технологиях нейрокомпьютерного интерфейса или биологической обратной связи.

Следует отметить, что независимо от состояния испытуемого, ЦЛМ имеют преимущественно индивидуально однонаправленный дрейф в частотном пространстве либо в сторону уменьшения, либо в сторону увеличения частот. Иными словами, частота локальных максимумов, формирующих цепочки, или последовательно друг за другом непрерывно нарастала, или таким же образом уменьшалась. Доля ЦЛМ, для которых изменяется направление дрейфа (когда сначала происходит увеличение частоты, а затем её спад или же наоборот), не превышает 18.5% для всех испытуемых, их состояний или каналов регистрации ЭЭГ. Даже в состоянии покоя в каждом из «классических» диапазонов ЭЭГ (δ -ритм: 0.5-3 Гц; θ -ритм: 4-7 Гц; α -ритм: 8-13 Гц; β -ритм: 15-40 Гц; γ -колебания: > 40 Гц) присутствуют ЦЛМ, дрейфующие как в сторону увеличения частот, так и их уменьшения (рис.5). Естественно, что ЦЛМ не разделяются по частотам в соответствии с «классическими» диапазонами ЭЭГ: начавшись в одном из диапазонов, ЦЛМ может прерваться в другом диапазоне. В ряде случаев цепочка после перехода в соседний диапазон может в дальнейшем вернуться в исходный.

Анализ динамики ЦЛМ показал, что в случае решения испытуемым логических или образных задач, при работе с системами биологической обратной связи или с нейрокомпьютерными интерфейсами, изменения ЦЛМ в частотном диапазоне носят стабильный характер, что отражается в меньшем изменении частотной локализации максимумов скейлограмм. Таким образом, изменение мозговой активности при различных функциональных состояниях испытуемого приводит к изменению (увеличению или уменьшению) частотных характеристик участков ЦЛМ. Можно сделать вывод, что основная часть динамики поведения ЦЛМ имеет индивидуально-специфический характер, то есть она определяется не столько типом задач, решаемых испытуемым, сколько исходной динамикой ЦЛМ в спокойном его состоянии.

Заключение

В настоящей работе предложен метод исследования динамики поведения ЦЛМ на скейлограммах, полученных при непрерывном вейвлет-преобразовании сигнала ЭЭГ. Отмечено, что структура ЦЛМ обладает достаточной устойчивостью в частотном пространстве и воспроизводимостью динамики дрейфа для любого состояния конкретного пользователя. Продемонстрировано изменение числа ЦЛМ и их длительности при изменении частот ЭЭГ, для которых формируется цепочка. Это доказывает, что длина ЦЛМ зависит от значений частот, в диапазоне которых она находится. Показаны особенности динамики поведения ЦЛМ для различных состояний испытуемых.

Литература

1. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166, № 11. – С. 1145-1170.
2. Scargle J.D. Wavelet and Other Multi-resolution Methods for Time Series Analysis // Statistical Challenges in Modern Astronomy II / Ed. G.J.Babu and E.D.Feigelson. – N.Y.: Springer-Verlag, 1997 – P. 333-347.
3. Кургалин С.Д., Туровский Я.А., Максимов А.В., Насер Н. Вейвлет-анализ энцефалограмм // Информационные технологии в проектировании и производстве. – 2010. – №1. – С. 89-94.
4. Сороко С.И., Трубачев В.В. Нейрофизиологические и психофизиологические основы адаптивного биоуправления. – СПб., Политехника-сервис, 2010. – 607 с.

5. Основы психофизиологии: Учебник / Отв. ред. Ю.И. Александров. – М.: ИНФРА-М, 1997. – 349 с.

THE ELECTROENCEPHALOGRAMS ANALYSIS ON LOCALS MAXIMUMS SCALEGRAMMS CHAINS INVESTIGATION BASE

Turovsky Ya.A., Kurgalin S.D., Semenov A.G.

It is shown that a new type of informative observables can be extracted from electroencephalograms on the basis of the analysis of structure of sequences of local maxima found in real time wavelet transformation on scalograms. The efficiency of this method as a tool for the study of the activity of brain is demonstrated.

ИНФОРМАЦИЯ

15-я Международная научно-техническая конференция «ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЁ ПРИМЕНЕНИЕ-DSPA'2013»

Отвечая целям и задачам консолидации и поддержки отечественных ученых и специалистов, работающих в области передовых информационных технологий реального времени, расширения международных научных связей и содействия внедрению высоких наукоемких технологий XXI века, Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи имени А.С. Попова совместно с компанией «AUTEX.Ltd» при поддержке РФФИ и при участии Федерального агентства по промышленности РФ, Министерства образования и науки РФ, Российской секции IEEE Signal Processing Society, Института радиотехники и электроники РАН, Института проблем управления РАН, ЗАО «МНИТИ», МГТУ им. Н.Э. Баумана, МТУСИ, МАИ, МЭИ, РГРТУ и других ведущих российских вузов и организаций, провели 27 – 29 марта 2013 г. в ИПУ РАН 15-ю Международную научно-техническую конференцию: «Цифровая обработка сигналов и её применение- DSPA'2013». В работе конференции приняли участие свыше 500 человек из 39 городов России и стран СНГ, а также представители ряда стран дальнего зарубежья.



Работа конференции проходила по восьми секциям:

«Теория сигналов и систем» (16 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.С. Шинаков, д.т.н., профессор М.С. Немировский); «Теория и методы цифровой обработки сигналов» (19 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.А. Брюханов, д.т.н., В.И. Джиган); «Обработка сигналов в системах телекоммуникаций» (38 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.Н. Прохоров, к.т.н., профессор Санников В.Г.); «Обработка сигналов в радиотехнических системах» (35 докладов, руководители – д.т.н., профессор В.Г. Бартенев, к.т.н., профессор В.С. Сперанский); «Обработка и передача изображений» (39 докладов, руководители – д.т.н., профессор В.П. Дворкович, д.т.н., профессор А.В. Дворкович); «Обработка измерительной информации» (17 докладов, руководитель – к.т.н., профессор Ю.В. Скачко); «Проектирование и техническая реализация систем ЦОС» (16 докладов, руководители – д.т.н., профессор В.В. Витязев, к.т.н., доцент В.Б. Стешенко); «Цифровая обработка многомерных сигналов» (13 докладов, руководитель – д.т.н., профессор М.К. Чобану). На конференции было заслушано около 200 докладов, по материалам которых изданы «Труды Конференции» в 2-томах, общим объемом 706 страниц.

На пленарном заседании, в день открытия конференции, были заслушаны 7 докладов, в которых нашли отражение вопросы развития теории и методов пространственно-временной обработки сигналов, промышленного внедрения системы безопасного управления на базе ЦОС в новых поездах московского метрополитена, концептуального развития сотовой связи, теории и применения многоскоростной обработки сигналов, нейросетевых технологий, состояния и перспектив внедрения цифрового телевизионного вещания.

Во второй день работы Конференции состоялись семинары: «Digital Signal Processors» фирмы «Analog Devices, Inc.» и «Реализация эффективных алгоритмов при помощи System C и трансляции в RTL – язык на ПЛИС» компании «Макро Групп».

Хотелось бы особо отметить активное участие в нашей Конференции молодых ученых. Как и в предыдущие годы, по представленным результатам исследований, был проведен конкурс среди молодых ученых, аспирантов и специалистов на лучший доклад. Вручение дипломов лауреатам конкурса состоялось в день закрытия Конференции: 29 марта в 14-00, в Малом конференц-зале.

Информационно-издательскую поддержку работы Конференции обеспечивают научно-технические журналы: «Цифровая обработка сигналов», «Радиотехника», «Электросвязь» и другие издательства, принимающие непосредственное участие в работе Конференции. В частности, редакционная коллегия журнала «Цифровая обработка сигналов» планирует по материалам работы всех 8 секций Конференции подготовить тематический выпуск во втором номере 2013 года, а журнал «Электросвязь» – тематическую подборку статей: «ЦОС в системах телекоммуникаций», в одном из номеров текущего года.

Следующая, 16-я Международная конференция и выставка DSPA'2014, планируется ориентировочно в марте 2014 г., в г. Москве, ИПУ РАН. За информацией следите на сайте www.rntores.ru

ДИНАМИКА ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЦЕПОЧЕК ЛОКАЛЬНЫХ МАКСИМУМОВ ВЕЙВЛЕТ-КОЭФФИЦИЕНТОВ БИМЕДИЦИНСКИХ СИГНАЛОВ

Туровский Я.А., кандидат медицинских наук, доцент кафедры цифровых технологий, руководитель лаборатории информационных технологий в медицине факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: yaroslav_turovsk@mail.ru

Кургалин С.Д., доктор физико-математических наук, заведующий кафедрой цифровых технологий факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: kurgalin@bk.ru

Семёнов А.Г., студент факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета; e-mail: smallcsf@gmail.com

Ключевые слова: вейвлет-анализ, электроэнцефалограмма, локальный спектр, цепочка локальных максимумов.

Введение

Поиск новых, потенциально клинически и физиологически значимых феноменов в сигналах, зарегистрированных с разных органов и систем организма человека или животных, представляет собой многоплановую задачу, решение которой связано с необходимостью научно обоснованной интерпретации выявленных зависимостей. Традиционно при анализе биомедицинских сигналов, таких как электроэнцефалограммы (ЭЭГ), электрокардиограммы, вариабельность сердечного ритма и т.д., использование преобразования Фурье обеспечивает последующий расчет спектральной плотности мощности. Иными словами, полученные в ходе спектрального анализа результаты в рамках «классического» подхода интерпретируются с точки зрения амплитудного (или энергетического) вклада компонент с разными частотами в общую картину сигнала. Как правило, схожий подход используется и при оценке результатов использования непрерывного вейвлет-преобразования, когда трёхмерная поверхность квадратов коэффициентов этого преобразования $W^2(a,b)$, полученная при обработке нативного сигнала, содержит пики, позволяющие определить локальные энергетические характеристики сигнала. Однако известно, что большая часть одномерных биомедицинских сигналов, регистрируемых с человека и животных, представляет собой результат сложного взаимодействия большого числа компонент (например, осцилляторов), функционирующих с разной частотой, амплитудой и фазой [1]. При этом важно извлекать из изучаемого сигнала максимально возможный объём полезной информации, необходимой для наиболее полного и корректного описания состояния исследуемой системы органов.

Таким образом, актуальным представляется разработка новых методов исследования биомедицинских сигналов, включая ЭЭГ, с целью выявления в них физиологически и медицински значимых феноменов, представляющих интерес как для фундаментальной, так и

Представлен метод определения цепочек локальных максимумов (ЦЛМ) коэффициентов непрерывного вейвлет-преобразования для разных типов сигналов и анализа их характеристик с использованием в качестве базисной функции вейвлета Морле. Продемонстрированы различные способы выявления ЦЛМ и подходы к исследованию их свойств, отмечены преимущества и недостатки. Проведена типологизация динамики энергетических значений максимумов локальных спектров, формирующих ЦЛМ, и представлены её результаты. Предложены алгоритмы усреднения ЦЛМ по энергии. Представлено три способа подобных усреднений. Выявлено пять типов динамики поведения энергетических максимумов ЦЛМ как для модельных сигналов, так и для реальных электроэнцефалограмм.

для клинической медицины.

Энергетические параметры цепочек локальных максимумов вейвлет-спектров

Для определения временной динамики поведения локальных максимумов матрицы $W^2(a,b)$ используем на первом этапе исследований модельные сигналы двух видов.

Во-первых, рассмотрим стационарный сигнал длиной 1000 отсчётов:

$$y(x) = \sin(2\pi 96x) + \sin(2\pi 32x), \quad (1)$$

где y – амплитуда модельного сигнала, а x – номер отсчёта.

Подвергнем этот сигнал (как в последствии и сигналы ЭЭГ) непрерывному вейвлет-преобразованию с использованием вейвлета Морле, построив в дальнейшем набор скейлограмм, как в [2]. Очевидно, что в случае использования вейвлета, обладающего необходимой разрешающей способностью, мы должны получить два пика в локальном вейвлет-спектре. Следовательно, в построенном наборе вейвлет-спектров вне краевых эффектов должны оказаться две линии, параллельные оси времени. Действительно, учитывая «угол влияния» [3] вейвлета, нетрудно определить, что локальные вейвлет-спектры в исследуемом диапазоне частот можно будет рассчитать только в тех временных областях, где анализирующий вейвлет полностью локализован на исследуемом отрезке сигнала, не выходя за его пределы. При этом длительность D анализирующего вейвлета применительно к модельному сигналу составляет с учетом

обнуления малых значений величину $D \approx 5.5$ а [4], где a – масштаб вейвлет-преобразования.

Во-вторых, рассмотрим другой, более сложный модельный сигнал, изменяющий свою частоту с течением времени:

$$\begin{cases} y(x) = \sin(2\pi 96x), x \in [1, 215] \\ y(x) = \sin(2\pi 96x) + \sin(2\pi 32x), x \in [216, 616] \\ y(x) = \sin(2\pi 96x) + \sin(2\pi 48x), x \in [617, 760] \\ y(x) = \sin(2\pi 96x), x \in [761, 862] \\ y(x) = \sin(2\pi 96x) + \sin(2\pi 48x), x \in [863, 1000] \end{cases} \quad (2)$$

Проанализируем полученную картину максимумов вейвлет-спектров для модельного сигнала (2) (рис. 1). Обратим внимание, что несмотря на «мгновенное» изменение частот в этом сигнале, тем не менее, имеются «изломы» в области перехода от одной частоты сигнала к другой [3]. Понятно, что вейвлет определённой частоты локализован в некоторой временной области, и, тем самым, рассчитанный коэффициент вейвлет-преобразования отражает наличие в ней всех означенных частот. Поскольку модельный сигнал (2) является в нашем случае всё же дискретным, можно выразить значение периода той или иной компоненты сигнала при определенной частоте дискретизации числом отсчётов, формирующих один период данной гармонике в конкретном интервале времени (3) [5]. Как видно из рис. 1, при изменении частотного состава модельного сигнала (2) меняется и динамика ЦПМ, при этом следует учитывать, что смена частот в сигнале происходит мгновенно, приводя к появлению в нём дополнительных высокочастотных и низкочастотных компонентов. Период Λ центральной частоты вейвлета Морле выражается как [5]:

$$\Lambda = 4\pi a / (\omega_0 + \sqrt{2 + \omega_0^2}), \quad (3)$$

где ω_0 – параметр вейвлета.

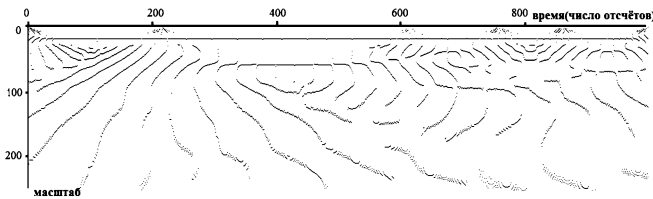


Рис. 1. Структура максимумов локальных вейвлет-спектров модельного сигнала, сгенерированного по формуле (1).

По оси абсцисс – время (число отсчетов), по оси ординат – масштаб a вейвлет-преобразования.

Краевые эффекты не удалены

Рассмотрим теперь динамику локальных максимумов во временных областях, соответствующих резкому изменению частотной картины сигнала (2). При этом будем учитывать, что число отсчётов, формирующих вейвлет, увеличивается с ростом масштаба a вейвлет-преобразования. Так, например, для масштаба $a = 63$ число отсчетов, формирующих вейвлет Морле, должно составить величину ≈ 350 -360. Следовательно, только после ≈ 175 -180 отсчётов от начала изменения частотной картины для модельного сигнала (2) можно получить коэффициент вейвлет-преобразования, соответст-

вующий масштабу $a = 63$ для данной частоты и её окрестности без влияния на него значений предыдущих частот. Аналогично, при очередном изменении частотной картины сигнала, например, в момент времени (отсчёта сигнала) b_0 , влияние появившихся частот в определенном диапазоне на расчет вейвлет-коэффициентов для данного масштаба будет присутствовать, начиная примерно с момента времени, соответствующему $b_0 - 180$ отсчётов перед их появлением. Данный феномен хорошо известен как «угол влияния» [3]. Таким образом, рассматривая результат использования модельного сигнала (2), можно определить, что из 400 отсчётов при $x \in [216, 616]$ только ≈ 40 -50 отсчётов (с учётом особенностей разных программных реализаций) будут содержать локальные максимумы, соответствующие частоте на масштабе $a=63$, что и видно на рис. 1.

Таким образом, для оценки частотной динамики сигнала во времени необходимо, чтобы компонента сигнала с данной частотой существовала при таком числе отсчётов, когда вейвлет-функция, обеспечивающая её анализ, имела бы меньше отсчётов, чем исследуемая компонента. Следовательно, коэффициенты вейвлет-преобразования для данной частотно-временной локализации будут рассчитаны без учета частот, присутствующих на соседних временных отрезках. Действительно, в модельном сигнале при $x \in [617, 760]$ существуют две частоты, однако расчетный пик локального вейвлет-спектра должен находиться в районе масштаба $a = 42$, что даст примерно по 115 отсчётов от времени начала и окончания присутствия компонентов с данной частотой в сигнале, необходимых для проведения анализа с использованием вейвлет-функции Морле. Нетрудно заметить, что в этом случае не будет ни одного значения b для данного отрезка времени, в котором может быть рассчитан вейвлет-коэффициент с применением вейвлета Морле при $\omega_0 = 6$ на заданной частоте так, чтобы в расчетах учитывались только точки модельного сигнала для указанного выше временного диапазона, содержащего искомую частоту. Отсюда следует, что в ряде случаев требуется лучшая по сравнению с вейвлетом Морле локализация по времени. Однако, как известно [3, 5], улучшение локализации вейвлета по времени приводит к ухудшению его локализации в частотном пространстве. Данную проблему можно определенным образом частично решить, подняв частоту дискретизации исследуемого сигнала. Подобный подход приводит к резкому росту объёма вычислений, что особенно важно в случае, когда необходимо проводить исследования в реальном масштабе времени [4].

Как известно, вейвлет-анализ в различных модификациях широко используется для анализа ЭЭГ и, в том числе, для оценки спектральных характеристик сигнала (см., например, [6–8]). Тем не менее, общая парадигма спектрального анализа с использованием вейвлет-преобразования зиждется, во многом, на расчете аналога спектральной плотности мощности для преобразования Фурье.

Рассмотрим изменение локальных максимумов матрицы $W^2(a, b)$ во времени на нативной ЭЭГ. Полученные максимумы располагаются не случайным образом, а

формируют цепочки локальных максимумов (ЦЛМ). Ключевым моментом построения таких цепочек является формулирование правил, по которым происходит включение или не включение очередного локального максимума в имеющуюся цепочку.

В общем случае, необходимо, чтобы число локальных максимумов, с одной стороны, было достаточно большим, отражая структуру цепочки, и, с другой стороны, необходимо избежать неоправданного объединения локальных максимумов в цепочки. Критерием такого неоправданного объединения является присутствие «разрывов» в ЦЛМ, таких, что при наличии локального максимума в окрестности масштаба вейвлет-преобразования a_{max} на скейлограмме (локальном спектре) с координатами b_{max} , тем не менее, отсутствуют локальные максимумы в диапазоне $(b_{max}, b_{max}+L]$, где L – длина разрыва ЦЛМ во временной области, измеряемая числом локальных спектров.

Обозначив число входящих в ЦЛМ точек – локальных максимумов как k , получим, что в случае, когда в каждом локальном спектре будет присутствовать локальный максимум, отнесённый к цепочке, будет выполняться равенство $\Delta b = k$ (где $\Delta b = b_n - b_s$, b_s – координата первого локального экстремума цепочки, а b_n – последнего), так что $k/\Delta b \rightarrow 1$ при уменьшении доли разрывов в структуре ЦЛМ. Таким образом, при $k/\Delta b = 1$ разрывы в ЦЛМ отсутствуют, и цепочка содержит максимальное число локальных максимумов. Следовательно, в общем случае $k/\Delta b \leq 1$, при $\Delta b > 1$. Действительно, при длине ЦЛМ в один локальный спектр ($k = 1$, $\Delta b = 1$) получается $k/\Delta b = 1$, т.е. формально достигается максимально возможное значение этого отношения при фактически не сформированной цепочке.

Правило $k/\Delta b \rightarrow 1$ является универсальным. Его рекомендуется применять в том случае, когда неизвестно распределение ЦЛМ по длинам в зависимости от масштаба, которому они соответствуют. В том же случае, когда распределение ЦЛМ по длине при заданных параметрах объединения известно хотя бы приблизительно, можно воспользоваться разработанным для этого случая итерационным алгоритмом, при котором максимумы вейвлет-спектров после их выявления объединяются в ЦЛМ на основе правила максимизации отношения $\Delta t/k$ (где Δt – разность времени окончания и начала единичной ЦЛМ; k – максимально существующее на данном масштабе число входящих в неё точек). Очевидно, что в этом случае длина ЦЛМ будет стремиться к максимальной, однако, как показано в [4], следует ввести ограничение на время, в течение которого должен существовать новый потенциальный локальный максимум. Таким образом, изменяя параметры u и v [2], определяющие частотно-временную область поиска новых локальных максимумов относительно опорной точки, можно добиться оптимального формирования ЦЛМ, но при этом будет меняться и величина k .

Созданный в настоящей работе алгоритм получения ЦЛМ является итерационным, обеспечивая возможность объединения локальных максимумов ЦЛМ в том случае, когда существуют разрывы ЦЛМ во временной области. Отметим также, что на результат работы дан-

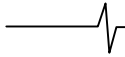
ного алгоритма будет влиять частота дискретизации исследуемого сигнала и последующее возможное суммирование, усреднение или децимация локальных спектров. При использовании показателя $k/\Delta b$ для избежания искусственного разделения одной ЦЛМ на несколько, в случае наличия разрывов, достаточно добиваться того, чтобы величина $k/\Delta b$ превышала определенный порог, определяемый целями и задачами исследования.

Таким образом, схема построения ЦЛМ такова: выбирается начальная («опорная») точка – локальный максимум, не входящий ни в одну из существующих ЦЛМ и не имеющий «слева» по оси времени соседей на заявленном интервале времени. Определяется в направлении вдоль оси времени и в указанном диапазоне масштабов наличие потенциальных членов данной ЦЛМ. В случае их отсутствия цепочка обрывается. При наличии одного подходящего соседнего максимума он становится новой опорной точкой и включается в ЦЛМ при поиске следующего потенциального максимума. В случае, если потенциальных точек для включения в ЦЛМ несколько, то преимущество отдаётся максимуму, соответствующему тому же масштабу, который есть у опорной точки [4,9-11].

При работе с модельными сигналами, равно как и при обработке реальной ЭЭГ (полученной при частоте дискретизации 250 Гц), использовалась действительная часть вейвлета Морле. Однако близкие результаты были получены и при использовании комплексного вейвлета Морле, а также для вейвлетов семейства DOG. Важно подчеркнуть, что при обработке биомедицинских сигналов с применением различных вейвлетов для выявления клиничко-физиологических феноменов надо исходить, в основном, из их разрешающей способности и возможности локализации во времени, что, в конечном итоге, определяются целями и задачами исследования.

Изучение феномена дрейфа ЦЛМ в частотном пространстве [9-11], позволило предположить, что, наряду с выявленными закономерностями поведения локальных максимумов, когда частотная координата ЦЛМ достаточно сильно меняется во времени, существуют закономерности, связанные с дрейфом амплитудных (энергетических) компонентов ЦЛМ (рис. 2). Очевидно, что ЦЛМ располагаются в пространстве (a, b) не равномерно [9, 11] и, следовательно, необходимо оценивать ЦЛМ раздельно, исходя из их группировки и последующего внутригруппового усреднения исследуемых показателей ЦЛМ по тем или иным признакам.

Для получения усреднённых значений в группах ЦЛМ воспользуемся методикой, применяемой для выделения в исследуемом сигнале ЭЭГ вызванных потенциалов головного мозга. В этом случае проведем усреднение групп ЦЛМ с целью выявления наиболее типичных значений энергетических спектров, хотя возможно и усреднение по частотным показателям. При этом усреднение может проходить для ЦЛМ, выделенных в одном частотном диапазоне (т.е. при условии, что все точки ЦЛМ принадлежат исследуемому диапазону, который определяется исходя из задач исследования), поскольку длительность ЦЛМ может быть тесно связана с частотой, на которой она выделена. Неучет этого фактора



может привести к тому, что усредняться будут ЦЛМ, далеко отстоящие друг от друга в частотном пространстве и, возможно, обладающие разными свойствами, что, естественно, не лучшим образом скажется на содержательной интерпретации расчетов.

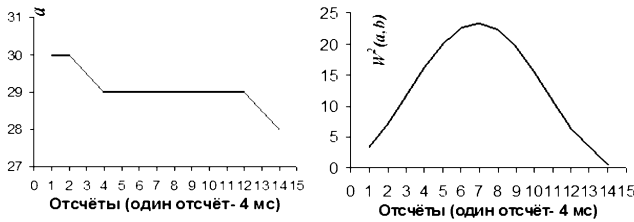


Рис.2. Динамика поведения ЦЛМ, полученной из ЭЭГ (отведение СЗ) в состоянии покоя человека. Показана динамика одной и той же цепочки в частотном (левый рисунок) и энергетическом (правый рисунок) пространствах. По горизонтальной оси отложены отсчеты исходного сигнала (или соответствующее время в мс)

Для корректного усреднения амплитудных параметров ЦЛМ предлагается три подхода, использующих для синхронизации ЦЛМ различные критерии выбора точек $W^2(a,b)$ в пространстве (a,b) . Эти подходы схематически представлены на рис. 3.

В первом подходе (рис. 3 А) опорной точкой для проведения усреднения служит первое по времени значение для каждой из усредняемых ЦЛМ, при этом остальные значения $W^2(a,b)$ в обрабатываемых ЦЛМ выстраиваются по координате b таким образом, чтобы порядковые номера их отсчетов в различных ЦЛМ совпадали (при том, что нумерация идет внутри самой ЦЛМ, т.е. максимуму с координатой b_s присваивается номер 1, с координатой b_{s+1} – номер 2 и т.д.), и только после этого осуществляется усреднение. Данный подход, практически, полностью аналогичен применяемому

нами подходу к усреднению ЦЛМ по параметру масштаба (частоты) вейвлет-преобразования.

Второй подход (рис. 3 Б) основан на минимизации различий ЦЛМ по значениям $W^2(a,b)$ в ЦЛМ. При этом одна ЦЛМ сдвигается относительно другой вдоль оси b до тех пор, пока между ними не установится минимальное различие между энергиями двух ЦЛМ. Это различие будем характеризовать функцией

$$U_i = \sum_{g=l}^{l+r} |W_{i,g,j=1}^2(a,b) - W_{i,g,j}^2(a,b)| \text{ при } l = 1, 2, \dots, m_i - r_i; j=2, 3, \dots, n_i, \quad (4)$$

здесь r_i – число точек в текущей ЦЛМ i -го типа $i=1, \dots, 5$ – тип ЦЛМ; j – номер цепочки в массиве ЦЛМ данного типа i (номера цепочек устанавливаются в соответствии с их длиной, меньший номер соответствует большей длине, общее количество цепочек типа i равно n_i); $k = 1, \dots, m_i$ – номер точки в конкретной ЦЛМ типа i с учетом пропущенных точек; m_i – количество точек в наиболее длинной ЦЛМ i -го типа.

На рис. 4 и 5 изображены результаты одного из этапов данных исследований. Видно, что две ЦЛМ, синхронизированные в начале по первой точке каждой из них, сдвигаются друг относительно друга. При этом более короткая ЦЛМ перемещается относительно более длинной. Среди полученных значений функции U_i (4) находится глобальный минимум для данной пары цепочек (на рис. 5 это сдвиг на 5 отсчетов). После нахождения минимума функции U_i происходит усреднение ЦЛМ, имеющих полученное положение во временном пространстве друг относительно друга. Второй подход, так же как и первый, концептуально идентичен применяемому в наших исследованиях при оценке динамики ЦЛМ в частотном пространстве.

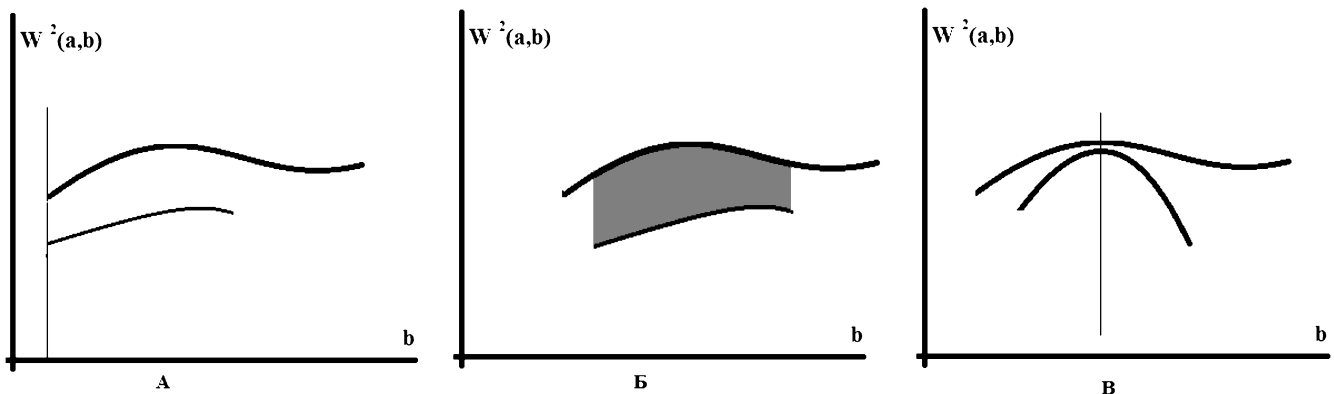


Рис 3. Схематическое изображение трех предлагаемых подходов к взаиморасположению ЦЛМ по оси b (время, номер локального спектра) при вычислении усреднённых данных по энергии ЦЛМ. По горизонтальной оси отложена величина b , отражающая время процесса, по вертикальной оси – значения $W^2(a,b)$, характеризующие энергию процесса, происходящего в заданном диапазоне частот ЭЭГ.

- А – усреднение при синхронизации по первому значению ЦЛМ (несмотря на разную длину, ЦЛМ выравниваются по их первым значениям);
- Б – усреднение при синхронизации по минимуму разницы величин $W^2(a,b)$ для двух цепочек: ЦЛМ меньшей длины таким образом соотносится с ЦЛМ большей длины, чтобы минимизировать функцию U_i (6);
- В – усреднение при синхронизации по величинам $W_{max}^2(a,b)$ для двух ЦЛМ, при котором синхронизируются максимальные энергии ЦЛМ

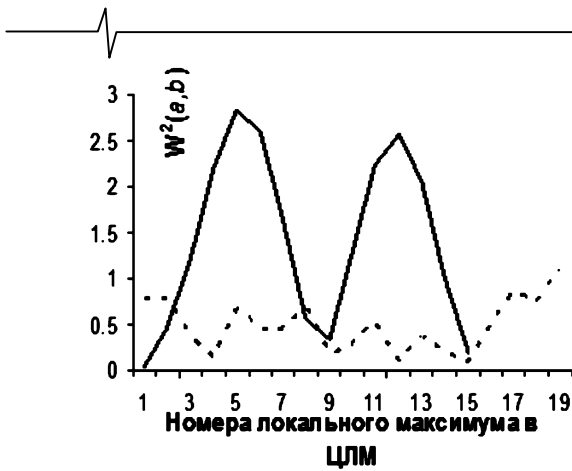


Рис. 4. Динамика двух ЦЛМ (сплошная и пунктирная линии), полученных при анализе фонового сигнала ЭЭГ (отведение Oz) в состоянии покоя человека.

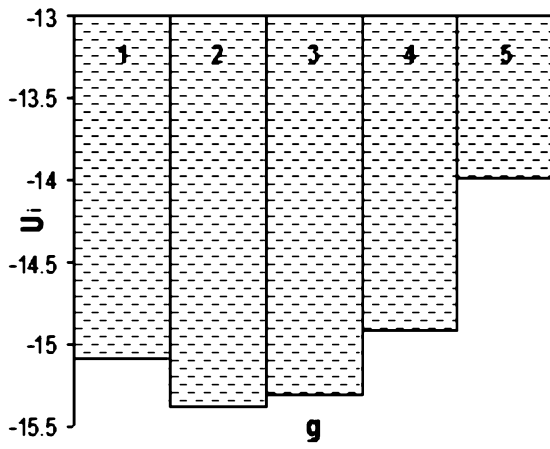


Рис. 5. Зависимость функции $U_i(b)$ от величины сдвига g по отношению друг к другу для ЦЛМ, динамика которых представлена на рис. 4

Третий подход (рис. 3 В) основан на представлении о величинах $W^2(a,b)$ как о характеризующих энергию и, в конечном счёте, амплитуду сигнала на заданной частоте, являющейся частотой локального максимума. Это позволяет предложить ещё одно правило усреднения: ЦЛМ синхронизируются таким образом, чтобы различия $W^2_{\max 1}(a,b)$ и $W^2_{\max 2}(a,b)$ были минимальными, где $W^2_{\max 1}(a,b)$ – максимальная энергия первой ЦЛМ типа i , а $W^2_{\max 2}(a,b)$ – максимальная энергия второй ЦЛМ типа i . Очевидно, что при всей внешней схожести второй и третий подходы принципиально различаются. Второй подход минимизирует разницу между энергиями двух ЦЛМ в течение всего периода их существования. Таким образом, ищется такое взаимное расположение ЦЛМ на оси b , при котором суммарные энергии двух процессов минимально различаются. В третьем подходе различия минимизируются только для точек ЦЛМ с максимальными энергиями, при этом разница в общей энергии процессов может быть не минимально возможной. Очевидно, что второй подход имеет преимущество для процессов, относительно мало меняющихся во времени. К таковым, например, можно отнести динамику ЭЭГ для расслабленного состояния человека или для его состояния с закрытыми глазами. Третий подход наиболее эффективен для анализа ярко выраженных неста-

ционарностей на кривой ЭЭГ, когда исследуемый сигнал резко меняет свои свойства. Помимо простого примера эпилепсии, порождающей на ЭЭГ, в ряде случаев, характерную структуру «пик-волна», можно упомянуть о феномене синхронизации и десинхронизации сигнала ЭЭГ, при котором частотная картина процесса резко меняется.

После того как выбран тип взаиморасположения ЦЛМ по оси времени в исследуемом частотном диапазоне происходит усреднение величин $W^2(a,b)$:

$$W^2_{i,k}(a,b) = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} W^2_{i,j,k}(a,b). \quad (5)$$

В случае, если в одной из ЦЛМ отсутствует точка с определёнными временными координатами, то в общем суммировании для данной временной координаты такая ЦЛМ не участвует. Следовательно, здесь усреднение осуществляется только по точкам, полученным в ходе расчета ЦЛМ, без учета «искусственно построенных» точек, например, в результате интерполяции или аппроксимации, которые также могут заполнять участки ЦЛМ без локальных максимумов.

Результаты анализа энергетических показателей цепочек локальных максимумов в вейвлет-спектрах

Как и при анализе динамики частот локальных максимумов во времени, при исследовании динамики энергии процесса можно увидеть, что она может весьма сильно различаться для разных процессов. Суммирование ЦЛМ, существенно отличающихся временной динамикой поведения величин $W^2(a,b)$, может привести к некорректным или не интерпретируемым результатам. В связи с этим множество ЦЛМ мы разделили на несколько типов, внутри которых дисперсия величин $W^2(a,b)$, рассчитанная между ЦЛМ, относящимися к данному типу, была бы минимальной.

Нами выделено 5 типов динамики энергии внутри ЦЛМ.

1. Стабильно нарастающая по энергии ЦЛМ. Можно предположить, что осциллятор или группа осцилляторов, порождающих данный тип ЦЛМ, существенно увеличивает с течением времени свою активность, что выражается увеличением в сигнале амплитуды данной частоты.

2. Стабильно убывающая по энергии ЦЛМ. Этот тип аналогичен первому типу, только характер поведения локальных максимумов значений $W^2(a,b)$ является убывающим.

3. ЦЛМ, практически не изменяющиеся по энергии. В этом случае осциллятор (или группа осцилляторов) в головном мозге не увеличивает и не уменьшает своей «мощности», т.е. не изменяет своего вклада в амплитуду сигнала.

4. ЦЛМ, демонстрирующая сначала рост энергии сигнала, а потом её уменьшение, при том, что завершиться она может как на более высокой, так и на более низкой энергии по отношению к начальной.

5. ЦЛМ, демонстрирующая уменьшение энергии с последующим её ростом. Как и для предыдущего типа,

соотношение энергий начала и завершения ЦЛМ может быть различным.

Отдельным типом являются ЦЛМ, состоящие только из одного значения, не отнесённого ни к одной из имеющихся ЦЛМ.

Рассматривая интерпретацию динамики ЦЛМ в амплитудном пространстве для полученных цепочек, необходимо учитывать, что далеко не всегда наличие высоких значений энергии на данном масштабе (частоте) свидетельствует о присутствии в сигнале вклада от функционирующего на данной частоте осциллятора. По аналогии с применением преобразования Фурье, например, для анализа сигнала в виде амплитудно-модулированной синусоиды, возможно получить и иное распределение энергетических пиков локальных спектров, что может привести, в конечном итоге, к неправильной интерпретации полученных результатов.

Заключение

В работе представлен метод определения цепочек локальных максимумов (ЦЛМ) квадратов коэффициентов непрерывного вейвлет-преобразования $W^2(a,b)$ для разных типов сигналов и анализа их характеристик с использованием в качестве базисной функции вейвлета Морле. Продемонстрированы различные способы выявления ЦЛМ и подходы к исследованию их свойств, отмечены их преимущества и недостатки. Проведена типологизация динамики энергетических значений максимумов локальных спектров, формирующих ЦЛМ, и представлены её результаты. Проанализировано поведение во времени энергетических максимумов, формирующих цепочки локальных максимумов величин $W^2(a,b)$ на плоскости (a,b) . По аналогии с алгоритмом усреднения по частоте, для получения характерных ЦЛМ предложен алгоритм усреднения ЦЛМ по энергии. Представлено три способа подобных усреднений. Выявлено пять типов динамики поведения энергетических максимумов ЦЛМ как для модельных сигналов, так и для реальных электроэнцефалограмм. Показано, что наличие ЦЛМ «стабильного» типа и их число зависят от формирования «коридора значений» начальных и конечных точек ЦЛМ, при которых изменение энергетических максимумов не будут считаться значимым. Разработанные алгоритмы могут быть использованы для анализа не только ЭЭГ, но и других медико-биологических сигналов: электрокардиограмм, вариабельности сердечного ритма, суточного мониторинга артериального давления и т.д. Это позволит в дальнейшем выявить и описать ряд новых физиологически значимых феноменов при исследовании биомедицинских сигналов.

Литература

1. Гнездицкий В.В. Обратная задача ЭЭГ и клиническая электроэнцефалография. – М.: МЕДпресс-информ, 2004. – 626 с.
2. Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Максимов А.В., Семёнов А.Г. Анализ электроэнцефалограмм на основе исследования изменяющейся во времени структуры

локальных максимумов матрицы вейвлет-коэффициентов // Вестник Воронежского государственного университета. Сер. Системный анализ и информационные технологии. – 2012. – №2. – С.69-73.

3. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физических наук. – 1996. – Т. 166, № 11. – С. 1145–1170.

4. Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Максимов А.В. Выбор анализирующих вейвлетов для системы с параллельной обработкой биомедицинских данных // Вестник Воронежского государственного университета. Сер. Системный анализ и информационные технологии. – 2011. – №2. – С.74-79.

5. Короновский А.А., Храмов А.Е. Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 176 с.

Van Vugt M.K., Sederberg P.B., Kahana M.J. Comparison of spectral analysis methods for characterizing brain oscillations // Journal of Neuroscience Methods. – 2007. – V.162. – P. 49–63.

6. Bruns A. Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis: are they really different approaches? // Journ. Neurosci. Methods. – 2004. – V.137. – P. 321–32.

7. Feng Zhou-Yan. Analysis of Rat Electroencephalogram during Slow Wave Sleep and Transition Sleep Using Wavelet Transform // Acta Biochimica et Biophysica Sinica. – 2003. – V. 35(8). – P. 741–746.

8. Туровский Я.А. Программа PikWave 1.0. Зарегистрирована в Российском агентстве по патентам и товарным знакам, регистрационный № 2006613500.

9. Туровский Я.А., Семёнов А.Г., Киселева Е.В., Хороших Н.В. Программа Wavemax 1.0. Зарегистрирована в Российском агентстве по патентам и товарным знакам, регистрационный № 2012614720.

10. Туровский Я.А., Кургалин С.Д., Вахтин А.А. Обработка данных ЭЭГ на основе анализа частотных зависимостей и вейвлет-преобразования // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2012. – №12. – С.39-45.

THE POWER DYNAMICS OF THE LOCAL MAXIMUMS SERIES OF THE WAVELET-COEFFICIENTS FOR BIOMEDICAL SIGNALS

Turovsky Ya.A., Kurgalin S.D., Semenov A.G.

The method of the detection the locals maximums series on the matrix continuous wavelet transformation coefficients was demonstrated. Wavelet Morlet was used. The different method of the locals maximums series detection and investigation of the its property was demonstrated. The preference and disadvantage of this method was noted. The typologisation of the power dynamics of the local maximums series was realized and result of it was presented. The algorithm of the averaging local maximums series by energy was suggest. The three way of the averaging was demonstrated. The five types, as for frequency was detected, as for model signal as for electroencephalograms.

ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРЕЖЕННОЙ АППРОКСИМАЦИИ И МЕТОДОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДЛЯ ОПИСАНИЯ СТРУКТУРЫ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ

Афанасьева А.А., аспирантка, Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН;

Луковенкова О.О., аспирантка, Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН;

Маранулец Ю.В., к.т.н., Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, e-mail: marpl@ikir.ru

Тристанов А.Б., к.т.н., Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН, e-mail: alextristanov@mail.ru

Ключевые слова: акустическая эмиссия, геоакустический сигнал, частотно-временной анализ, разреженная аппроксимация, алгоритм согласованного преследования.

Введение

Акустическая эмиссия в твердых телах представляет собой упругие колебания, возникающие в результате дислокационных изменений в среде. Характеристики возбуждаемого при этом импульсного излучения непосредственно связаны с особенностями пластических процессов, чем и обусловлен интерес к исследованиям эмиссии с целью развития методов акустической диагностики сред. В настоящее время широко используются инфра- и ультразвуковой диапазоны частот, первый для изучения сейсмического процесса, второй – прочности материалов. Исследования на Камчатке показали эффективность применения акустических методов диагностирования природных сред на масштабах, соответствующих длинам волн звуковых колебаний [1, 2]. Выявлена связь между активизацией деформационных процессов и поведением акустической эмиссии, в том числе в период перед землетрясением [1-4].

Анализ акустического сигнала показывает, что он состоит из серии релаксационных колебаний (импульсов) различной амплитуды и длительности, с ударным возбуждением и частотой заполнения от сотен герц до десятков килогерц. Частота следования импульсов определяется деформациями пород и может меняться в широких пределах – от одиночных сигналов на временном интервале несколько секунд, в спокойный период, до десятков и даже сотен в секунду, в моменты аномалий перед землетрясениями [2, 5]. Наиболее информативная часть импульса: фронт и начало спада, обычно длительностью до 25 мс и отношением сигнал/шум до 30 раз, позволяет определить направление на источник [2, 5], а частоты заполнения содержат информацию о его размерах и динамике [1, 2]. Поэтому частотно-временной анализ геоакустических сигналов очень важен для исследования источников эмиссии и, в конечном итоге, для диагностики особенностей пластического процесса. Но, несмотря на разнообразие существующих частотно-временных методов (оконное преобразование

Для частотно-временного анализа акустической эмиссии звукового диапазона частот применен метод разреженной аппроксимации с новым базисным словарем, основанным на функциях Берлаге. Предложен алгоритм обнаружения акустических импульсов, построенный на методах разреженной аппроксимации и кластеризации.

Фурье, вейвлет-преобразование, вейвлет-пакеты и т.д.) задача такого анализа импульсных геоакустических сигналов до настоящего времени не решена. В работе [6] для анализа геоакустических импульсов в звуковом диапазоне было предложено использовать разреженную аппроксимацию. Применение алгоритма согласованного преследования с использованием словаря Габора выявило возможность анализировать внутреннюю структуру геоакустических сигналов.

Разреженная аппроксимация.

Алгоритм согласованного преследования

Под аппроксимацией сигнала понимается задача представления сигнала в виде суперпозиции некоторого набора функций из наперед заданного словаря (семейства функций):

$$f(t) = \sum_{m=0}^{N-1} a_m g_m(t) + R_N$$

$$\|R_N\| \rightarrow \min,$$

где $f(t)$ – исследуемый сигнал, $g_m(t)$ – элемент (атом) словаря $D = \{g_m(t), \|g_m\| = 1\}$, a_m – коэффициенты разложения, N – количество элементов разложения, R_N – ошибка аппроксимации.

Разреженная аппроксимация предполагает построение модели сигнала, содержащей наименьшее число элементов, т.е.

$$f(t) = \sum_{m=0}^{N-1} a_m g_m(t) + R_N$$

$$\|R_N\| \rightarrow \min$$

$$\|a_m\|_0 \rightarrow \min,$$

где $\|\cdot\|_0$ – псевдонорма, равная числу ненулевых членов вектора.

Выбор базиса разложения существенно влияет на качество аппроксимации. Выделяют два предельных случая [7]:

– идеальный базис, один из элементов которого пропорционален анализируемому сигналу $f(t) = k \cdot g_p(t)$, $k \in C$, т.е. ошибка аппроксимации становится равной нулю на первой итерации, $R_1 = 0$; рассеянный базис, равномерно распределяющий энергию сигнала по всем векторам $\langle f, g_m \rangle = \frac{\|f\|^2}{N}$, т.е.

ошибка аппроксимации равномерно спадает на каждой итерации.

Любой базис хуже, чем идеальный и лучше, чем рассеянный, для аппроксимации сигнала $f(t)$.

Как правило, методы разреженной аппроксимации используются для разложения сигналов в избыточных словарях. Под избыточным понимается словарь, содержащий количество атомов, много большее размерности исходного сигнала. Задача поиска оптимального базиса разложения, содержащего наименьшее количество ненулевых элементов и одновременно минимизирующего ошибку аппроксимации, в избыточном словаре обладает большой вычислительной сложностью.

Для решения данной задачи применяют алгоритмы, дающие субоптимальное решение. Одним из таких является алгоритм согласованного преследования [7, 8], предложенный Mallat S. и Zhang Z. Суть алгоритма сводится к итерационному процессу поиска элементов словаря, минимизирующих на каждом шаге ошибку аппроксимации

$$\begin{cases} R^0 f = f \\ R^n f = \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n} + R^{n+1} f \\ g_{\gamma_n} = \arg \left[\max_{g_{\gamma_i} \in D} \left| \langle R^n f, g_{\gamma_i} \rangle \right| \right]. \end{cases}$$

В данной работе использовался двухшаговый алгоритм согласованного преследования. На первом шаге выделяется атом из базового (грубого) словаря, затем строится словарь в окрестности выделенного атома. Данная процедура позволяет работать со словарями достаточно большого объема в условиях ограниченных вычислительных ресурсов.

Словарь Берлаге

Выбор словаря D является важной задачей, от которой зависит качество дальнейшего анализа. Предыдущие работы [6, 9] показали, что применение словаря состоящего из модулированных функций Гаусса (импульсов Габора) не во всех случаях является эффективным, несмотря на то, что импульс Гаусса позволяет достичь высокого частотно-временного разрешения.

В качестве основного недостатка использования модулированных функций Гаусса можно заметить, что они обладают свойством симметричности относительно максимума огибающей, что в целом не соответствует форме элементарных геоакустических импульсов, в которых фронт намного короче спада. В связи с этим, особый интерес вызывает изучение словарей, атомы которых имеют сходство с элементарными морфологическими компонентами самого сигнала, например, импульсы Берлаге $Ber = At^n e^{-at} \sin(2\pi ft)$ (рис. 1).

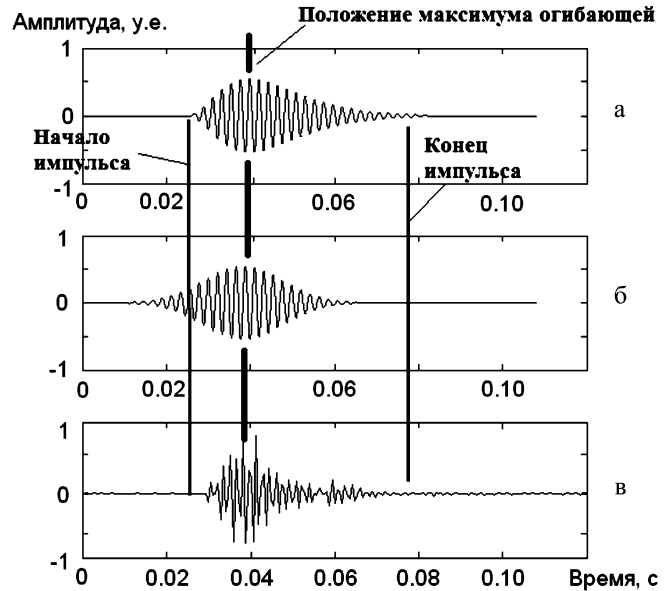
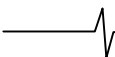


Рис. 1. Примеры импульсов Берлаге (а), Гаусса (б) и реального сигнала геоакустической эмиссии (в)

Отметим, что импульс Берлаге не обладает лучшей, по сравнению с импульсом Габора, частотно-временной локализацией и, в принципе, может быть разложен в бесконечную последовательность импульсов Габора. Но, принимая в качестве модели элементарного импульса акустической эмиссии импульс Берлаге, можно минимизировать словарь, что может привести к существенной экономии вычислительных ресурсов. Т.е. для достижения одинаковой ошибки аппроксимации сигналов акустической эмиссии, при прочих равных условиях, требуется словарь Габора большего объема, чем словарь Берлаге. Построение словаря, включающего импульсы Берлаге с непрерывно меняющимися значениями параметров, является невыполнимой задачей, поэтому был построен конечный словарь, включающий импульсы, параметры которых соответствуют разнообразию исследуемых геоакустических сигналов. Управляемыми параметрами словаря, определяющими его объем, являются: длительность импульса, положение максимума огибающей импульса и скорость нарастания переднего фронта. Данные параметры наиболее информативны для дальнейшей интерпретации результатов.

На рис. 2 показан пример использования алгоритма согласованного преследования со словарем Берлаге на фрагменте записи акустической эмиссии, включающей три импульса. Частотно-временные структуры импульсов различаются, поэтому можно считать, что они от трех независимых источников.



Для сравнения эффективности словарей Габора и Берлаге при анализе сигналов акустической эмиссии были рассчитаны медианные значения ошибки на каждой итерации алгоритма согласованного преследования для выборки, состоящей из 50 одиночных геоакустических импульсов (рис. 3). Как видно на рис. 3, медианные значения ошибки для словаря Берлаге меньше, следовательно, его применение более эффективно.

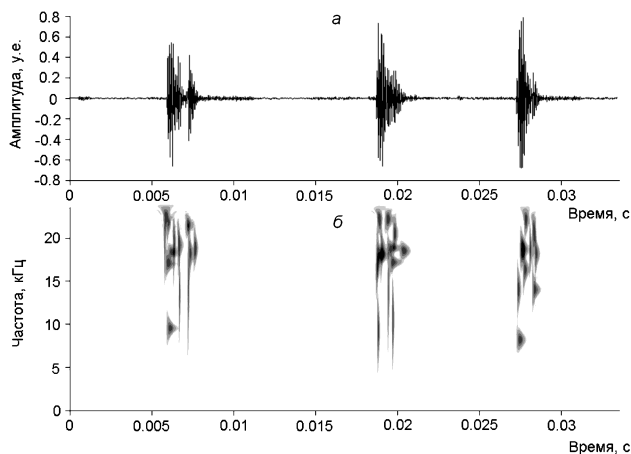


Рис. 2. Геоакустические импульсы (а) и их разложение методом разреженной аппроксимации (б)

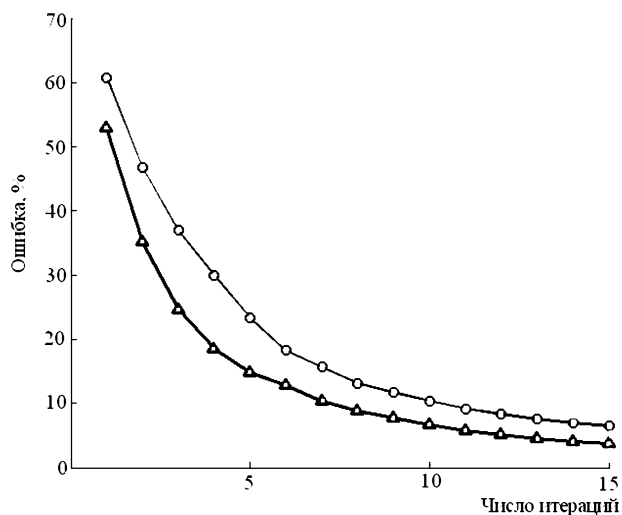


Рис. 3. Медианные значения ошибки аппроксимации для словаря Габора (линия с круглыми маркерами) и словаря Берлаге (линия с треугольными маркерами)

Алгоритм обнаружения импульсов геоакустической эмиссии

Ошибка аппроксимации спадает быстрее для участков сигнала, содержащих импульсы, а само разложение является описанием их структуры. Таким образом, особая динамика ошибки аппроксимации является характерным признаком наличия импульса в сигнале.

Предобработка сигнала заключается в нормировании, центрировании и фильтрации сигнала в диапазоне 1-48 кГц. Фильтрация позволяет очистить сигнал от техногенных наводок и помех, имеющих место в регистрирующем тракте.

Следующим этапом является поиск правил для обнаружения импульсов. Признаковое пространство дан-

ной задачи классификации образовано относительными значениями ошибки метода согласованного преследования при аппроксимации участков сигнала длительностью 8 мс 15 атомами словаря Берлаге. Рассмотрены сигналы, регистрируемые в разные дни, и сформирована обучающая выборка, состоящая из 1000 объектов класса «Импульс есть» и 1000 объектов класса «Импульса нет» (рис. 4). Следует отметить, что для построения выборки использовались наиболее характерные импульсы, амплитуда которых превышала амплитуду шума не менее, чем в 3 раза.

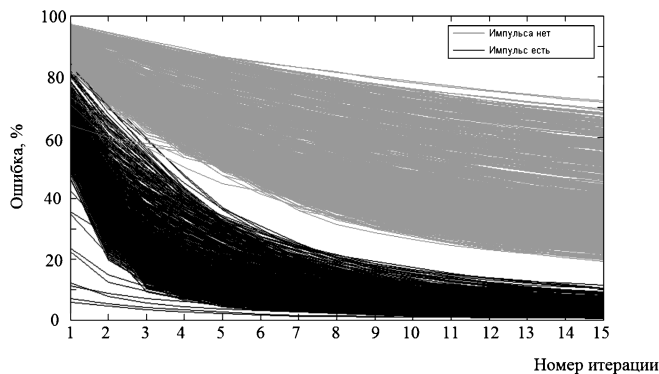


Рис. 4. Обучающая выборка

Поиск решающих правил осуществлялся тремя способами.

1. Построение дерева решений

На основе обучающей выборки с помощью функций StatisticsToolbox среды MATLAB было построено бинарное дерево решений, представленное на рис. 5. Заметим, что в данном случае характерным признаком является ошибка на 4-й итерации.

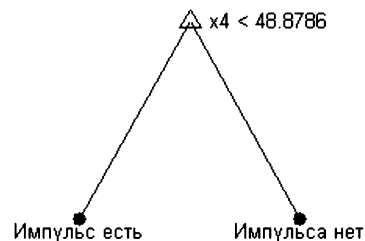


Рис. 5. Дерево решений

2. Граница областей

Как видно из рис. 4, графики спада ошибок объектов класса «Импульс есть» и объектов класса «Импульса нет» сгруппированы в различных областях координатной плоскости, следовательно, возможно построить линию, четко разграничивающую данные области, и классифицировать неизвестный объект по положению графика спада ошибки относительно полученной линии (рис. 6).

3. Центры классов

Если представить график спада ошибки каждого объекта обучающей выборки как элемент 15-мерного пространства, то для каждого из множеств «Импульс есть» и «Импульса нет» можно рассчитать центральный элемент, и класс неизвестного объекта определять по степени близости его точки в пространстве к центральным элементам.

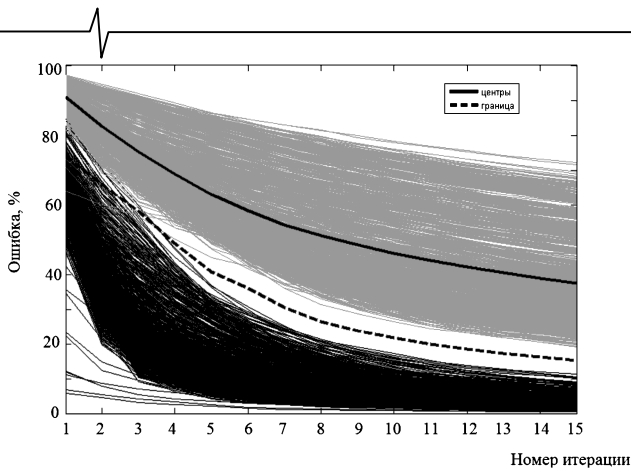


Рис. 6. Граница областей и центры классов

Решающие правила были протестированы на 5023 неизвестных объектах (табл. 1). Наиболее эффективным по проценту корректно определенных объектов оказалось правило, полученное третьим способом.

Таблица 1.

Результаты тестирования решающих правил

Тип объекта	Всего	Кол-во неправильно определенных объектов	Процент правильно определенных объектов
Дерево решений (CART)			
Импульсы	3899	11	99,72%
Шум	1124	0	100%
Граница			
Импульсы	3899	8	99,78%
Шум	1124	0	100%
Центры классов			
Импульсы	3899	6	99,85%
Шум	1124	0	100%

Для проверки робастности алгоритма обнаружения импульсов на основе метода согласованного преследования был проведен следующий эксперимент. Было отобрано 200 слабо зашумленных импульсов, не включенных в обучающую выборку, к каждому из них последовательно, до тех пор, пока алгоритм не давал ложный результат, прибавлялся белый шум все большей амплитуды. Эксперимент показал, что алгоритм дает ложный результат в среднем при соотношении сигнал-шум, равном 3.4 дБ. На рис. 7 представлен график зависимости процента правильного распознавания от соотношения сигнал-шум (SNR).

Для построения графика на рис. 7 была использована выборка сигнала длиной 10000 отсчетов. На вход алгоритма посылались участки, вырезанные скользящим окном длительностью 8 мс. Для участков, содержащих импульс, частотно-временное разложение сохранялось. В результате были выявлены все импульсы, присутствующие в сигнале, за исключением сильно зашумленных и искаженных (рис. 8).

Заключение

В работе представлены результаты применения разреженной аппроксимации к анализу геоакустических сигналов. Показано, что применение импульсов Берлаге в качестве базисного словаря является более эффек-

тивным, по сравнению со словарем Габора. Тем не менее, следует отметить, что геоакустические сигналы в большинстве случаев являются многокомпонентными и не все могут быть описаны суперпозицией импульсов Берлаге.

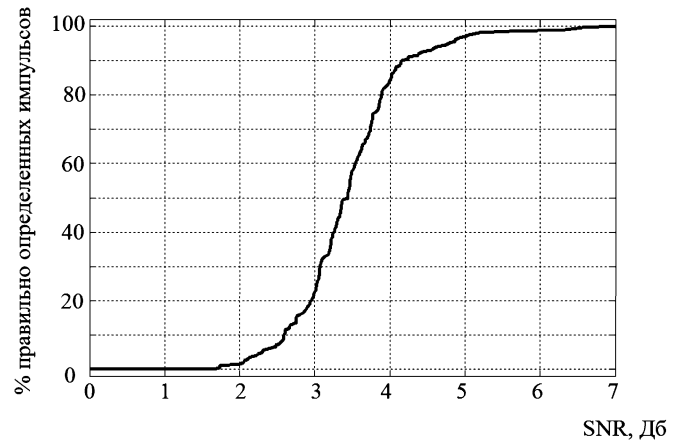


Рис. 7. График зависимости процента правильного распознавания от SNR

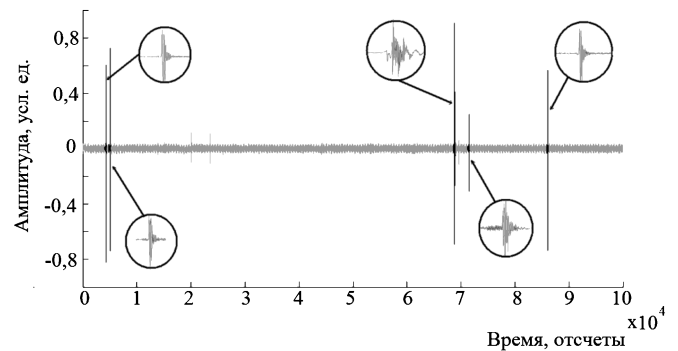


Рис. 8. Пример записи сигнала с выделенными алгоритмом импульсами

Предложенный алгоритм выявления импульсов в сигнале показал, что использование интеллектуальных методов позволяет повысить когнитивную составляющую анализа и позволяет использовать методы разреженной аппроксимации в прикладном аспекте в программных комплексах предобработки регистрируемой информации.

Литература

1. Купцов А.В., Ларионов И.А., Шевцов Б.М. Особенности геоакустической эмиссии при подготовке камчатских землетрясений // Вулканология и сейсмология. 2005, №5, С.45-59.
2. Марупулец Ю.В. Шевцов Б.М. Мезомасштабная акустическая эмиссия. – Владивосток: Даль-наука, 2012
3. Гордиенко В.А., Гордиенко Т.В., Купцов А.В., Марупулец Ю.В., Шевцов Б.М., Рутенко А.Н. Геоакустическая локация областей подготовки землетрясений // Доклады АН. 2006, Т.407, №5. С.669-672.
4. Долгих Г.И., Купцов А.В., Ларионов И.А., Марупулец Ю.В., Швец В.А., Шевцов Б.М., Широков О.Н., Чупин В.А., Яковенко С.В. Деформационные и акустические предвестники землетрясений// Доклады АН, 2007, Т.413, №1, С.96-100.

5. Шевцов Б. М., Марапулец Ю.В., Щербина А.О. О направленности приповерхностной высокочастотной геоакустической эмиссии в периоды деформационных возмущений // Доклады АН. 2010, Т.430, №1, С.119-122.

6. Марапулец Ю.В., Тристанов А.Б. Применение метода разреженной аппроксимации в задачах анализа сигналов геоакустической эмиссии // Цифровая обработка сигналов. 2011. №2. С.13-17.

7. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер с англ. – М.: Мир, 2005

8. Mallat S., Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries // IEEE Transactions on Signal Processing, 41(12), P.3397-3415.

9. Марапулец Ю.В., Тристанов А.Б. Разреженная аппроксимация акустических временных рядов с использованием частотно-временного словаря Берлаге// Труды Российского научно-технического общества радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова. Серия:

Цифровая обработка сигналов и её применение. 2012 г. Выпуск: XIV; Том-1, стр. 91-94.

USING THE SPARSE APPROXIMATION AND CLUSTERING METHODS FOR THE TIME SERIES STRUCTURE DESCRIPTION OF ACOUSTIC EMISSION

Afanaseva A.A., Lukovenkova O.O., Marapulets Yu.V., Tristanov A.B.

The sparse approximation method with novel dictionary has been used for time-frequency analysis of acoustic emission. The proposed dictionary is based on Berlage's functions. The algorithm for the acoustic impulses detection, based on the methods of sparse approximation and clustering is suggested.

Научное направление: Обработка и передача информации в системах телекоммуникаций

Секция 5: Обработка и передача изображений

Обсуждение актуальных проблем обработки и передачи изображений велось по трем основным направлениям: сжатие и кодирование изображений, фильтрация, анализ и моделирование, распознавание образов в обработке изображений.

На секции, в частности, обсуждались следующие актуальные научные проблемы:

- сегментация и распознавание дактилем русского языка по видеопоследовательности;
- обработка текстовых изображений;
- коррекция цифровых текстовых изображений в задачах распознавания;
- динамическое хранение видеопотока на основе видеосжатия MJPEG;



- сжатие изображения на основе блочной декомпозиции и вейвлет-преобразования;
- фильтрация и сжатие полутоновых изображений на основе цепей Маркова;
- анализ качества фильтрации шума на изображениях компьютерной томографии;
- трехмерный стереоанализ и совмещение стереоизображений;
- выделение границ объектов с субпиксельной точностью;
- оценивание пространственной ориентации объектов;
- выделение и отслеживание характерных деталей на рентгеновском изображении;
- определение координат и курса беспилотного летательного аппарата;
- метод гистограмм для детектирования появления объекта на видеоданных;

- субполосные методы обработки видеоизображений;
- системы параллельной обработки многомерных сигналов.

По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Обработка текстовых изображений с использованием матрицы смежности. Автор – Хвостиков А.В., студент МГУ им. М.В.Ломоносова.
2. Параллельная реализация алгоритмов вычисления областей для анализа эффекта ложного оконтуривания на изображениях. Автор – Ситдииков И.Т., студент МГУ им. М.В. Ломоносова.
3. Проблема сравнения критериев оценки качества искаженного изображения. Автор – Голованов Р.В., аспирант Московского института электронной техники.

УДК 621.396.96: 512.643.5

ЭКОНОМИЧНЫЙ АЛГОРИТМ НАХОЖДЕНИЯ МАКСИМАЛЬНОГО СИНГУЛЯРНОГО ЧИСЛА В ЗАДАЧЕ ОБНАРУЖЕНИЯ СЛУЧАЙНОГО СИГНАЛА

Ратынский М.В., д.т.н., начальник сектора ОАО «ВНИИРТ», e-mail: m3v5r7@inbox.ru

Петров С.В., инженер 1 категории ОАО «ВНИИРТ», e-mail: petrovsv@list.ru

Ключевые слова: обнаружение случайного сигнала, максимальное сингулярное число, степенной метод, прямоугольная комплексная матрица.

Введение

Задача обнаружения случайного или квазислучайного сигнала от внешнего источника на фоне собственных шумов антенно-приемной системы является типовой для ряда областей техники – радиолокации, гидролокации, радиоастрономии, связи, сейсмологии [1-3]. В результате ее решения должен быть сформирован признак обнаружения, равный 1 при наличии сигнала и равный 0 при его отсутствии. Практически задача обнаружения сводится к оценке величины некоторого энергетического параметра, прямо зависящего от мощности принимаемых сигналов на выходе антенно-приемной системы, и сравнению этой величины с порогом, уровень которого определяется допустимой величиной ложной тревоги. Если приемная антенна реализована в виде ФАР и обработка сигналов ведется в цифровой форме, то в наиболее практичном варианте алгоритма оптимального обнаружителя в качестве такого энергетического параметра используется максимальное собственное значение (СЗ) корреляционной матрицы (КМ) входных сигналов [4-6]. В качестве последней обычно используется ее максимально правдоподобная выборочная оценка* [7]

$$\mathbf{R} = \frac{1}{2K} \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H \mathbf{S}, \quad (1)$$

где $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_K)$ – матрица размера $N \times K$ векторов входных сигналов обнаружителя, столбцами которой являются N -мерные комплексные векторы \mathbf{Y}_k сигналов (комплексных огибающих – КО) с выходов элементов ФАР, получаемые в K последовательных моментов времени; $(\cdot)^H$ – знак эрмитовой сопряженности (транспонирования и комплексной сопряженности).

Предложен алгоритм нахождения максимального сингулярного числа прямоугольной комплексной матрицы для решения задачи обнаружения случайного сигнала от внешнего источника на фоне собственных шумов антенно-приемной системы. Алгоритм основан на использовании итерационного степенного метода в применении к матрице выборок входных сигналов обнаружителя, получаемых с выходов элементов антенной решетки. При этом исключается этап формирования выборочной оценки корреляционной матрицы входных сигналов, что позволяет получить значительный выигрыш в объеме вычислений, который при определенных параметрах задачи может достигать 5...10 раз и более.

Для нахождения максимального СЗ λ_1 квадратной эрмитовой матрицы \mathbf{R} удобно использовать хорошо известный итерационный степенной метод [8, 9]; при этом одновременно получается и соответствующий собственный вектор (СВ). Однако в данном случае степенной метод может быть применен непосредственно к прямоугольной матрице \mathbf{Y} для нахождения ее максимального сингулярного числа (СЧ) σ_1 , которое с точностью до нормировки равно квадратному корню из λ_1 . При определенных условиях, оговоренных ниже, это приводит к значительному сокращению объема вычислений, поскольку исключает этап формирования матрицы \mathbf{R} . Соответствующий алгоритм излагается ниже.

Степенной метод в применении к комплексной прямоугольной матрице

Возьмём произвольный вектор $\mathbf{A}_0 \in C^N$ и рассмотрим итерационный процесс, на каждом шаге которого производится вычисление векторов $\mathbf{B}_i \in C^K$ и $\mathbf{A}_i \in C^N$, $i = 1, \dots, I$:

$$\mathbf{B}_i = \mathbf{Y}^H \mathbf{A}_{i-1}; \quad \mathbf{A}_i = \mathbf{Y} \mathbf{B}_i. \quad (2)$$

Левые сингулярные векторы \mathbf{U}_j , $j = 1, \dots, N$, матрицы \mathbf{Y} образуют ортонормированный базис в N -мерном пространстве. Поэтому вектор \mathbf{A}_0 может быть представлен в виде

$$\mathbf{A}_0 = a_1 \mathbf{U}_1 + a_2 \mathbf{U}_2 + \dots + a_N \mathbf{U}_N,$$

где a_j – координаты \mathbf{A}_0 в этом базисе. Так как

$\mathbf{Y}^H \mathbf{U}_j = \sigma_j \mathbf{V}_j$ и $\mathbf{Y} \mathbf{V}_j = \sigma_j \mathbf{U}_j$, где σ_j – сингулярное число матрицы \mathbf{Y} , а \mathbf{V}_j – соответствующий правый сингулярный вектор, то

* Наличие двойки в знаменателе нормирующего множителя в выражении (1) обусловлено удобством представления и физической трактовки получаемых результатов, если при нормальных случайных процессах дисперсии квадратурных составляющих КО принимаются равными дисперсиям соответствующих исходных действительных процессов [7, стр.151].

$$\mathbf{B}_i = a_1 \sigma_1^{2i-1} \mathbf{V}_1 + a_2 \sigma_2^{2i-1} \mathbf{V}_2 + \dots + a_N \sigma_N^{2i-1} \mathbf{V}_N;$$

$$\mathbf{A}_i = a_1 \sigma_1^{2i} \mathbf{U}_1 + a_2 \sigma_2^{2i} \mathbf{U}_2 + \dots + a_N \sigma_N^{2i} \mathbf{U}_N,$$

и если $|\sigma_1| > |\sigma_2| \geq \dots \geq |\sigma_N|$, то вектор \mathbf{A}_i будет сходиться (с точностью до нормировки) к левому сингулярному вектору \mathbf{U}_1 , а вектор \mathbf{B}_i – к правому сингулярному вектору \mathbf{V}_1 . Скорость сходимости определяется отношением $|\sigma_2|/|\sigma_1|$.

Искомое СЧ σ_1 можно найти из выражения (после соответствующей нормировки векторов \mathbf{A}_I и \mathbf{B}_I): $\sigma_1 = \mathbf{U}_1^H \mathbf{Y} \mathbf{V}_1 \approx \mathbf{A}_I^H \mathbf{Y} \mathbf{B}_I$. Если вектор \mathbf{A}_{i-1} в начале итерации нормировать, $\mathbf{A}_{i-1} = \mathbf{A}_{i-1} / \|\mathbf{A}_{i-1}\|$, где $\|\cdot\|$ – евклидова норма вектора*, то с той же точностью можно найти $\sigma_1 = \sqrt{\|\mathbf{A}_I\|}$. Если в середине итерации нормировать вектор \mathbf{B}_i , $\mathbf{B}_i = \mathbf{B}_i / \|\mathbf{B}_i\|$ (вне зависимости от того, производится ли нормировка вектора \mathbf{A}_{i-1}), то для σ_1 будет справедливо соотношение: $\sigma_1 = \|\mathbf{A}_I\|$. Заметим, что при этом скорость сходимости итерационного процесса будет такой же, как при использовании метода скалярного произведения [8, 9].

Для увеличения скорости сходимости, аналогично степенному методу с квадратной матрицей, возможно использование сдвига [8, 9]. В этом случае вместо алгоритма (2) получаем следующий (с учетом нормировки вектора \mathbf{A}_{i-1}):

$$\mathbf{A}_{i-1} = \mathbf{A}_{i-1} / \|\mathbf{A}_{i-1}\|;$$

$$\mathbf{B}_i = \mathbf{Y}^H \mathbf{A}_{i-1}; \quad \mathbf{A}_i = \mathbf{Y} \mathbf{B}_i - \mu \mathbf{A}_{i-1}.$$

Действительно, так как $\mathbf{A}_i = \mathbf{Y} \mathbf{B}_i - \mu \mathbf{A}_{i-1} = \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H \mathbf{A}_{i-1} - \mu \mathbf{A}_{i-1} = (\mathbf{R}_1 - \mu \mathbf{I}) \mathbf{A}_{i-1}$, то константа μ определяет задаваемую величину сдвига.

Степенной метод в применении к прямоугольной матрице допускает и использование алгоритма исчерпывания [8, 9] для нахождения последующих СЧ и соответствующих сингулярных векторов.

Очевидно, что предлагаемый метод по скорости сходимости и конечным результатам эквивалентен обычному степенному методу с квадратной матрицей $\mathbf{R}_1 = \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H$. Точно так же можно построить и алгоритм, эквивалентный степенному методу с квадратной матрицей $**\mathbf{R}_2 = \mathbf{Y}^H \mathbf{Y}$; по аналогии с (1) он будет иметь вид

(без учета нормировок):

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{Y} \mathbf{B}_{i-1}; \quad \mathbf{B}_i = \mathbf{Y}^H \mathbf{A}_i. \quad (3)$$

Очевидно, однако, что этот алгоритм не имеет никаких преимуществ по сравнению с (2) и эквивалентен последнему по вычислительным затратам.

Сопоставление по числу операций

Сопоставим предлагаемый алгоритм с каноническим (с промежуточным формированием квадратных эрмитовых матриц \mathbf{R}_1 и/или \mathbf{R}_2) по числу операций. Под операцией мы будем понимать комплексное умножение-сложение (т.е. сочетание перемножения двух комплексных чисел и сложения двух комплексных чисел), и в формулах для числа операций будем ограничиваться главным членом, пренебрегая членами более высокого порядка малости.

Формирование матрицы \mathbf{R}_1 (с учетом ее эрмитовости) требует $KN^2/2$ операций, матрицы \mathbf{R}_2 – $K^2N/2$ операций; одна итерация канонического степенного метода в первом случае (матрица \mathbf{R}_1) – N^2 операций, во втором (матрица \mathbf{R}_2) – K^2 операций. Одна итерация предлагаемого алгоритма (один шаг итерационного цикла (2) или (3)) требует $2KN$ операций.

Таким образом, если требуется найти только максимальное сингулярное число матрицы \mathbf{Y} , т.е. можно ограничиться формированием одной из матриц \mathbf{R}_1 или \mathbf{R}_2 (\mathbf{R}_1 выгоднее при $N < K$, а \mathbf{R}_2 – при $K < N$; при этом попутно получается один из двух сингулярных векторов, соответствующих σ_1), то при I итерациях канонический алгоритм потребует соответственно $KN^2/2 + IN^2$ или $K^2N/2 + IK^2$ операций, а предлагаемый алгоритм – $2IKN$ операций, но с одновременным получением обоих сингулярных векторов. Например, при $N = 200$, $K = 300$, $I = 10$ число операций для канонического алгоритма составит $6.4 \cdot 10^6$, а для предлагаемого – $1.2 \cdot 10^6$, т.е. получается более чем пятикратный выигрыш. Общее условие, при котором предлагаемый алгоритм выгоднее по числу операций, имеет вид:

$$I < \left(\frac{4}{\min(N, K)} - \frac{2}{\max(N, K)} \right)^{-1}.$$

Если же требуется найти не только максимальное сингулярное число матрицы \mathbf{Y} , но и оба соответствующих ему сингулярных вектора, т.е. в случае канонического алгоритма нужно формировать обе матрицы \mathbf{R}_1 и \mathbf{R}_2 , то число операций для него составит $KN^2/2 + IN^2 + K^2N/2 + IK^2$, а для предлагаемого алгоритма – те же $2IKN$. Для прежних значений параметров N , K и I получим соответственно $16.3 \cdot 10^6$ и $1.2 \cdot 10^6$ операций, т.е. выигрыш возрастает до более чем тринадцатикратного. При этом предлагаемый алгоритм оказывается более выгодным при любом числе итераций, поскольку формальное условие его преимущества имеет вид

* Та или иная форма нормировки в степенном методе практически всегда необходима [8].

** Строго говоря, КМ \mathbf{R} – это (с точностью до нормировки) матрица \mathbf{R}_1 , а матрица \mathbf{R}_2 не является КМ, но, поскольку матрицы \mathbf{R}_1 и \mathbf{R}_2 имеют одинаковые наборы ненулевых СЗ [7, стр.153], при нахождении максимального СЗ можно использовать любую из них; какую из двух выгоднее использовать – зависит от соотношения N и K , что отмечено в следующем разделе основного текста статьи.

$$I > -0,5(K + N) \left(\sqrt{K/N} - \sqrt{N/K} \right)^2,$$

а величина в правой части неравенства всегда отрицательна.

Числовой пример

Для иллюстрации эффективности предложенного алгоритма рассмотрим следующий пример. Выборки входных сигналов Y_k получаются с выходов элементов 200-элементной (т.е. $N = 200$) эквидистантной линейной антенной решетки с шагом установки излучателей в полволны; число выборок $K = 300$. Собственные шумы имитируются комплексными числами с независимыми нормально распределенными квадратурными составляющими, имеющими нулевые средние и среднеквадратические отклонения (СКО), равные 1. Сигналы от равномошных внешних источников также представлены нормальными случайными процессами с нулевыми средними со СКО, равными 10, что соответствует отношению сигнал/шум 20 дБ в элементе антенны. Моделируется четыре сценария с числом внешних источников сигналов M , соответственно равным 0, 1, 2 и 12, причем при $M > 1$ направления на источники взаимно ортогональны. Угловые координаты источников для этих сценариев в обобщенной системе координат $u = \sin \alpha$, где α – угол, отсчитываемый от нормали к раскрытию, приведены в табл.1. Взаимно ортогональными направлениями, то есть направлениями, которым соответствуют взаимно ортогональные векторы амплитудно-фазовых распределений поля в раскрытии, в данном случае являются направления, различающиеся в обобщенной системе координат u на величины, кратные 0,01. Заметим, что при взаимной ортогональности направлений на источники сигналов соответствующие СЗ КМ не зависят от конкретных значений угловых координат источников, а определяются только мощностями последних.

При указанных условиях при $K \rightarrow \infty$ все шумовые СЗ равны 1, или 0 дБ в логарифмическом масштабе, а все сигнальные СЗ равны 43 дБ.

Таблица 1. Направления на источники сигналов (обобщенные координаты u) при числе источников M более 1

Сценарий 3 ($M = 2$)	Сценарий 4 ($M = 12$)			
0,00	0,00	0,30	- 0,10	- 0,40
0,10	0,10	0,40	- 0,20	- 0,50
	0,20	0,50	- 0,30	- 0,60

Результаты моделирования (одна из реализаций по случайности) представлены в табл. 2 и на рис. 1- 4. В табл. 2 приведены 15 старших СЗ выборочной оценки КМ R , рассчитанные точно при помощи стандартной процедуры пакета MathCad. Полученные величины СЗ отличаются от упоминавшихся выше асимптотических значений 43 дБ и 0 дБ вследствие конечности числа выборок K . На рисунках даны графики изменения старшего СЧ матрицы Y в функции числа итераций предложенного алгоритма соответственно для четырех сценариев; пунктиром показано точное значение максимального СЧ в соответствии с табл. 2 (максимальное СЗ мат-

рицы R и максимальное СЧ матрицы Y имеют одинаковые значения в дБ, поскольку СЗ имеют размерность мощности, а СЧ – размерность поля).

Из приведенных результатов следует, что десяти итераций достаточно для оценки старшего СЧ с точностью не хуже 0,2 дБ, что подтверждается и данными других реализаций по случайности. Учитывая, что точное значение старшего СЧ в разных реализациях по случайности колеблется в пределах примерно 1 дБ, практически в большинстве случаев достаточно 4-6 итераций.

Таблица 2. 15 старших СЗ выборочной оценки КМ R (дБ)

Сценарий 1 $M = 0$	Сценарий 2 $M = 1$	Сценарий 3 $M = 2$	Сценарий 4 $M = 12$
5,01	42,67	43,22	44,30
4,89	5,14	42,76	43,89
4,79	4,98	4,99	43,60
4,71	4,80	4,85	43,39
4,64	4,76	4,73	43,20
4,58	4,61	4,68	43,04
4,42	4,53	4,53	42,66
4,38	4,47	4,46	42,59
4,34	4,40	4,35	42,40
4,24	4,31	4,32	42,16
4,22	4,19	4,22	42,06
4,09	4,14	4,16	41,83
4,03	4,10	4,10	4,84
3,98	4,03	4,06	4,65
3,90	3,95	4,01	4,55

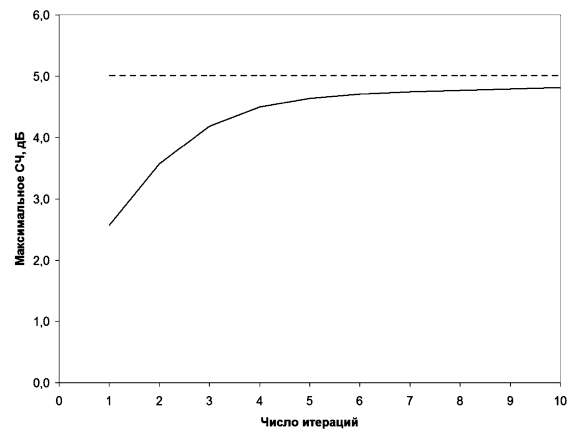


Рис.1. Сценарий 1 ($M = 0$)

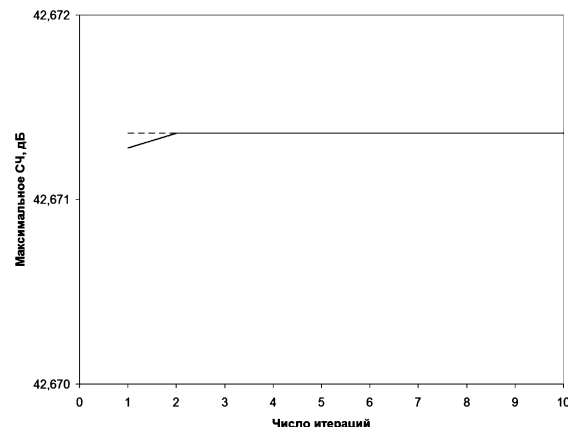


Рис.2. Сценарий 2 ($M = 1$)

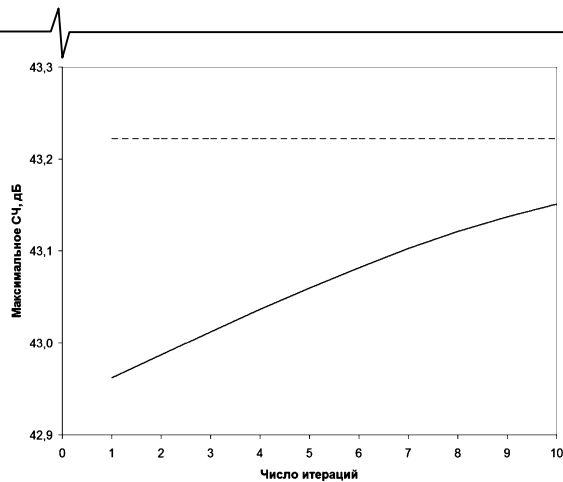


Рис.3. Сценарий 3 ($M = 2$)

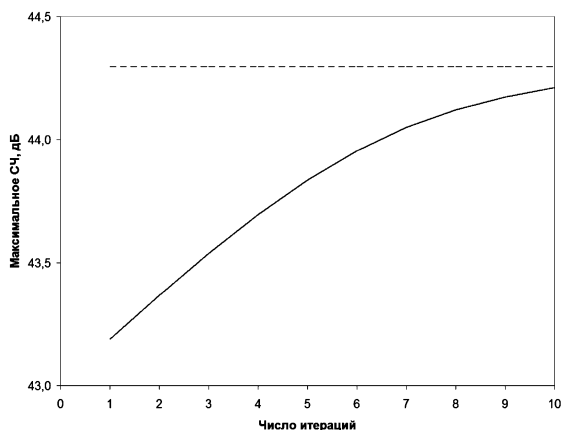


Рис.4. Сценарий 4 ($M = 12$)

Заключение

Предложенный в настоящей работе алгоритм нахождения максимального СЧ прямоугольной матрицы для задачи обнаружения случайного сигнала использует то обстоятельство, что выборочная оценка КМ \mathbf{R} входных сигналов по (1) однозначно определяется комплексной прямоугольной матрицей \mathbf{Y} выборок входных сигналов. В работе показано, что итерационный степенной метод, традиционно используемый для нахождения максимального СЗ квадратной матрицы, может быть эффективно использован для нахождения максимального СЧ соответствующей прямоугольной матрицы. Это позволяет получить значительный выигрыш в объеме вычислений, который при определенных параметрах задачи может достигать 5...10 раз и более.

Авторы выражают признательность анонимному ре-

цензенту, замечания которого способствовали улучшению статьи.

Литература

1. Сосулин Ю.Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов. М.: Сов.радио, 1978.
2. Ширман Я.Д., Манжос В.Н. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех. М.: Радио и связь, 1981.
3. Van Trees H.L. Detection, estimation and modulation theory. Part IV. Optimum array processing. New York: Wiley, 2002.
4. Петров С.В. Обнаружение стохастических сигналов в РЛС с цифровой ФАР. Сборник докладов 3-й научно-технической конференции молодых учёных и специалистов ОАО «ГСКБ «Алмаз-Антей». 2012.
5. Zeng Y., Liang Y.-C., Zhang R. Blindly combined energy detection for spectrum sensing in cognitive radio // IEEE Signal processing letters. 2008. V.15. P.649 – 652.
6. Kritchman S., Nadler B. Non-parametric detection of the number of signals: hypothesis testing and random matrix theory // IEEE Trans. Signal process. 2009. V.57. No.10. P.3930 – 3941.
7. Ратынский М.В. Адаптация и сверхразрешение в антенных решетках. М.: Радио и связь, 2003.
8. Фаддеев Д.К., Фаддеева В.Н. Вычислительные методы линейной алгебры. М.-Л.: ГИФМЛ, 1963.
9. Уилкинсон Дж. Х. Алгебраическая проблема собственных значений. М.: Наука, ГРФМЛ, 1970.

EFFECTIVE ALGORITHM OF FINDING MAXIMAL SINGULAR VALUE FOR SOLVING THE PROBLEM OF STOCHASTIC SIGNAL DETECTION

Ratynsky M. V., Petrov S. V.

The algorithm is proposed for finding maximal singular value of rectangular complex matrix for solving the problem of stochastic signal from external source detection against the background of internal receiving system noise. The basis for the algorithm is iterative power method as applied to the matrix of data samples from the outputs of antenna array elements. In doing so the stage of forming sample covariance matrix is omitted, thus giving considerable gain in amount of computations, that by certain problem parameters may be as much as 5 to 10 times and more.

УДК 21.391.037

ДЕМОДУЛЯЦИЯ ПРОСТРАНСТВЕННО МУЛЬТИПЛЕКСИРОВАННЫХ МЕТОДОМ V-BLAST РАДИОСИГНАЛОВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ МНОГОКРАТНОЙ МАНИПУЛЯЦИИ

Мухин И.А., аспирант Московского технического университета связи и информатики, e-mail: ilyamukhin@gmail.com

Немировский М.С., д.т.н. профессор кафедры радиотехнических систем Московского технического университета связи и информатики, e-mail: mnetir@mail.ru

Ключевые слова: MIMO, V-BLAST, многоантенные системы, пространственное мультиплексирование, демодуляция.

Постановка задачи

Статья посвящена рассмотрению эффективности возможных методов коллективной демодуляции в сетях MIMO, реализующих пространственное мультиплексирование V-BLAST и использующих, в общем случае, многократную манипуляцию. Число приемных и передающих антенн рассматриваемой радиолинии будем считать одинаковым и обозначим его N . Через каждую передающую антенну организуется свой канал связи, по которому передается свое сообщение или своя часть общего сообщения. Соответственно, одновременно со всех передатчиков системы синхронно по такту передаётся N элементарных посылок (ЭП), причем каждая использует отдельную передающую антенну. Канал связи описывается канальной матрицей (КМ) размерности $N \times N$, в общем случае со случайными комплексными элементами. Сигналы с выходов всех приемных антенн поступают на общее устройство обработки, задачей которого является рациональное определение всех переданных на данном такте ЭП. Соответственно это устройство именуется ниже коллективным демодулятором (КлД). Следует обратить внимание на отсутствие в описанной структуре устройств помехоустойчивого кодирования. Это объясняется тем, что введение декодирования в целом в КлД настолько усложнило бы демодулятор, что его вряд ли удалось бы реализовать. Что же касается алгебраического декодирования, то его наличие легко учесть, увеличивая соответственно скорость передачи брутто бит и снижая требования к вероятности ошибки их воспроизведения, что не требует введения каких-либо изменений в структуру рассматриваемых КлД. Именно, имея ввиду использование помехоустойчивых кодов, мы ниже ограничимся рассмотрением случаев сравнительно высокой вероятности ошибок демодуляции брутто бит (порядка 0,01).

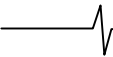
Что касается возможных вариантов построения КлД, то в настоящее время в литературе описан ряд алгоритмов их функционирования, отличающихся как эффективностью, так и сложностью реализации. Следует от-

Произведено сравнение энергетической эффективности различных методов коллективной демодуляции в сетях V-BLAST при использовании многократной манипуляции в зависимости от характеристик трасс распространения радиоволн. На основании модели реальных трасс, предложенной в работе авторов [1], проведена классификация трасс и путем моделирования в среде MatLab для каждого такого класса получены данные по эффективности различных методов коллективной демодуляции, включая сравнительно мало изученные релаксационные методы. В основном рассматриваются варианты с КАМ. Определённое место уделено также вариантам с многократной ФМ, поскольку, как показано в статье, различие мощностей используемых радиосигналов отрицательно влияет на эффективность демодуляции в сетях V-BLAST.

метить группу таких алгоритмов, которую в совокупности можно было бы назвать алгоритмами релаксации (АР). АР были предложены и обоснованы в математической теории выпуклого программирования в течение последнего десятилетия и применительно к задачам систем MIMO некоторые из них исследованы еще недостаточно.

Эффективность различных алгоритмов построения КлД зависит не только от структуры этих алгоритмов, но и от вида канальной матрицы, которая в свою очередь зависит от параметров трассы распространения радиоволн рассматриваемой радиолинии (длина трассы, количество и размещение передающих и приемных антенн, количество и структура поглощающих и отражающих препятствий и т.п.). Между тем в литературе эффективность вариантов КлД исследуется, как правило, для канальной матрицы случайного вида, коэффициенты которой имеют реальную и мнимую части в виде независимой центрированной нормально распределенной случайной величины с дисперсией $\sigma^2/2$. Анализ применительно к матрицам, приближающимся к реальным, затруднен отсутствием теоретических моделей таких матриц, построение которых, в связи с наличием большого числа (N^2) взаимосвязанных комплексных элементов, является весьма сложной задачей.

Чтобы обойти эту трудность авторы обратились к построению компьютерной модели КМ в среде MATLAB. Соответствующие результаты изложены в работе [1]. В настоящей статье эта модель используется для сравнения эффективности различных известных вариантов КлД, включая и АР, при приближающихся к реальным



для различных трасс распространения канальным матрицам. При этом параметры модели выбираются в соответствии с общими характеристиками рассматриваемой трассы распространения. Отметим, что эти параметры определяют КМ как случайную (со случайными элементами). Поэтому в процессе набора статистики при компьютерном моделировании эффективности различных вариантов КЛД применительно к трассе распространения данного типа используемая КМ многократно меняется; при этом она, однако, нормирована таким образом, чтобы среднее значение евклидовой нормы¹ каждого её столбца равнялось единице.

Многоканальная манипуляция

Пусть сигнальное созвездие радиосигнала КАМ каждого канала содержит $n = 22k$ точек, где k – некоторое натуральное число. Соответственно, элементарная посылка (ЭП) каждого канала переносит блок из $K=2k$ бит сообщения этого канала. Каждой такой ЭП может быть поставлено в соответствие комплексное число S_j , $j = 1, 2, \dots, n$, реальная и мнимая часть которого, R_j и I_j соответственно, принимают $\sqrt{n} = 2^k$ возможных значений. Примем их равными нечетным целым числам из открытого интервала от -2^k до 2^k . Будем считать, что все точки сигнального созвездия передаются равновероятно. Это предположение позволяет легко подсчитать среднюю мощность радиосигнала P_c при любом K .

Опишем теперь математически алгоритм формирования ЭП j -го канала S_j в соответствии с передаваемыми ею битами сообщения. Обозначим значения этих бит +1 или -1. Выпишем столбец бит сообщения, транслируемых по j -му каналу, как $X_j = [x_{lj}]$, где $l = 1 \dots 2k$. Этот столбец будем именовать блоком сообщения. Половину блока, включающую k начальных или k конечных бит, назовем полублоком, передним или задним соответственно. Обозначим мнимую единицу через i и введем числовой вектор – строку $d = [2^0, 2^1, \dots, 2^{k-1}, 2^0 i, 2^1 i, \dots, 2^{k-1} i]$ с $2k$ элементами. Легко убедиться, что

$$S_j = dX_j \quad (1)$$

Например, для КАМ64, когда $k = 3$, передаче блока $[1, -1, 1, 1, -1, -1]$ соответствует комплексный сигнал $S_j = 1-2+4+i-2i-4i = 3-5i$. Максимальные по модулю сигналы $(7+7i)$ и $(-7-7i)$ соответствуют передаче блока, содержащего только +1 или только -1. В зависимости от передаваемой комбинации бит R_j и I_j могут принимать $8 = 2^3$ значений каждая – все целые нечетные числа из интервала $(-8, +8)$. Отметим, что R_j определяется перед-

ним полублоком, а I_j – задним.

Важным следствием из (1) является линейность зависимости сигнала от транслируемого им блока бит сообщения. Именно этот факт служит основой некоторых рассмотренных ниже методов коллективной демодуляции. Вместе с тем, манипуляционный код, определяемый (1), не является кодом Грея, который используется, как правило, для снижения вероятности битовых ошибок при прочих равных условиях. Так, например, для случая $k = 3$ (КАМ64) соседним сигналам $S_1 = 5+7i$ и $S_2 = 3+7i$, как показывает (1), соответствуют комбинации бит $[-1, 1, 1, 1, 1, 1]$ и $[1, -1, 1, 1, 1, 1]$, отличающиеся в двух битах, т.е. не удовлетворяющие требованию к коду Грея. Использование манипуляционного кода Грея приводит к нелинейной зависимости между сигналом и блоком сообщения. Для того, чтобы не потерять выигрыш в помехоустойчивости, даваемый кодом Грея, и, вместе с тем, воспользоваться рассмотренными ниже способами демодуляции (АП), можно поступить следующим образом: на входе модулятора ввести специальную процедуру перекодирования блоков из $2k$ транслируемых абонентских бит G_j в блоки передаваемых бит X_j таким образом, чтобы соседним сигналам созвездия S_j соответствовали бы блоки G_j с Хэмминговым расстоянием 1. На выходе коллективного демодулятора должно при этом выполняться соответствующее декодирование. В качестве примера приведем таблицу перекодирования для случая $k = 3$. Будем считать, что передний и задний полублоки перекодируются по одной и той же таблице. Приведем возможный вариант такой таблицы (табл. 1).

Таблица 1

R_j, I_j	Полублок X_j	Полублок G_j . Код Грея
7	+1, +1, +1	+1, +1, +1
5	-1, +1, +1	+1, +1, -1
3	+1, -1, +1	+1, -1, -1
1	-1, -1, +1	+1, -1, +1
-1	+1, +1, -1	-1, -1, +1
-3	-1, +1, -1	-1, -1, -1
-5	+1, -1, -1	-1, +1, -1
-7	-1, -1, -1	-1, +1, +1

Другое важное замечание по поводу (1) сводится к следующему: это соотношение обратимо (позволяет однозначно определить по сигналам S_j вектора X_j) только на множестве X_j с координатами +1 или -1. Если это ограничение отбросить и, например, допустить, чтобы эти координаты принимали значения из интервала $-1 \leq x \leq 1$, то обратимость исчезнет, ибо при этом найдется уже множество блоков с такими координатами, которые при вычислении в соответствии с (1) будут давать одно и то же значение сигнала.

Чтобы описать все одновременно передаваемые N передатчиками сигналы, расширим введенные выше матрицы. Столбец X , содержащий блоки бит, транслируемых одновременно всеми передатчиками, получим, записывая последовательно один под другим столбцы

¹ Напомним читателю определение этой величины. Евклидовой нормой вектора (строки, столбца) называется корень квадратный из суммы квадратов модулей его координат.

X_j для $j=1, 2, \dots, N$. В результате расширенный столбец будет включать $2kN$ элементов. Далее, расширим числовую строку до матрицы M размерности $N \times 2kN$, для чего сформируем s -ую ($s=1 \dots N$) строку этой матрицы, дополнив строку d (см. выше) $2(s-1)k$ нулями в начале и $2(N-s)k$ в конце строки. Теперь столбец, содержащий передаваемые одновременно всеми передатчиками сигналы, примет вид:

$$S = MX. \quad (2)$$

Столбец S содержит N элементов, представляющих собой сигналы S_j . Перейдем теперь к рассмотрению сигналов наблюдений, т.е. сигналов z на выходах приемных антенн. Номер приемной антенны $r=1, 2 \dots N$. Обозначим канальную матрицу (КМ), содержащую коэффициенты передачи канала от j -го передатчика к r -му приемнику B , через $B = [B_{rj}]$. Пусть B_{rj} – комплексные числа, модуль и аргумент которых определяют коэффициенты передачи по амплитуде и сдвиги фаз соответственно. Пусть также на выходе каждой приемной антенны присутствует флюктуационный шум, описываемый комплексной случайной величиной ξ_r , действительные и мнимые части которой γ_r и μ_r являются центрированными нормальными случайными величинами с дисперсиями $\sigma^2/2$. Тогда:

$$Z = BS + \xi \quad (3)$$

Это выражение определяет зависимость вектора наблюдений Z от вектора сигналов S , передаваемых через все передатчики, и представляет собой систему линейных уравнений, содержащее вектор возмущающих воздействий ξ . Наличие таких воздействий делает его точное решение невозможным.

Можно также выразить вектор наблюдений через вектор передаваемых блоков транслируемых бит. С этой целью введем еще матрицу $C = BM$ размерности $N \times 2kN$, которая, в общем случае, в качестве элементов содержит комплексные числа. Обозначим их через $C_{sl} = a_{sl} + ib_{sl}$, где $s = 1 \dots N$; $l = 1 \dots 2kN$; a_{sl} и b_{sl} – действительные числа. Тогда, используя эту матрицу и подставляя (2) в (3), найдем

$$Z = CX + \xi \quad (4)$$

Вектор наблюдений Z имеет комплексные координаты. Для дальнейшего нам удобно было бы иметь дело только с действительными наблюдениями. С этой целью выражение (4) должно быть несколько преобразовано. Первый член правой части этого выражения представляет собой произведение матрицы с комплексными элементами C на матрицу с действительными элементами X . В этом случае могут быть составлены два независимых выражения для действительных и мнимых частей элементов произведения матриц, использующие соответственно действительные и мнимые составляющие C . Удобно сформировать новую матрицу F , размерности $2N \times 2kN$, но содержащую уже только действительные элементы f_{ml} , причем $f_{ml} = a_{ml}$ при $0 < m < N$ и $f_{ml} = b_{(m-N)l}$

при $N < m < 2N$. Аналогично заменим каждое комплексное наблюдение z_r на два действительных $y_r = \text{Re}(z_r)$ и $y_{r+N} = \text{Im}(z_r)$. Образует вектор вектор-столбец действительных наблюдений Y . Преобразуем также и шумовой вектор из (3). Обозначим для этого $\rho_m = \gamma_r$ при $0 < m < N$ и $\rho_m = \mu_{m-N}$ при $N < m < 2N$, образуя вектор-столбец \aleph с $2N$ координатами. Сопоставляя приведенные выше соотношения, получим окончательно

$$Y = FX + \aleph. \quad (5)$$

Варианты демодуляции

Все описанные ниже варианты демодуляции основываются на предположении о том, что канальная матрица B заранее известна с достаточно высокой точностью. Вопросы анализа канала с целью ее определения в задаче данной статьи не входят.

Задача демодуляции в системе V-BLAST заключается в отыскании по вектору наблюдений Z или Y вектора сигналов \tilde{S} или блоков бит \tilde{X} (волнистая линия сверху означает, что речь идет о значениях соответствующих векторов, найденных путем демодуляции наблюдений). Следует отметить, что соотношения (3) или (5) не являются единственными ограничениями, определяющими искомые решения. Необходимо выполнить еще требования, налагаемые условиям задачи на области определения решений. Именно, комплексные числа, являющиеся координатами \tilde{S} , должны принадлежать сигнальному созвездию используемой КАМ, а координаты \tilde{X} должны принимать значения +1 или -1. Фактически существует лишь один метод непосредственного решения этой задачи – это полный перебор всех возможных вариантов решений (при принятых требованиях к решению число их хотя, как правило, и весьма велико, но всегда конечно). При таком переборе каждый раз должна оцениваться степень приемлемости данного решения, и в результате перебора должно выбираться самое приемлемое из них. В достаточно общем случае, критерием приемлемости может служить невязка, соответствующая данному решению. Обычно в качестве невязки используют евклидову норму v вектора $V = Z - B\tilde{S}$ или $W = Y - F\tilde{X}$. В рассматриваемых условиях этот критерий приводит к решению максимума правдоподобия (РМП). Такой способ демодуляции является наиболее эффективным из всех возможных. Однако, из-за высокой вычислительной сложности, на практике его применять обычно не удаётся и приходится искать менее эффективные, но зато более простые методы. Вычислительная сложность рассматриваемой задачи определяется, прежде всего, тем, что приходится искать решения, область определения которых ограничена конечным множеством дискретных значений. Известные упрощенные методы демодуляции основаны на идее релаксации, которая сводится к следующему. Поиск решения осуществляется в два этапа. На первом этапе от некоторых наиболее обременительных требований к решению отказываются, так что вместо исходной строгой задачи рассматривают

упрощенную (релаксированную). На втором этапе, который мы будем называть очисткой, решение упрощенной задачи подходящим образом модифицируется, чтобы удовлетворить отброшенным ограничениям. Ниже содержится краткое описание нескольких вариантов демодуляторов, основанных на методе релаксации.

В ряде методов КЛД на первом этапе отказываемся от требования, чтобы координаты решений принадлежали к используемому сигнальному созвездию, допуская в качестве координат сигналов любые комплексные числа. Соответствующие решения в простейшем случае выражаются через найденные в соответствии с (3) наблюдениям Z , в виде

$$BQ = Z \quad (6)$$

По поводу решений уравнения (6) заметим, что для его существования в обычном смысле необходимо, чтобы матрица B была бы квадратной и невырожденной. Если, например, число строк этой матрицы больше числа её столбцов (число уравнений больше числа неизвестных), то (6) не имеет, как правило, строгих решений. В общем случае решение выглядит следующим образом:

$$Q = DZ \quad (7)$$

где D – матрица настроек.

Первый рассматриваемый приемник этого класса носит название приемник с декорреляцией (ПСД). Настройка D в этом случае определяется из канальной матрицы B следующим образом:

$$D = (B^H B)^{-1} B^H \quad (8)$$

где B^H – комплексно-сопряженная и транспонированная матрица B , а все выражение представляет собой псевдо обратную матрицу для B . На выходе ПСД получаем следующее выражение

$$Q = S + (B^H B)^{-1} B^H \xi \quad (9)$$

где ξ – вектор шумов, подведенных к каждой приемной антенне. ПСД разделяет пространственный матричный канал на параллельные подканалы с аддитивным пространственно-окрашенным шумом. Каждый канал затем может демодулироваться отдельно, как это делается в традиционных системах связи с одной передающей и одной приемной антеннами. Тем самым резко снижается сложность приемника. Заметим, что при этом межсимвольные искажения отсутствуют. Отметим, что упрощение алгоритма демодуляции при ПСД происходит за счет резкого снижения эффективности.

Второй вариант КЛД, рассматриваемый в данной статье, минимизирует среднеквадратическую ошибку (МСКО) оценивания. В качестве настройки D здесь используется матрица, минимизирующая выражение:

$$M \{ [DZ - S][DZ - S]^H \} \quad (10)$$

где M – оператор математического ожидания. Результат такой минимизации известен ([2], [3], [4]) и приводит к соотношению

$$D = (B^H B + \sigma^2 I)^{-1} B^H \quad (11)$$

где $\sigma^2 = N_{np\partial a} N_0 / E_s = N_{np\partial a} / SNR$ (N_0 – спектральная плотность мощности шума, I – единичная матрица, SNR – отношение сигнал/шум, E_s – энергия сигнала). Единственное отличие от ПСД – наличие $\sigma^2 I$.

На втором этапе ПСД и МСКО вектор Q поступает на очистку, где действительные и мнимые части Q_j округляются до ближайших значений соответствующих координат точек сигнального созвездия. Таким образом и формируется решение \tilde{S} . По нему в соответствии с используемым манипуляционным кодом может быть найдено и решение \tilde{X} .

Перейдем теперь к описанию другого алгоритма демодуляции, именуемого итерационным последовательным (ИП). Здесь последовательно демодулируют один канал за другим и каждый раз используют обратную связь по решению. Последовательность операций такова: вначале приемник выбирает переданный канал, который будет демодулирован первым. В качестве такового имеет смысл выбрать тот, который был передан в наиболее благоприятных условиях. Об условиях передачи того или иного канала можно судить по канальной матрице. С ее помощью можно определить, например, номер передающей антенны m , с которой принят суммарный (по всем приемникам) сигнал наибольшей мощности. Это можно сделать, сопоставляя евклидовы нормы столбцов матрицы B . Теперь с помощью ПСД (ИП ПСД) или МСКО (ИП МСКО) из уравнения (6), найдем \tilde{S}_m , а по нему и соответствующий блок бит из \tilde{X} . Это решение будем считать окончательным и исключим соответствующий сигнал и блок из величин, определяемых на дальнейших этапах демодуляции. Для этого (6) трансформируется следующим образом: из матрицы B удаляется m -ая строка, а из координат наблюдений Z_j вычитаются величины $\tilde{S}_m B_{jm}$. На следующем шаге решения описанный алгоритм полностью повторяется, но уже применительно к $N-1$ сигналу. В начале выбирается номер сигнала из этого множества, определяемый на данном шаге, а в результате вырабатывается решение относительно его значения. Таким образом, число неизвестных вновь сокращается на единицу и выполняется следующий шаг, пока все N сигналов не будут определены.

Следующий алгоритм демодуляции, который будет рассмотрен в данной статье, назовем алгоритмом релаксации на многомерном кубе (АРК). Здесь, отказываясь на первом этапе решения от требования принадлежности сигналов сигнальному созвездию, допускаем все такие, которые получаются из (1), когда координаты вектора X_j принадлежат единичному кубу

$$-1 \leq x_{jl} \leq 1, l = 1, 2 \dots 2k \quad (12)$$

В этих предположениях необходимо решить уравнение

$$Y = FX \quad (13)$$

Строгого решения, удовлетворяющего (12), в общем случае, оно не имеет. Тогда в качестве решения выберем вектор Q , удовлетворяющий (12), для которого Евклидова норма $P_e(FQ - Y)$ минимальна. Известна компьютерная программа, успешно решающая эту задачу [5]. Именно ее мы и будем ниже использовать.

Далее следует процедура очистки. В АРК она осуществляется следующим образом: в соответствии с (2) определяется соответствующий Q вектор сигналов \hat{S} . В качестве очищенного решения выберем теперь вектор \tilde{S} с координатами, значения которых выбраны из используемого сигнального созвездия и такой, что норма $P_e(\tilde{S} - \hat{S})$ минимальна.

Наконец, последний из рассматриваемых в настоящей статье способов демодуляции носит название алгоритма полуопределенной релаксации (АПОР). В западной литературе он именуется SemiDefinite Relaxation (SMD). В этом алгоритме вводят вначале матрицу, включающую неизвестные заранее, передаваемые биты x_l ($l = 1, 2, \dots, 2kN$), принимающие значения +1 или -1.

$$H(X) = \begin{pmatrix} XX^T & X \\ X^T & 1 \end{pmatrix}, \quad (14)$$

где индексом T сверху обозначена операция транспонирования столбца X . Левый верхний угол (14) занимает матрица размерности $2kN \times 2kN$. Нижний левый угол занимает строка размерности $1 \times 2kN$, а верхний правый столбец размерности $2kN \times 1$. Таким образом H оказывается квадратной $L \times L$ матрицей, где $L = 2kN + 1$. Введем также $L \times L$ матрицу, определяемую наблюдениями Y и координатами вектора F :

$$R = \begin{pmatrix} F^T F & -F^T Y \\ -Y^T F & Y^T Y \end{pmatrix} \quad (15)$$

и определим линейную функцию от произвольной $L \times L$ матрицы U

$$\varphi(U) = \sum_{j,l=1}^L r_{jl} u_{jl}. \quad (16)$$

Квадрат невязки ν есть

$$P_e^2(Y - FX) = \varphi(H). \quad (17)$$

Таким образом, интересующая нас задача полностью эквивалентна задаче минимизации линейной функции $\varphi(H)$ по всем матрицам вида (14), получающимся из битовых векторов, т.е. векторов, координаты которых принимают значения +1 или -1. Далее показано, что матрица U может быть представлена как матрица H для некоторого битового вектора X тогда и только тогда, когда U обладает следующими свойствами:

- U симметрична;
- её диагональные элементы равны 1;
- U положительно полуопределена, т.е. все её соб-

ственные числа неотрицательные; заметим, что такая матрица всегда может рассматриваться как матрица ковариаций некоторого случайного гауссова вектора размерности L ;

- U имеет ранг 1, т.е. все её столбцы пропорциональны друг другу; это означает, что лишь одно собственное значение этой матрицы отлично от нуля.

Таким образом, задача КЛД сводится к задаче минимизации функции (17) по матрицам U , имеющим только что перечисленные свойства. Рассмотрим релаксационную задачу, отличающуюся исключением требований к рангу матрицы U , т.е. расширением области, по которой проводится минимизация. Оказывается, что такая задача может уже быть эффективно решена численно с высокой точностью. Получаемое при этом значение матрицы U обозначим через \tilde{U} .

Для извлечения из \tilde{U} оценки искомого битового вектора X предложено два способа, которые назовём условно методом наибольшего собственного вектора матрицы \tilde{U} и рандомизированным методом. В настоящей работе используется второй из них, так что его опишем мы и ограничимся. Как уже отмечалось, может быть выбран такой Гауссов вектор размерности L , что \tilde{U} будет матрицей его ковариации, а L -ая координата этого вектора равна 1 с вероятностью 1, поскольку в соответствии со сформулированными требованиями $u_{LL} = 1$, как диагональный элемент. При рандомизированном методе генерируют определенное, не слишком малое число таких векторов (порядка 100-200), и отбрасывают у них последнюю единицу. После этого размерность векторов становится равной $2kN$. Для каждого такого вектора, который мы обозначим через Q , осуществим очистку так, как это описано выше применительно к АРК. Для каждого из очищенных двоичных векторов определим евклидову меру невязки ν и выберем в качестве окончательного решения \tilde{X} тот из них, для которого эта мера минимальна.

Классификация трасс распространения радиоволн

Выше отмечалось, что решающее влияние на эффективность различных КЛД оказывают свойства КНМ. В работе [1] было показано, что эти свойства с достаточной полнотой определяются числовой характеристикой матрицы, именуемой числом её обусловленности (ЧОМ). Эту характеристику матрицы обозначим через W . На практике сопоставлять различные трассы распространения по значениям W неудобно. Поэтому имеет смысл сопоставить их реальным характеристикам трассы, таким как её протяженность, наличие поглощающих и отражающих препятствий и число передающих и приемных антенн, диапазон типовых значений ЧОМ. Ниже, в таблицах 2 и 3, представлены результаты, относящиеся к случаю использования по 2 антенны на приеме и передаче и по 4 антенны, соответственно. Они получены на основе модели трассы, предложенной авторами в [1]. Число отражателей используемых в модели на 1 мень-

ше указанного в таблицах числа лучей. В таблицах приведены также некоторые числовые характеристики ЧОМ, рассматриваемого как случайная величина, а именно её среднее значение, уровень X_0 , который эта величина превосходит с вероятностью 0.85, и уровень X_1 , который она превосходит с вероятностью 0.15.

Именно для этих классов трасс ниже будут приведены результаты сравнения эффективности различных алгоритмов КЛД.

Результаты моделирования

В результате моделирования получены данные о помехоустойчивости передачи брутто бит по каждой из рассматриваемых трасс при использовании КАМ различной кратности и при различных алгоритмах работы КЛД. При этом, как и в [1], использовалось нормированное значение сигнал/шум $h_b^2 = \frac{P_c T_{bb} N}{N_0}$ (?). К сожалению, все полученные результаты по своему объёму при-

вести в статье не представляется возможным. Мы ограничимся лишь таблицами значений h_b^2 , соответствующих вероятности ошибки воспроизведения брутто бит 10^{-2} . Для иллюстрации приведем, однако, несколько примеров более полных данных.

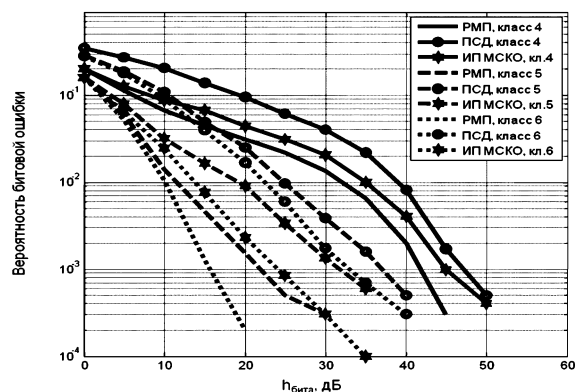


Рис. 1. Помехоустойчивость МАС 2x2 для трасс средней дальности при КАМ4

Таблица 2

№	Длина трассы, λ	Число лучей	Среднее ЧОМ	X_0	X_1	Класс радиотрассы
1	До 300	2	15.4	2	21	Малой дальности с малым числом лучей (МДМЛ)
2	До 300	4	11.7	2	20	Малой дальности со средним числом лучей (МДСЛ)
3	До 300	16	5.8	2	8	Малой дальности с большим числом лучей (МДБЛ)
4	От 300 до 3000	2	38.1	2	70	Средней дальности с малым числом лучей (СДМЛ)
5	От 300 до 3000	4	11.2	2	15	Средней дальности со средним числом лучей (СДСЛ)
6	От 300 до 3000	16	8.8	2	13	Средней дальности с большим числом лучей (СДБЛ)
7	Более 3000	2	318.9	25	>450	Большой дальности с малым числом лучей (БДМЛ)
8	Более 3000	4	90.6	20	120	Большой дальности со средним числом лучей (БДСЛ)
9	Более 3000	16	73.4	20	100	Большой дальности с большим числом лучей (БДБЛ)

Таблица 3

№	Длина трассы, λ	Число лучей	Среднее ЧОМ	X_0	X_1	Класс радиотрассы
1	До 300	2	593	150	900	Малой дальности с малым числом лучей (МДМЛ)
2	До 300	4	197	10	300	Малой дальности со средним числом лучей (МДСЛ)
3	До 300	16	28	2	40	Малой дальности с большим числом лучей (МДБЛ)
4	От 300 до 3000	2	1.2×10^5	100	$> 2 \times 10^5$	Средней дальности с малым числом лучей (СДМЛ)
5	От 300 до 3000	4	4.9×10^3	150	$> 7 \times 10^3$	Средней дальности со средним числом лучей (СДСЛ)
6	От 300 до 3000	16	197	40	300	Средней дальности с большим числом лучей (СДБЛ)
7	Более 3000	2	1.3×10^8	9×10^5	2×10^8	Большой дальности с малым числом лучей (БДМЛ)
8	Более 3000	4	5.8×10^6	2.2×10^5	8×10^5	Большой дальности со средним числом лучей (БДСЛ)
9	Более 3000	16	1.4×10^5	3×10^4	2×10^5	Большой дальности с большим числом лучей (БДБЛ)

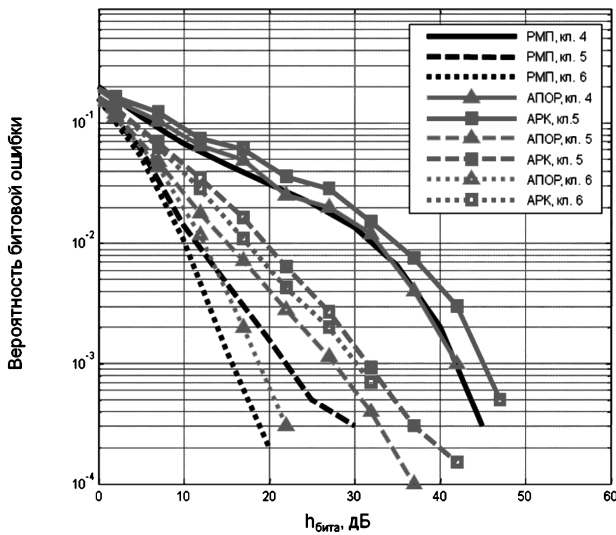


Рис. 2. Помехоустойчивость MAC 2x2 для трасс средней дальности при КАМ4

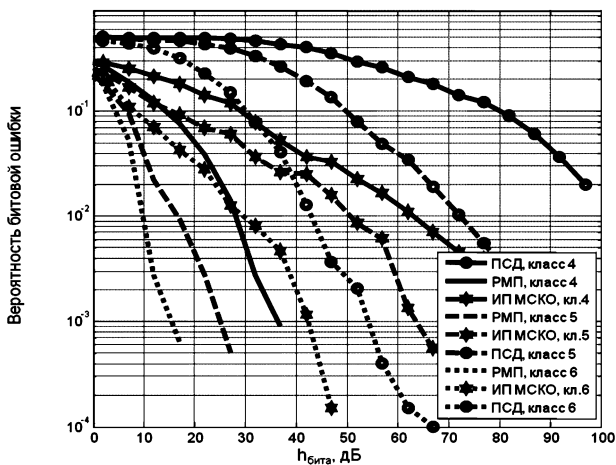


Рис. 3. Помехоустойчивость MAC 4x4 для трасс средней дальности при КАМ4

На рис. 1-4 приведены кривые помехоустойчивости для двух конфигураций MAC (2x2 и 4x4), трех классов трасс и различных вариантах КЛД для КАМ4. Соответствующие параметры указаны на самих рисунках и в подписях под ними.

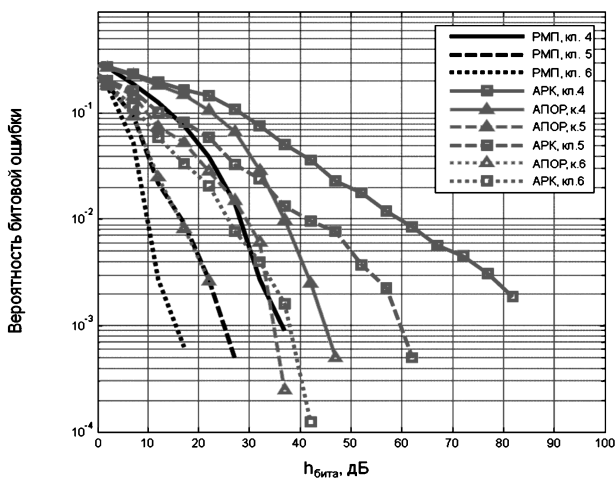


Рис. 4. Помехоустойчивость MAC 4x4 для трасс средней дальности при КАМ4

Данные по требуемым значениям h_b [дБ] для обеспечения вероятности ошибки воспроизведения брутто бита 1% для всех рассматриваемых алгоритмов КЛД, классов трасс и кратностей КАМ сведены в табл. 4. (В числителе дробей для MAC 2x2, а в знаменателе для MAC4x4). Здесь прочерком отмечены поля, для которых получение результатов затруднено чрезмерной вычислительной сложностью. Значения h_b , превосходящие 100 дБ, отмечены восклицательным знаком.

Анализ результатов моделирования

Приведенные результаты свидетельствуют о разнонаправленном действии различных характеристик сети и трассы распространения. При оценке влияния этих факторов будем пользоваться данными табл. 4, относящимися к РМП; в тех случаях когда таких данных нет, будем заменять их показателями того КЛД, который в данных условиях является наилучшим.

Естественно, что увеличение дальности связи снижает помехоустойчивость. Но тот факт, что малая многолучевость, даже при малой дальности, приводит к низкой помехоустойчивости уже не является столь тривиальным. Между тем, самую высокую помехоустойчивость при $N = 2$ демонстрирует третий класс трасс, который соответствует малой дальности и сильной многолучевости. Вообще, при малой многолучевости, помехоустойчивость оказывается весьма низкой при любой длине трассы. Если именовать трассы с $h_b > 30 - 40$ дБ (первое значение для КАМ4, второе – для КАМ 16-64), то окажется, что почти все трассы с малой многолучевостью оказываются тяжелыми.

Что касается кратности манипуляции, то в соответствии с данными табл. 4, с её ростом помехоустойчивость на нетяжелых трассах умеренно падает, аналогично тому, как это имеет место на трассах SISO (от $n = 4$ до $n = 64$ на 8-10 дБ). Для тяжелых трасс наблюдаются и значительно большие снижения помехоустойчивости.

Следует еще обратить внимание на влияние числа N используемых антенн на эффективность V-BLAST. На нетяжелых трассах различие помехоустойчивости для $N = 2$ и $N = 4$ невелики (несколько дБ), на тяжелых – вариант с $N = 4$ значительно проигрывает варианту с $N = 2$.

Перейдем теперь к сравнению помехоустойчивости, обеспечиваемой различными алгоритмами КЛД. Идеальный алгоритм (РМП) служит при этом лишь для оценки потерь, возникающих при других алгоритмах. Анализ приведенных данных показывает, что такое сравнение имеет смысл проводить отдельно для случая использования созвездия равных по мощности радиосигналов (КАМ4) и различающихся по мощности (КАМ16-64). Обозначим эти случаи аббревиатурами СРВМ и СРЗМ соответственно.

При СРВМ наилучшие результаты даёт АПОР; по сравнению со следующим по эффективности алгоритмом (ИПМСКО) он для $N = 2$ даёт выигрыш всего

Таблица 4

Класс трассы	Модуляция	РМП	АПОР	АРК	ИП МСКО	ИП ПСД	ПСД	МСКО
1 (МДМЛ)	КАМ4	18.6/13	19.2/20	22.7/34,5	20.5/41	23/49	25/53	23/45
	КАМ16	23.5/-	28/54,5	29/55	26.6/49	27/53	29/55	29/55
	КАМ64	28/-	31.5/58,5	32/59	30.5/57	31/57	31.8/59	31.8/59
2 (МДСЛ)	КАМ4	13.5/12	16.5/17	20/26	19/32	21/39	24.6/45	21/39
	КАМ16	19/-	28/47,5	28.5/47	25/43	27/44	28/47	26/45
	КАМ64	23.5/-	32/52	32/53	29.6/49	29/49	32/52	30.5/50
3 (МДБЛ)	КАМ4	9/9	9.5/12	13.5/15	11.5/16	13/25	18/27	15.5/19
	КАМ16	13.5/-	21/29	21.5/29	18/26,5	19/28	22/29	20/27
	КАМ64	18.5/-	25/33	26/34	22.8/32,5	22/32	25/33	23.8/33
4 (СДМЛ)	КАМ4	32/28	32/37	33.5/60	34.8/63	35/91	39.5/!	35.6/92
	КАМ16	37/-	43/!	43/!	40/87	40/98	43/!	41.5/100
	КАМ64	42/-	46/!	46/!	45/97	45/!	46/!	45.2/!
5 (СДСЛ)	КАМ4	12/16,5	15/28,5	19.5/41	19/50	23/67	25/71	21.5/60
	КАМ16	17/-	27.5/73	27.5/72,5	25.5/64	26/70	27.5/73	27/70
	КАМ64	22.6/-	31.5/77	31.5/77,5	30/70	31/76	31.5/77	30.8/74
6 (СДБЛ)	КАМ4	9.7/10	12.5/16	16.5/26	14/30	18.5/40	22/43	19.4/37
	КАМ16	16/-	24.5/46,5	24.5/46,5	21.5/42	23/44	24.5/47	24/42
	КАМ64	21.5/-	28/48,5	28/50	27/49	27/49	28/49	27.6/49
7 (БДМЛ)	КАМ4	39.5/45	47/80	54/!	53.5/!	58/!	59/!	56/!
	КАМ16	43/-	58.5/!	59/!	59.5/!	61/!	60/!	60/!
	КАМ64	49.5/-	65/!	65/!	64/!	64/!	65/!	65/!
8 (БДСЛ)	КАМ4	15/27	30/67	38/89	36.5/!	43.5/!	44/!	41/!
	КАМ16	23/-	46/!	47/!	44.5/!	45.5/!	47/!	46/!
	КАМ64	30/-	50.5/!	50.5/!	49/!	49/!	50.5/!	50/!
9 (БДБЛ)	КАМ4	15/25	27.5/49	35/75	33/87	36.5/96	40/99	37/90
	КАМ16	23/-	43/!	43.5/!	40/99	40/!	43.5/!	42/!
	КАМ64	29.5/-	46.5/!	47/!	44.5/!	45.5/!	47/!	46/!

Таблица 5

КлД манипуляция	РМП	АПОР	АРК	ПСД
КАМ4 (ФМ4)	9	9,5	13,5	18
ФМ8	12	15	20	22
ФМ16	15	17,5	23	25
КАМ16	13,5	21	21	22

несколько дБ. Однако, для $N = 4$ выигрыш оказывается значительно большим, иногда 20 дБ и более. На нетяжелых трассах АПОР проигрывает идеальному КлД до 3 дБ.

При переходе к СРЗМ у всех рассматриваемых методах КлД эффективность резко падает, причем в этой ситуации АПОР может проигрывать ИП МСКО несколько дБ. Отрицательное влияние использования сигналов различной мощности на эффективность некоторых алгоритмов КлД в сетях V-BLAST побудило авторов предпринять специальное рассмотрение этого вопроса, результаты которого изложены в следующем пункте.

Влияние изменения мощности сигналов при манипуляции

В варианте V-BLAST по отношению к сигналам, излучаемым данным передатчиком, сигналы других передатчиков выступают как помехи. Естественно, поэтому, что сигналы минимальной мощности оказываются в особо неблагоприятных условиях, что и определяет существенное увеличение средней вероятности ошибки при прочих равных условиях. В связи с этим представляется, что в сетях V-BLAST предпочтительными должны оказаться методы манипуляции, сохраняющие мощность радиосигналов неизменной.

Следует, однако, отметить, что требование постоянства мощности ограничивает «плотность укладки» точек сигнального созвездия и приводит, поэтому, к менее эффективным сигналам. При выборе метода манипуляции в сетях V-BLAST должны учитываться обе указанные тенденции, причем заранее не ясно какая из них окажется преобладающей. Чтобы получить ответ на этот вопрос, было проведено аналогичное выше описанному моделирование, но для методов манипуляции ФМ8 и ФМ16, при которых мощности радиосигналов остаются постоянными. Соответственно были скорректированы используемые для моделирования программы. Объем моделирования был относительно небольшим. Его результаты сведены в табл. 5, где приведены значения \hat{h}_b , соответствующие вероятности ошибки на брутто бит 10^{-2} для трасс 3-го класса.

Из этой таблицы следует, что хотя потенциально (т.е. при РМП) КАМ16 в сетях V-BLAST всё-таки несколько эффективнее ФМ16, но при использовании АПОР заметно более эффективной оказывается ФМ16.

В заключение настоящей статьи авторы выражают глубокую благодарность за полезные консультации и обсуждения результатов настоящей работы д.ф.-м.н, проф. Немировскому А. С.

Литература

1. Мухин И.А., Немировский М.С., «Анализ условий эффективного функционирования многоантенных систем передачи информации с пространственным мультиплексированием», журнал ОАО «Радиофизика», Радиолокация и связь, №12, 2011, выпуск 168, с.7-14.
2. P. van Rooyen, M. Lotter and Danie van Wyk. Space-Time Processing for CDMA Mobile Communications. – NY, Kluwer Academic Publishes, 2000.
3. Castoldi, P. Multiuser Detection in CDMA Mobile Ter-

minals, London, Artech House, 2002.

4. Verdu, S. Multiuser Detection. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1998.

5. <http://cvxr.com/cvx/doc/solver.html>, сайт доступен 09.03.2013.

6. Маврычев Е.А., Итерационное квазиоптимальное различение сигналов в ММО-системе с пространственно-коррелированным шумом, материалы IV Всероссийской конференции «Радиолокация и радиосвязь» – ИРЭ РАН, 29 ноября – 3 декабря 2010 г.

7. Кричигин А.В., Маврычев Е.А., Итерационный декодер максимального правдоподобия пространственно-временных блочных кодов на фоне пространственно-коррелированного шума, Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского, №5 (3), 2011, с.226-231

DEMODULATION OF V-BLAST SPATIALLY MULTIPLEXED RADIO SIGNALS WITH HIGHER-ORDER MODULATIONS

Mukhin I.A., Nemirovskiy M.S.

In this article a comparison of different demodulation methods for V-BLAST signals with higher-order modulations was performed depending on conditions of radio wave propagation. Based on model of real radio wave propagation (which was proposed by authors earlier [1]) all channels were classified. Using MATLAB modeling performance evaluation was performed for each propagation conditions and for each receiver including relatively little studied relaxation methods. The focus was on QAM schemes. Specific research was performed for multiple PSK. It is shown that difference in power of used radio signals from constellation affects the performance of V-BLAST demodulation.

Научное направление: Теория и методы цифровой обработки сигналов. Техническая реализация систем обработки сигналов

Секция 2: Теория и методы цифровой обработки сигналов

В работах, проводимых по данному базовому направлению теоретических исследований, закладываются фундаментальные основы построения систем ЦОС. Как показывает анализ представленных докладов, исследования российских ученых ведутся по всем основным направлениям развития мировой науки в области информационных технологий реального времени, а именно: цифровой фильтрации, многоскоростной обработки и вейвлет-преобразования, частотно-временной обработки и спектрального анализа, теории быстрых алгоритмов ЦОС, оптимальной и адаптивной обработки сигналов и нелинейной фильтрации.



По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Модернизированный метод диагональной инверсии при синтезе вейвлетов для непрерывного вейвлет-преобразования. Автор – Степанов А.Б., аспирант Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. М.А. Бонч-Бруевича.

2. Исследование возможности применения модифицированного дискретного косинусного преобразования с деформацией частотной оси для построения слухового аппарата. Автор – Вашкевич М.И., аспирант Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

3. Метод аппроксимации эллипса. Автор – Ботвиненко А.А., ведущий инженер ИПУ РАН.

МЕТОДЫ И АППАРАТУРА ДЕКОДИРОВАНИЯ БЛОКОВЫХ КВАЗИЦИКЛИЧЕСКИХ НИЗКОПЛОТНОСТНЫХ КОДОВ

Кравченко А.Н., к.т.н., проектировщик систем Ubiso GmbH, Germany, e-mail: alexander.kravtchenko@ubiso.com

Ключевые слова: низкоплотностные коды, декодирование, BQC-LDPC коды, архитектура декодера.

BQC-LDPC коды: основные определения

Во всех выше перечисленных стандартах используются блочные квазициклические низкоплотностные (BQC-LDPC) коды. BQC-LDPC код определяется базовой матрицей \mathbf{H}_b размерности $\mathbf{M}_b \times \mathbf{N}_b$, где \mathbf{N}_b – число блок столбцов и \mathbf{M}_b – число блок строк с

$$\mathbf{M}_b = M / z \quad \mathbf{N}_b = N / z, \quad \text{где } M$$

определяет число проверочных уравнений, N равно длине кодового слова. Параметер z определяет размерность квадратной перестановочной матрицы \mathbf{A}_{ij} , имеющий вес 1, как для строк так и для столбцов. Перестановочная матрица получается вследствие сдвига единичной матрицы, в которой каждая последующая строка является циклическим сдвигом вправо на одно место предыдущей строки. Индекс сдвига определяет позицию «1» в первой строке матрицы. Вся базовая матрица состоит из перестановочных матриц с различными индексами сдвига и нулевых матриц. Каждая нулевая матрица также есть квадратная матрица размерности $z \times z$. Табл. 1 для примера иллюстрирует проверочную матрицу LDPC кода с кодовой скоростью $R = 7/8$ для стандарта WPAN (IEEE 802.15.3c), где индекс -1 определяет нулевую перестановочную матрицу (матрица состоит из одних нулей), индекс 0 определяет единичную матрицу, все остальные матрицы, входящие в базовую матрицу, являются перестановочными матрицами.

Базовую матрицу можно также представить как матрицу, содержащую \mathbf{M}_b групп проверочных узлов (CNG) и \mathbf{N}_b групп символьных узлов (SNG). Каждая перестановочная матрица занимает определенное положение в базовой матрице. Например, перестановочная матрица $\mathbf{A}_{3,31}$ находится в третьей группе проверочных узлов и занимает позицию 3 в 31 группе символьных узлов с соответствующим индексом сдвига, равном 10. Фиксированное положение перестановочных матриц и их ин-

Преимуществами структурированных квазициклических низкоплотностных (QC-LDPC) кодов по сравнению со случайными LDPC кодами являются: линейное время кодирования, простая структура аппаратуры декодера, основанная на циклических сдвигающих регистрах, низкие требования к памяти для хранения проверочных матриц и хорошие показатели коррекции ошибок. В настоящее время QC-LDPC коды широко используются в стандартах цифрового вещания - DVB-S2/T2/C2, в стандартах систем связи и коммуникаций - WiMax (IEEE 802.16e), WLAN (IEEE 802.11n), WPAN (IEEE 802.15.3c), ITU-G.9960, MBWA (IEEE 802.20), WRAN (IEEE 802.22). Для беспроводных систем связи QC-LDPC коды привлекают значительное внимание, поскольку облегчают аппаратную реализацию проверочных матриц и тем самым позволяют легко регулировать длину кода и скорость кодирования.

дексов существенно упрощает аппаратуру управления декодера, а циклическая структура кода значительно снижает сложность декодирования BQC-LDPC кода.

Алгоритмы декодирования BQC-LDPC кодов и архитектуры декодеров

LDPC коды могут декодироваться различными методами, а именно: мажоритарным методом (majority - logic), методом с перевертыванием бита (bit - flipping), взвешенным методом с перевертыванием бита, а также итеративными вероятностными методами, обладающими наиболее высокой эффективностью декодирования (ЭД) по сравнению с другими методами. Широко в практике декодирования LDPC кодов используются двухфазный алгоритм декодирования (TPMPA) [1], его модификации [2-4] и метод послыного декодирования. В литературе этот метод имеет различные названия: layered decoding (LDA), staggered decoding (SDA), turbo-decoding message-passing decoding алгоритм (TDMPA). Основными преимуществами LDA алгоритма декодирования LDPC кодов по сравнению с TPMPA алгоритмом являются следующие:

– декодер, спроектированный при использовании этого алгоритма, требует меньшего объема памяти чем стандартный декодер, реализующий стандартный двухфазный метод декодирования;

Таблица 1. Проверочная матрица LDPC кода с кодовой скоростью $R = 7/8$

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
0	18	6	5	7	18	16	0	10	2	3	6	10	16	9	0	20	7	9	5	4	12	4	4	4	10	19	5	10	-1	-1	-1
5	0	18	6	0	7	18	16	6	10	2	3	0	10	16	9	5	20	7	9	4	4	12	4	5	4	10	19	19	10	-1	-1
6	5	0	18	16	0	7	18	3	6	10	2	9	0	10	16	9	5	20	7	4	4	4	12	19	5	4	10	17	19	10	-1
18	6	5	0	18	16	0	7	2	3	6	10	16	9	0	10	7	9	5	20	12	4	4	4	10	19	5	4	7	17	19	10

– эффективность декодирования и скорость сходимости алгоритма существенно выше, чем у ТРМРА (алгоритм выполняет меньше итераций для достижения равной эффективности декодирования).

Основы метода были заложены в [5] и далее получили развитие в работах [6-7]. Модифицируем данные методы для декодирования ВQC-LDPC кодов и исследуем эффективность декодирования и скорость сходимости модифицированных алгоритмов.

ТРМДА алгоритм декодирования ВQC-LDPC и архитектура декодера

Алгоритм декодирования

Для декодирования ВQC-LDPC кода используем ТРМДА алгоритм, модифицированный следующим образом.

1. Инициализировать матрицу сообщений \mathbf{E} канальной информацией λ . Алгоритм инициализации будет пояснен ниже.

2. Для k -ой итерации

for $m = 1, 2, \dots, \mathbf{N}_b$ *do* {Первая фаза}

$$\vec{S} = \vec{\lambda}_m$$

for $n = 1, 2, \dots, dv$ *do* {параметер dv определяет число ненулевых перестановочных матриц в блоке столбцов, $n = p_q$, $q = 1, 2, \dots, \mathbf{M}_b$, p_q определяет положение перестановочной матрицы в текущем блоке}

$$\vec{R}_n = \vec{E}_{m,n}^{(k-1)} \quad \{\rightarrow \text{обозначает вектор сообщений размерности } z\}$$

$$\vec{S} = \vec{S} + \vec{R}_n$$

end for

for $j = 1, 2, \dots, z$ *do*

if ($S_j > 0$) $c_{m,j} = 1$ *else* $c_{m,j} = 0$ {жесткое решение для двоичного вектора}

for $n = 1, 2, \dots, dv$ *do*

$$Q_{n,j} = S_j - R_{n,j} \quad \{\text{вычисление внутренних (intrinsic) сообщений}\}$$

end for

end for

for $n = 1, 2, \dots, dv$ *do*

$$\vec{E}_{m,n}^{(k)} = \vec{Q}_n \quad \{\text{обновление сообщений}\}$$

end for

end for {конец первой фазы}

for $l = 1, 2, \dots, \mathbf{M}_b$ *do* {Вторая фаза}

for $n = 1, 2, \dots, dc$ *do* {параметер dc определяет число ненулевых перестановочных матриц в блоке строк, $n = p_q$, $q = 1, 2, \dots, \mathbf{N}_b$, p_q определяет положение перестановочной матрицы в текущем блоке}

$$\vec{Q}_n = [\vec{E}_{l,n}^{(k-1)}]^{S(n)} \quad \{S(n) \text{ есть индекс сдвига для } n\text{-ой перестановочной матрицы в блоке } l, \rightarrow \text{обозначает вектор сообщений размерности } z\}$$

end for

for $j = 1, 2, \dots, z$ *do*

for $n = 1, 2, \dots, dc$ *do*

$$R_{n,j} = f(Q_{n,j}) \quad \{\text{функция } f() \text{ определяет один из возможных методов вычисления (extrinsic) внешних сообщений}\}$$

end for

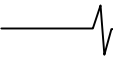
end for

for $n = 1, 2, \dots, dc$ *do*

$$\vec{E}_{l,n}^{(k)} = [\vec{R}_n]^{S(n)} \quad \{\text{обновление сообщений}\}$$

end for

end for *do* {конец второй фазы}



3. Проверить кодовое слово на условие – $\hat{c}N^T = 0$. Если условие удовлетворяется или число итераций равно максимальному лимиту, то декодирование прекращается, иначе $k = k + 1$ и переход к шагу 2.

Архитектура декодера

Архитектура декодера (рис. 1) включает следующие основные компоненты:

1. Постоянную память для хранения параметра dc , определяющего число ненулевых перестановочных матриц в слое (блок строке), номера слоя в базовой матрице, индексов сдвига перестановочных матриц, а также их местоположение в слое. Для примера определим размерность памяти для хранения параметров базовой матрицы LDPC кода, имеющего кодовую скорость, равную $R = 7/8$ (табл. 1). Для кодирования параметра dc требуется 6 бит, для кодирования слоя 2 бита, для кодирования индекса сдвига 5 бит и для кодирования местоположения перестановочной матрицы в слое – 5 бит. Все выше перечисленные параметры кодируются одной строкой в памяти, содержащей 18 бит. Параметры первого слоя содержатся в 29 строках. В общей сложности для хранения базовой матрицы требуется $29+30+31+32=122$ строки. Аналогичным образом рассчитываются потребности в памяти для других базовых матриц кода. Постоянная память состоит из трех сегментов (три кодовых скорости для рассматриваемого стандарта), каждый из которых содержит сведения о базовой матрице. Каждый сегмент имеет определенный стартовый адрес.

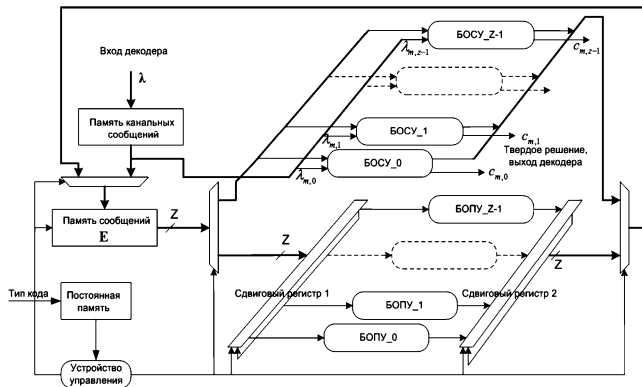


Рис. 1. Архитектура декодера с двухфазным алгоритмом декодирования

2. Оперативную память для хранения, считывания и записи сообщений во время декодирования (E память). Размерность памяти равна числу ненулевых перестановочных матриц, содержащихся в базовой матрице, умноженному на ширину LLR_WORD слова. Например, для кода с кодовой скоростью $R = 7/8$ (табл. 1) требуемый объем памяти равен $122 * LLR_WORD$ слов, где $LLR_WORD = Z * LLR$. Каждое LLR значение (размерность одного сообщения) представлено 6 битами. Во время процесса инициализации памяти, каналные сообщения записываются способом, поясненным на рис. 2. Канальные сообщения записываются символическими (SNG) группами, в зависимости от параметра dv , который определяет степень символической группы. E память свя-

зана с блоками обработки проверочных (БОПУ) и символических узлов (БОСУ) через соответствующий мультиплексер/демультиплексер.

3. Память канальных сообщений. Размерность памяти равна $N_b * LLR_WORD$ слов.

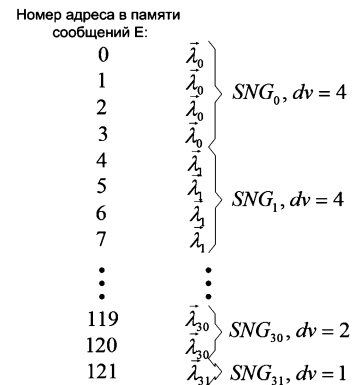


Рис. 2. Процесс инициализации E памяти канальной информацией

4. Блок обработки проверочных узлов (БОПУ). В состав декодера входят z БОПУ блоков. Все блоки обрабатывают сообщения параллельно во времени. Вычисление внешних сообщений производится следующим образом. В соответствии с группой проверочных узлов базовой матрицы N_b из E памяти считывается последовательно dc LLR_WORD слов. Например, для первой проверочной группы, в соответствии с базовой матрицей, считываются сообщения с адресами – 0,4,8,..., 108, 112. Каждое LLR_WORD слово, считываемое из памяти, сдвигается в сдвиговом регистре 1 в соответствии с его индексом сдвига, считываемым из постоянной памяти. После считывания dc сообщений в каждом БОПУ блоке находится по 29 LLR значений. Затем каждый блок обрабатывает полученные LLR значений в соответствии с определенной методикой вычисления внешних сообщений (в данной работе для вычислений используется метод [8]). Вычисленные $29 * z$ внешних (обновленных) сообщений в виде LLR_WORD слов последовательно сдвигаются в соответствии с их индексами сдвига и записываются в E память в соответствии с адресами, равными адресам считывания. На этом процесс вычисления внешних сообщений и записи обновленных LLR значений в E память заканчивается.

5. Блок обработки символических узлов (БОСУ) (рис. 3). В состав декодера входят z БОСУ блоков. Все блоки обрабатывают сообщения параллельно во времени. Вычисление внутренних сообщений производится следующим образом. В соответствии с группой символических узлов базовой матрицы из E памяти считывается последовательно dv LLR_WORD слов. Например, для первой символической группы, в соответствии с базовой матрицей, считываются слова с адресами – 0,1,2,3. После считывания сообщений в каждом БОСУ блоке находится по 4 LLR значения. Затем каждый блок обрабатывает полученные LLR значений (процесс обработки поясняет схема блока, изображенного на рис. 3). Вычисленные сооб-

щения в виде «LLR_WORD» слов записываются в E память в соответствии с адресами, равными адресам считывания. На этом процесс вычисления внутренних сообщений и записи обновленных LLR значений в E память заканчивается.

В зависимости от типа кода, декодируемого декодером, из постоянной памяти считывается сегмент управляющих сигналов, предназначенных для управления всех блоков, входящих в декодер.

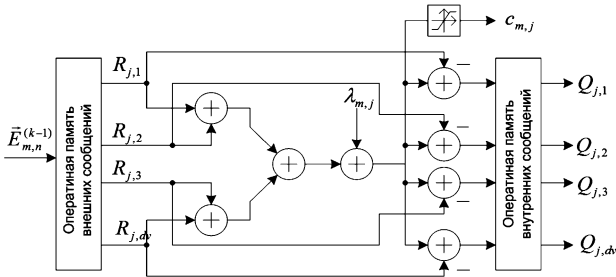


Рис. 3 Блок обработки символьных узлов (БСУ)

LDA алгоритм декодирования BQC-LDPC и архитектура декодера
Алгоритм декодирования

Для декодирования BQC-LDPC кода используем LDA алгоритм [6-7], модифицированный следующим образом. В LDA алгоритме проверочную матрицу BQC-LDPC кода можно рассматривать как каскадное соединение нескольких блок строк или слоёв, число которых равно M_b . Основная особенность LDA алгоритма заключается в том, что после того как закончится вычисление внутренних сообщений Q для текущего слоя, эти сообщения немедленно используются для вычисления

внешних сообщений R и обновления апостериорных сообщений Λ . Обновленные Λ сообщения используются для вычисления внутренних сообщений следующего слоя и т.д.

Каждая итерация декодирования в алгоритме состоит из M_b числа подитераций. В начале процесса декодирования вектор Λ сообщений инициализируется вектором канальных сообщений λ и используется далее для обработки проверочных узлов первого ряда блоков (первой группы проверочных узлов). В процессе вычисления внешних сообщений R вычисленные внутренние сообщения Q используются «на лету», без запоминания в памяти. После завершения обработки первого блока строк апостериорные сообщения Λ обновляются на основе внутренних и внешних сообщений. На этом заканчивается первая подитерация. Во время обработки второй группы проверочных узлов (второго блока строк) сразу же используются апостериорные сообщения от предыдущей подитерации (апостериорные сообщения, вычисленные для первого блока строк). Аналогичным образом обрабатываются все группы проверочных узлов, входящих в базовую матрицу. С завершением обработки последнего блока строк/слоя (последней подитерации) проверочной матрицы завершается первая итерация итеративного декодирования.

Послойный алгоритм декодирования для BQC-LDPC кодов включает следующие основные шаги.

1. Инициализация

Для итерации $k = 0$ положить все значения $\vec{R}_{l,n} = 0$ и $\vec{\Lambda}_q^{(0)} = 2 * \vec{\lambda}_q / \delta^2$ для $q = 1, 2, \dots, N_b$

2. Для k - ой итерации

for $l = 1, 2, \dots, M_b$ do {цикл для подитерации}

for $n = 1, 2, \dots, dc$ do {параметер dc определяет число ненулевых перестановочных матриц в текущем слое, $n = p_q, q = 1, 2, \dots, N_b, p_q$ определяет положение перестановочной матрицы в текущем слое}

$$\vec{Q}_{l,n}^{(k)} = [\vec{\Lambda}_{l,n}^{(k-1)}]^{S(n)} - \vec{R}_{l,n}^{(k-1)} \quad \{S(n) \text{ есть индекс сдвига для } n\text{-ой перестановочной матрицы в слое } l, \rightarrow \text{обозначает вектор сообщения размерности } z \}$$

end for

for $j = 1, 2, \dots, z$ do {вычисление внешних сообщений}

for $n = 1, 2, \dots, dc$ do

$$\vec{R}_{n,j}^{(k)} = f(\vec{Q}_{n,j}^{(k)}) \quad \{\text{функция } f() \text{ определяет один из возможных методов вычисления внешних сообщений}\}$$

end for

end for

for $n = 1, 2, \dots, dc$ do {обновление Λ_j (a posteriori) сообщений}

$$\vec{\Lambda}_n^{(k)} = [\vec{Q}_{l,n}^{(k)} + \vec{R}_{l,n}^{(k)}]^{S(n)} \quad \{\text{Первая операция сложения, потом циклический сдвиг результата в соответствии с индексом сдвига } S(n)\}$$

end for

end for do {конец цикла для подитераций}

3. Проверить кодовое слово $\hat{c} = [\hat{c}_0, \dots, \hat{c}_{n-1}]$ for $j = 0, \dots, N_b * z - 1$ где $\hat{c}_j = 1$ если $\Lambda_j^{(k)} > 0$, иначе $\hat{c}_j = 0$.

Если $\hat{c} \mathbf{H}^T = 0$ или число итераций равно максимальному лимиту то стоп, иначе $k = k + 1$ и переход к шагу 2.

Архитектура декодера

Архитектура декодера (рис. 4) включает следующие основные компоненты.

1. Постоянную память. Структура и объем постоянной памяти LDA декодера аналогичны структуре и объему постоянной памяти TPMDA декодера.

2. Оперативную память для хранения, считывания и записи апостериорных сообщений (Λ память). Размерность памяти равна $N_b * LLR_WORD$ слов. Твердое решение декодера (двоичный вектор декодированного кода) выполняется при обработке апостериорной информации, считываемой из Λ памяти, и является выходом декодера только тогда, когда выполняется условие $\hat{c} \mathbf{H}^T = 0$.

3. Декодер, включающий в себя z вычислительных блоков для вычисления внешних сообщений \mathbf{R} . Структуру вычислительного блока поясняет рис. 5. Предыдущие внешние сообщения считываются из памяти \mathbf{R} , вычитаются из предыдущих апостериорных сообщений и, как новые внутренние сообщения \mathbf{Q} , вводятся в элемент FIFO для определенной задержки, пока новые внешние сообщения не будут вычислены в блоке вычисления функции $f(\vec{Q}_{n,j}^{(k)})$. Новые внешние \mathbf{R} сообщения и задержанные новые внутренние сообщения \mathbf{Q} используются для вычисления новых апостериорных сообщений. Вычисленные внешние сообщения запоминаются в памяти внешних сообщений. Для вычисления внешних сообщений в блоке вычисления функции $f(\vec{Q}_{n,j}^{(k)})$ могут использоваться различные методы. Выбор метода зависит от требуемой эффективности декодирования и ограничений на аппаратные затраты [4].

4. Оперативную память для хранения, считывания и записи внешних сообщений (\mathbf{R} память). Память делится на z автономных модулей, каждый из которых связан со своим вычислительным блоком. Размерность модуля памяти зависит от метода вычисления сообщений (без упрощений) для запоминания вычисленных значений требуется $M_b * dc * LLR$ элементов памяти (включая знак каждого сообщения). При упрощенном вычислении внешних значений, например при использовании метода Min-Sum [4], требования к памяти уменьшаются. Так, вместо запоминания $dc * LLR$ элементов для одного слоя, требуется запомнить dc знаков для каждого сообщения, входящего в слой, два значения LLR с минимальными значениями и положение первого минимума в слое.

5. Сдвиговые регистры, предназначенные для сдвига апостериорных сообщений в соответствии с индексом

сами сдвига, считываемыми с постоянной памяти. В зависимости от типа кода, декодируемого декодером, из постоянной памяти считывается сегмент управляющих сигналов, предназначенных для управления всех блоков, входящих в декодер.

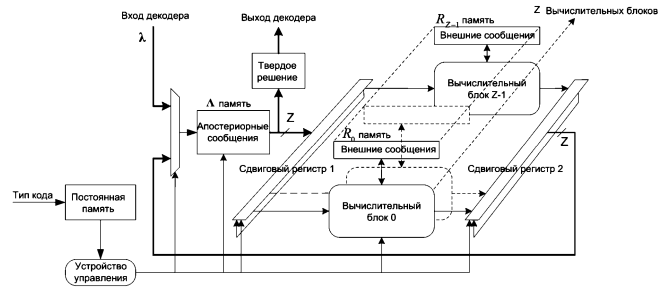


Рис. 4. Архитектура декодера с послыльным алгоритмом декодирования

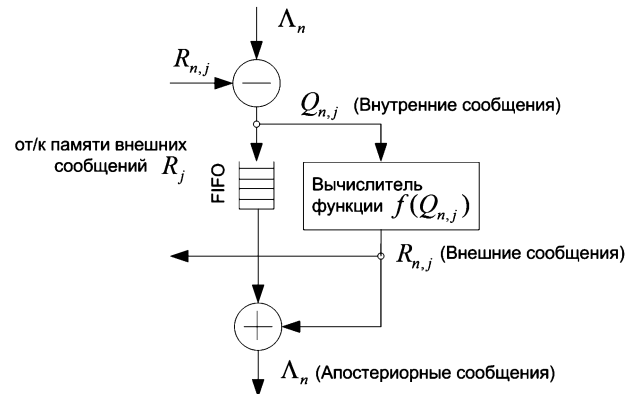


Рис. 5. Структура вычислительного блока

Результаты моделирования эффективности декодирования и скорости сходимости TPMDA и LDA декодирующих алгоритмов

В настоящей работе представлены результаты моделирования LDPC кодов стандарта «WPAN» с кодовыми скоростями $R = 1/2, 3/4$ и $7/8$. Данные коды являются нерегулярными, блоковыми квази-циклическими низкоплотными кодами с длиной кода равной 672 бит. При моделировании декодеров использовалась арифметика с фиксированной запятой. Для представления мягких решений (LLR значений) демодулятора и сообщений внутри декодера использовалась прямая код с числом разрядов $b = 6$. При вычисления внешних сообщений в функции $f(\vec{Q}_{n,j}^{(k)})$ использовался алгоритм [8].

На рис. рис. 6, 8 и 10 представлены результаты исследования эффективности декодирования декодеров при различных скоростях кода. Следует отметить, что LDA декодер показывает улучшенный выигрыш от кодирования (coding gain) по сравнению с TPMDA декодером в области высокого отношения сигнал-шум при низком значении итераций, выполняемых декодером (5 итераций). Данная особенность декодера может быть использована в высокопроизводительных декодерах, когда число итераций должно быть минимальным. Наиболее высокий выигрыш от кодирования, при различном числе итераций, показывает LDA декодер для кода с кодовой скоростью $R = 1/2$. Следует также отметить, что с увеличением числа итераций выигрыш от кодирования умень-

шается для обоих декодеров (увеличение числа итераций незначительно изменяет эффективность декодирования), особенно для кодов с высокой кодовой скоростью.

ски сравнима со скоростью сходимости TPMDA алгоритма при высоких кодовых скоростях.

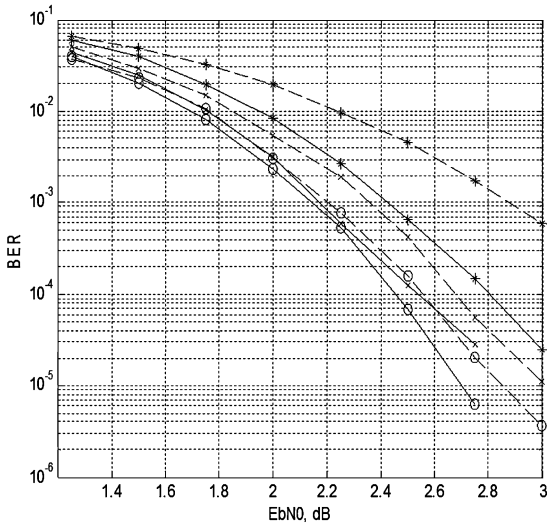


Рис. 6. Эффективность TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) декодеров для кодовой скорости $R = 1/2$ при числе итераций: * - 5 итераций; x - 10 итераций; o - 15 итераций

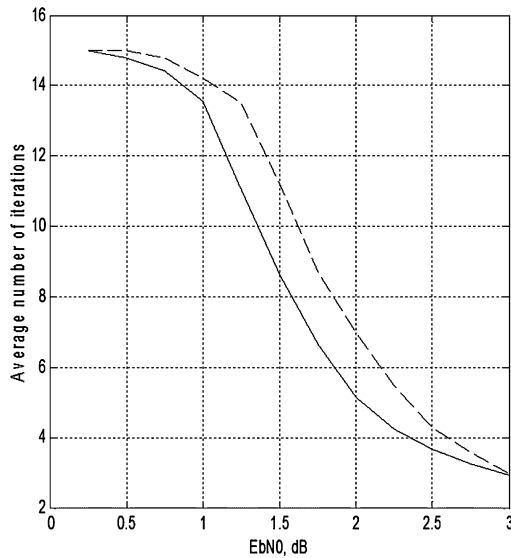


Рис. 7. Скорости сходимости декодирования TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) алгоритмов для кодовой скорости $R = 1/2$ при числе итераций равном 15

На рис. рис. 7, 9 и 11 представлены результаты исследования скорости сходимости декодирующих TPMDA и LDA алгоритмов. Под скоростью сходимости алгоритма понимается среднее число итераций, необходимых для достижения определенной эффективности декодирования. Скорость сходимости декодирующих алгоритмов моделировалась при условии, что все коды декодировались с максимальным числом итераций, равном 15.

Анализ результатов моделирования показывает, что скорость сходимости LDA алгоритма значительно лучше, чем TPMDA алгоритма при низких кодовых скоростях. Скорость сходимости LDA алгоритма уменьшается по мере увеличения кодовой скорости кода и практиче-

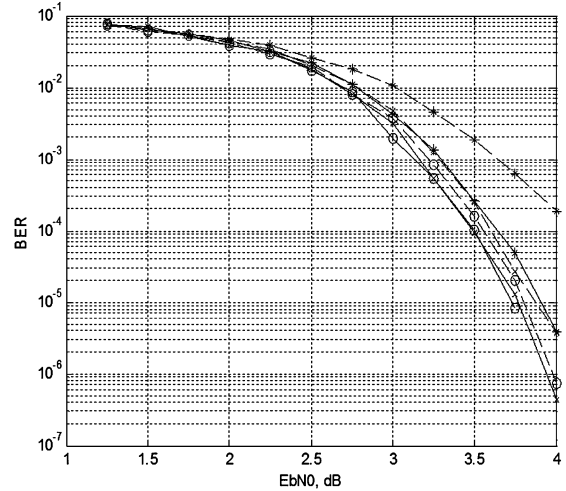


Рис. 8. Эффективность TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) декодеров для кодовой скорости $R = 3/4$ при числе итераций: * - 5 итераций; x - 10 итераций; o - 15 итераций

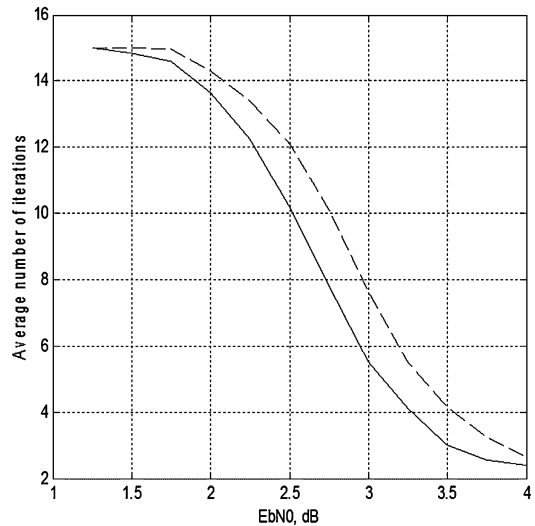


Рис. 9. Скорости сходимости декодирования TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) алгоритмов для кодовой скорости $R = 3/4$ при числе итераций равном 15

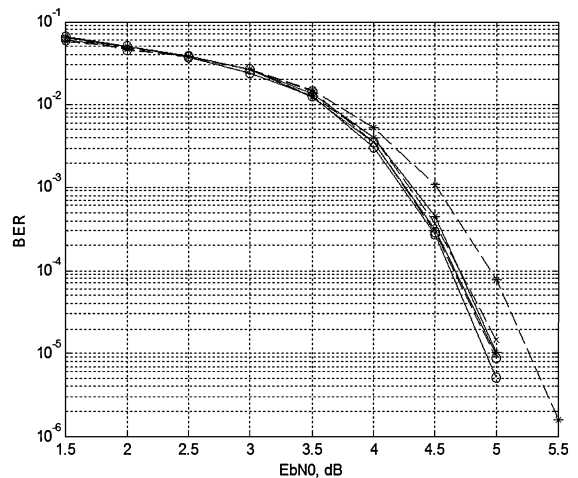


Рис. 10. Эффективность TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) декодеров для кодовой скорости $R = 7/8$ при числе итераций: * - 5 итераций; x - 10 итераций; o - 15 итераций

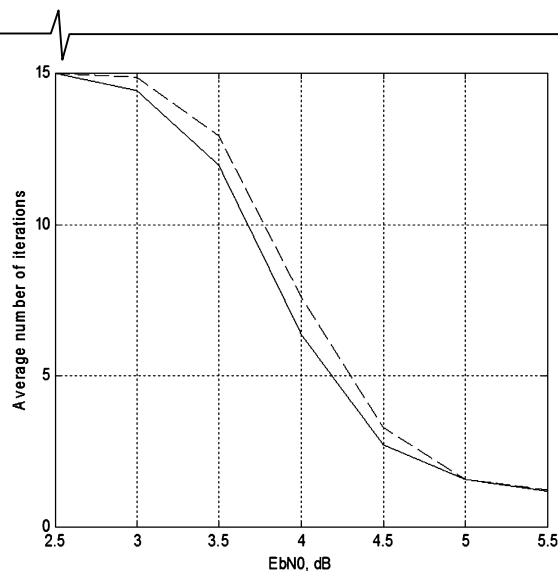


Рис. 11 Скорости сходимости декодирования TPMDA (--- линия) и LDA (— линия) алгоритмов для кодовой скорости $R = 7/8$ при числе итераций равном 15

В заключение оценим объемы оперативной памяти, необходимые при реализации и декодеров.

TPMDA декодер

1. E память, необходимая для записи, хранения и считывания сообщений равна $E * LLR_WORD$ слов, где E параметр определяет число ненулевых перестановочных матриц в базовой проверочной матрице. Например, для кода с кодовой скоростью $7/8$ объем равен $122 * LLR_WORD$ слов.

2. Память канальных сообщений равна $N_b * LLR_WORD$ слов.

3. Каждый блок обработки проверочных узлов (БОПУ) требует $dc_{max} * LLR$ элементов памяти и каждый блок обработки символьных узлов (БОСУ) требует $(dv_{max} + 1) * LLR$ элементов памяти, где dc_{max} есть максимальная степень группы проверочных узлов и dv_{max} есть максимальная степень группы символьных узлов в базовой матрице.

LDA декодер

1. Память для записи, хранения и считывания внешних сообщений R состоит из z модулей. Каждый модуль

включает $dc_{max} * M_B * LLR$ элементов памяти. В общем все модули включают $dc_{max} * M_B * LLR * z = dc_{max} * M_B * LLR_WORD$ элементов памяти. Например для кода с кодовой скоростью $7/8$ объем равен $32 * 4 = 128 LLR_WORD$ слов.

Размерности E и R памяти практически соизмеримы.

2. Память апостериорных сообщений λ равна $N_b * LLR_WORD$ слов.

3. Каждый вычислительный блок требует $dc_{max} * LLR$ элементов памяти и один элемент задержки (FIFO) с глубиной равной dc_{max} .

Литература

1. D.J.C. MacKay and R.M. Neal, «Near Shannon limit performance of low density parity check codes», Electronics Letters, vol. 33, no. 6, pp. 457-458, 13 March 1997.
2. X-Y Hu, E. Eleftherior, D-M. Arnold, and A. Dholaki. Efficient implementation of the Sum-product algorithm for decoding LDPC codes, Proc. 2001 IEEE Globe Com Conf., pp. 1036-1036E, Nov. 2001.
3. J. Chen, A. Dholakia, E. Eleftherior, M.P.C. Fossorier, and Xiao-Y. Hu. Reduced-Complexity Decoding of LDPC Codes. IEEE Trans. On Communications, vol. 53, pp. 1288-1298, August 2005
4. Кравченко А.Н. Снижение сложности декодирования низкоплотностного кода. «Цифровая обработка сигналов». 2010, № 2, С.35-41.
5. E. Yeo et al., High throughput low-density parity-check decoder architectures, in Proc. IEEE GLOBECOM, San Antonio, TX, Nov. 2001, pp. 3019–3024.
6. Hocevar D.E. A reduced complexity decoder architecture via layered decoding of LDPC codes, Signal Processing Systems, 2004. SISIP 2004. IEEE Workshop on pp. 107-112, 13-15 Oct. 2004.
7. M. M. Mansour and N. R. Shanbhag. High-Throughput LDPC Decoders. IEEE Trans. On Very Large Integrated Systems, vol. 11, No. 6, pp. 976-996, December 2003.
8. F. Guilloud, E. Boutillon, and J.-L. Danger. Lambda-min decoding algorithm of regular and irregular ldpc codes. In Proceedings of 3rd International Symposium on Turbo Codes & Related Topics, 1-5 Sept. 2003.

Уважаемые коллеги!

Для тех, кто не успел оформить подписку на второе полугодие 2013 года через ОАО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу: 107031, г. Москва, Рождественка, 6/9\20, стр. 1, Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, или оформить Заказ в соответствии с требованиями, выставленными на сайте журнала: www.dsra.ru.

Справки по телефонам: (495) 621-71-08, 621-06-10.

Факс: (495) 621-06-10. E-mail: rntores@mail.ru

УДК 621.391

РАСПОЗНАВАНИЕ МОДУЛЯЦИИ: ЧТО МОЖНО УЗНАТЬ, ЕСЛИ ЗАРАНЕЕ НИЧЕГО НЕ ИЗВЕСТНО

*Беляева М.Б., д.т.н., Научный Центр Прикладной Электродинамики, Санкт-Петербург,
e-mail: maria.beljaeva29@gmail.com*

Ключевые слова: распознавание вида модуляции, алгоритм вертикальных коробок, непараметрические критерии.

Введение

Распознавание вида модуляции принятого сигнала (MR – modulation recognition) – существенный этап обработки принятого сигнала в системах радиоконтроля и программно-определяемых радиосистемах (software-defined radio). Методы MR бурно развиваются в последние два десятилетия.

Задачи MR делятся на два основных класса: согласованные (cooperative) и несогласованные (non-cooperative). В первом случае между передающей и приёмной стороной есть предварительные договорённости, например, что сигнал следует передавать на известной приёмнику несущей, или что длительность передаваемого символа должна быть заранее оговорённой, или что сигнал модулирован непременно одним из нескольких заранее известных видов. Несогласованность означает, что таких договорённостей нет: на приёмной стороне нет никакой информации, кроме массива искажённых шумами отсчётов.

Для согласованных задач разработано большое множество специальных методов, учитывающих имеющуюся априорную информацию (см. обзоры [1, 2]). Для несогласованных часто применяется двухэтапная схема: по полученным отсчётам оцениваются некоторые параметры сигнала (несущая, символьная скорость и т.д.), которые затем используются как исходные данные для того или иного «согласованного» алгоритма. При этом оценка вероятности правильного распознавания обычно не учитывает ошибки первого этапа [2]: предполагается, что центральная частота и/или символьная скорость и/или ограниченный набор нескольких возможных видов модуляции [3, 4, 21] известны в точности. Очевидно, в реальных условиях эффективность применения подобных методов для несогласованного распознавания может оказаться значительно ниже прогнозируемой.

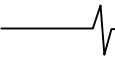
Что касается шума, искажающего сигнал, то самое распространённое допущение – гауссовость распределения. Целый пласт методов распознавания модуляции состоит в сравнении выборочных характеристик сигнала с теоретическими значениями, рассчитанными в рамках гауссовской гипотезы. Таковы методы максимального правдоподобия, статистических моментов высших порядков ([4], также см. [1]) и др. Другая распространённая

Задача автоматического распознавания вида модуляции полученного цифрового сигнала рассматривается в условиях максимальной неопределённости: неизвестны параметры и вид шума, величина отношения «сигнал/шум», отсутствует априорная информация о характеристиках сигнала. Единственное допущение – интервал возможных значений символьной скорости, который может быть задан сколь угодно большим. Предлагается «алгоритм вертикальных коробок» (АВК) для определения отсутствия/наличия амплитудной информации в сигнале; эффективность метода иллюстрируется результатами моделирования. Показано, что АВК можно применять также для распознавания других классов модуляции.

методика – сравнение выборочных характеристик сигнала с заранее заданными порогами [5-8], назначаемыми «по результатам статистического моделирования» [5]. Но моделирование требует генерации случайных величин, а это, в свою очередь, предполагает знание закона распределения шума. Нетрудно догадаться, что в большинстве случаев эксплуатируется всё тот же нормальный закон¹. Эффективность перечисленных выше методов в случае, когда шум не гауссовский, ничем не гарантируется. Однако до того, как попасть в приёмник, где (по Райсу [9]) действительно возникает гауссовский шум, сигнал проходит через тропосферу. Как и любая другая физическая среда, она характеризуется наличием пространственно-временных неоднородностей различного масштаба. Возникающие флуктуации электрических параметров беспорядочны [10] и приводят к изменениям сигнала, вероятностный закон распределения которых вряд ли может быть предсказан. Неопределённость усиливается при отражении сигнала от ионосферы.

В этих условиях гауссовость шума – не более, чем удобная идеализация, повсеместное распространение которой легко объясняется специфическими и хорошо изученными свойствами нормального распределения. Как утверждал Пуанкаре, «все верят в универсальность

¹ «Пороговому» подходу идейно близки методы сравнительного анализа [22-25]. В них конструируются характеристики, которые в условиях всё той же гауссовской гипотезы принимают для некоторых видов модуляции большие значения, чем для других. Распознавание основано на сравнении их выборочных значений. Понятно, что в случае единственного полученного сигнала, пусть даже гауссовского, эти алгоритмы бесполезны. Отметим также, что в экзотических методах, использующих нейронные сети, кластеризацию или нечёткую логику, пороги не задаются заранее, а определяются в процессе обучения, которому нет места в несогласованных задачах.



нормального распределения: физики верят потому, что думают, что математики доказали его логическую необходимость, а математики верят, так как считают, что физики проверили это лабораторными экспериментами» (цит. по [11]). Ещё более категорично высказывается Р.Уилкоккс, классик современной математической статистики: «Начнём с того, что нормального распределения не существует» [12].

В [13] в качестве альтернатив гауссовскому распределению шума рассматриваются обобщенное гауссовское, обобщенное распределение Коши, смесь разных распределений и т.д. В [14] приводятся экспериментальные данные, опровергающие нормальность шума в некоторых условиях; задача MR исследуется в [15, 16] в условиях рэлеевского, а в [17] – би-каппа распределения. В [18] делается вывод, «что невозможна ситуация, когда априорные данные относительно помехи или сигнала в канале радиосвязи имеются». Для решения задачи распознавания в такой неразберихе представляется разумным отказаться от любых конкретных допущений о виде и параметрах шума и использовать непараметрические методы.

Таким образом, в задаче MR имеются два источника неопределённости – передатчик и среда; каждый из них ограничивает знание своей группы данных. Добавим сюда ещё величину, неопределённость которой есть продукт обоих источников – это отношение сигнал/шум (ОСШ). «Пороговые» методы, например, используют его как входную величину, поэтому в несогласованной ситуации неизвестность ОСШ ставит под сомнение их эффективность. Попыток распознавания вида модуляции с учётом всей реальной неопределённости практически не предпринималось. Во множестве работ (а их число уже исчисляется сотнями, и новые появляются практически ежемесячно) обязательно что-то полагается известным: либо некоторые параметры сигнала, либо вид шума, либо ОСШ, либо комбинации перечисленного.

Цель настоящей статьи – предложить способ извлечения информации о виде модуляции из сигнала в условиях максимальной неопределённости, когда неизвестны ни характеристики сигнала, ни вид и характеристики шума, ни величина отношения сигнал/помеха.

Методические ограничения. Обзор работ

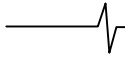
Цель определяет средства. Математическая статистика в настоящее время не располагает непараметрическими методами для классификации спектров, поэтому нам придётся ограничиться анализом временной области. Также не будем в силу указанных выше причин использовать пороговые значения для характеристик сигнала. Наконец, будем анализировать только вещественную составляющую сигнала, ибо предполагать использование квадратурного гетеродина мы не можем по условию (несущая неизвестна), а применение преобразования Гильберта ещё увеличивает имеющиеся искажения; их источник – «обрубание» высоких частот как результат финитности преобразования Фурье [19]. Рассчитанная подобным образом огибающая, даже у немодулированной синусоиды

без шума оказывается непостоянной.

Предлагаемый ниже «алгоритм вертикальных коробок» (АВК), синтезированный с учётом перечисленных методических ограничений, не решает задачу распознавания модуляции в целом. По принятой последовательности отсчётов он определяет, есть ли в сигнале амплитудная информация (АИ). По терминологии [20] АВК есть алгоритм «верхнего уровня»: он позволяет определить то подмножество, к которому принадлежит вид модуляции обнаруженного сигнала. Стыковка его с существующими алгоритмами «нижнего уровня» [21, 22] – путь к комплексному автоматическому решению задачи MR: от момента обнаружения сигнала до определения конкретного вида модуляции.

Решение об отсутствии/наличии АИ в принятом сигнале относит его к одному из двух классов: первый – фазово- и частотно-модулированные сигналы, а также немодулированная несущая и шум, второй – все виды амплитудной и квадратурной модуляций (далее сигналы этого класса будем называть АИ сигналами). Эта задача обычно входит в состав MR алгоритмов, имеющих вид бинарных деревьев [5, 22-28], где в каждом узле принимается решение об отнесении сигнала к одному из двух классов – имеющих или не имеющих конкретный вид модуляции. Предлагаются различные методы распознавания АИ: в [29], как и в [4], в основу решения положена гауссовская гипотеза, в [30] предложен интегральный критерий, позволяющий отличить амплитудную модуляцию от фазовой, но практические перспективы ограничены требованием «обеспечить отношение сигнал/шум не менее 60 дБ», в [6] дисперсия огибающей сравнивается с пороговым значением, задание которого требует недоступного в несогласованном случае знания ОСШ.

Необходимо отметить, что очень часто в работах по распознаванию вида модуляции принятые допущения не формулируются, и догадываться, для каких условий разработан тот или иной алгоритм, приходится читателю. Характерный пример: в широко цитируемой монографии [5] решение о наличии АИ в сигнале принимается, если выборочная характеристика спектра его огибающей γ_{\max} превышает заданный порог $t(\gamma_{\max})$. Не обсуждая здесь конкретный вид характеристики, заметим, что такой критерий может сработать только если на анализируемом отрезке сигнала уместятся несколько символов, то есть если символьная скорость достаточно велика. Для иллюстрации приведён вполне подходящий пример: частота отсчётов $f_s = 1200 \text{ кГц}$, число узлов преобразования Фурье $N_0 = 2048$, символьная частота $f_{\text{smb}} = 12,5 \text{ кГц}$, при этом на отрезок длительностью $\frac{N_0 f_{\text{smb}}}{f_s}$ попадает примерно 21 символ, и за это время огибающая практически наверняка будет принимать разные значения. Если же, например, $f_{\text{smb}} = 500 \text{ Гц}$, то отрезок сигнала короче символа, и с большой вероятностью рассматриваемый критерий не обнаружит АИ. Тем не менее в [5] приводятся высокие значения вероятности правильного распознавания без указания на ограничения символьной скорости.



Предлагаемый алгоритм АВК определяет, есть ли АИ в принятом цифровом сигнале, не требуя отсутствующей в реальных условиях информации. Помимо массива отсчётов сигнала на входе алгоритма – только интервал возможных символьных скоростей, который можно задать сколь угодно широким, например, ограничить его минимальным и максимальным известными в настоящее время значениями.

Алгоритм вертикальных коробок

Описание алгоритма

Если характер колебаний осциллограммы нельзя объяснить шумом, разумно предположить, что сигнал каким-то образом модулирован. Очевидно, чем сильнее шум, тем сложнее обнаружить такие колебания. Участки осциллограммы АИ-сигнала, отвечающие разным модулирующим символам, внешне отличаются. Например, при бинарной манипуляции АМ2 имеются участки двух видов, назовём их «высокие» и «низкие» (рис.1 а). Однако высокие и низкие участки можно разделить траекторию любого случайного процесса, в частности, и немодулированного сигнала с шумом (рис.1 б). В первом случае разница между высотами будет существенной, во втором – нет. Существенность разницы будем оценивать, используя аппарат проверки гипотез о сравнении характеристик выборочных распределений.

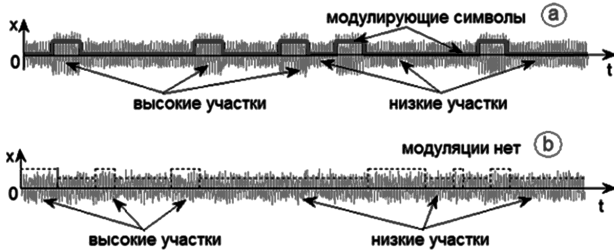


Рис.1. Высокие и низкие участки амплитудно-манипулированного (а) немодулированного (б) сигналов

Как разделить осциллограмму на высокие и низкие участки, учитывая, что моменты перемены символов (если они есть в поступившем сигнале) нам неизвестны? Ситуация напоминает известную задачу о «разладке» [31], в которой по выборочным значениям случайного процесса требуется определить момент существенного изменения его параметров (разладки). Здесь мы воспользуемся идеей алгоритма «вертикальных коробок» (в дальнейшем В-коробок или просто коробок), предложенного в [32] для непараметрического случая: вдоль временной оси двигается В-коробка (прямоугольник) фиксированных размеров, при этом отслеживается число попадающих в неё отсчётов случайного процесса. Момент, когда разница между соседними замерами превышает некоторый заранее заданный порог, классифицируется как разладка.

Модифицируем алгоритм следующим образом: заменим одну движущуюся коробку набором из K стационарных и используем непараметрический статистический тест вместо сравнения с порогом. Результаты проанализируем с помощью другого статистического теста. Через $[f_{smb\ min}, f_{smb\ max}]$ обозначим интервал возмож-

ных символьных скоростей, через f_s – частоту отсчётов, и примем длину коробки равной

$$t_{box} = 1/f_{smb\ max} \tag{1}$$

Рассмотрим участок $(0, T)$ полученного сигнала $x(t)$, где $T = Kt_{box}$, значение K обсудим позже. Общее число отсчётов, таким образом, составляет $N = [Tf_s]$, а моменты отсчётов равны $t_i = \frac{i}{f_s}, i = 1, \dots, N$. АВК состоит из шести шагов.

Шаг а). Центрируем сигнал и переведём его в положительную полуплоскость (рис. 2 а). Пусть

$$s(t_i) = \left| x(t_i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x(t_j) \right|$$

Теперь средние значения на низких и высоких участках различны. Центрирование необходимо, поскольку распределение шума может быть асимметричным.

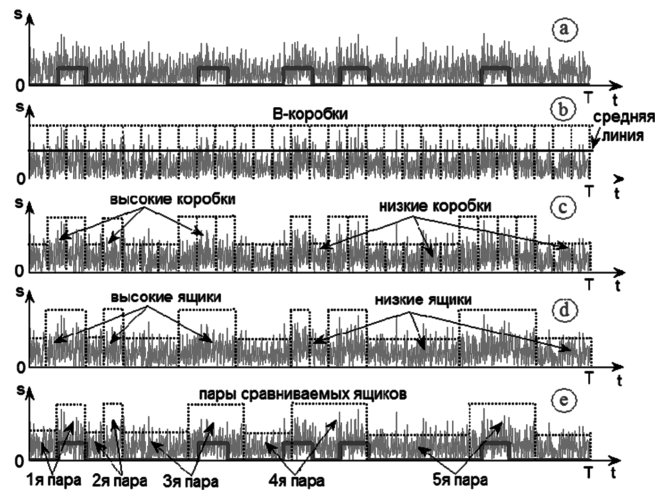


Рис.2. Шаги (а)-(е) алгоритма. ОСШ=3дБ

Шаг б). Построим последовательность коробок на данном участке сигнала (рис. 2 б). Положим $s_{max} = \max_{i=1, \dots, N} s(t_i)$. Построим K примыкающих друг к другу вертикальных коробок высотой s_{max} с основаниями длины t_{box} . Разделим каждую коробку пополам горизонтальной линией.

Шаг с). Разделим множество коробок на два класса (рис. 2 с). В каждой коробке посчитаем число отсчётов, оказавшихся ниже средней линии:

$$v_i = \sum_{(i-1)t_{box} \leq j \leq it_{box}} \chi_j, i = 1, \dots, K, \tag{2}$$

$$\text{где } \chi_j = \begin{cases} 1 & \text{if } s(j) < \frac{s_{max}}{2} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

Определим среднее значение:

$$m_v = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K v_i$$



Назовём коробку *низкой*, если $v(i) > m_v$ и *высокой* в противоположном случае. Соседние коробки могут принадлежать как к разным, так и к одинаковым классам.

Шаг d). Преобразуем последовательность коробок в последовательность *ящиков* с чередующимися классами. (рис. 2 d). Объединим соседние коробки одного класса в ящик. Отнесём этот ящик к тому же классу. Теперь мы получили последовательность ящиков разной длины с чередующимися классами. Пусть M – число классов.

Шаг e). Уточним границы ящиков с тем, чтобы приблизить их к границам символов. (рис. 2 e). Объединим

m -й ящик $C_m = (a_m, a_{m+1}]$ с левой половиной его правого соседа $C' = (a_{m+1}, \frac{a_{m+1} + a_{m+2}}{2}]$ и сравним среднее полученного объединения со средним m -ящика: если

$$\frac{1}{L(C_m)} \sum_{t_j \in C_m} s(t_j) < \frac{1}{L(C')} \sum_{t_j \in C_m \cup C'} s(t_j),$$

где $L(C)$ – число отсчётов внутри ящика C , то правая граница m -го ящика остаётся на месте, в противном

случае переносим её в точку $\frac{a_{m+1} + a_{m+2}}{2}$. Выполним

аналогичную операцию с левой границей. Если амплитудная манипуляция присутствует в сигнале, то последовательность ящиков теперь напоминает последовательность символов (рис. 2 e), если нет, то эта последовательность случайна. В первом случае распределения отсчётов в соседних ящиках различаются, во втором – нет. Заметим, что «похожесть» ящиков на символы тем грубее, чем сильнее шум. Так, при ОСШ = 3дБ второй высокий ящик на рис. 2 e не соответствует никакому символу, а четвёртый и пятый – высокие ящики (рис. 2 d) в процессе уточнения «слиплись», и соответствующий символ (четвёртый «0») к рис. 2 e пропал.

Шаг f). Сравним распределение отсчётов внутри соседних ящиков с помощью статистического теста. Выбрав уровень значимости U , применим известный непараметрический тест Манна-Уитни-Уилкоксона (МУУ) [33, 34], чтобы определить, имеют ли отсчёты в соседних ящиках одинаковое распределение. Для этого разделим последовательность ящиков на последовательные непересекающиеся пары. Получим $\mu = \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor$ пар (если

M нечётное, последний ящик исключим из рассмотрения), и будем сравнивать ящики внутри каждой пары. Результаты сравнения запишем в виде вектора $R = \{R_1, R_2, \dots, R_\mu\}$ из случайных независимых компонент, где $R_k = 1$, если тест показал, что распределения внутри ящиков k -й пары различны, и $R_k = 0$ в противном случае. Пусть μ_1 – число единиц в R . Если

$\mu_1 = \mu$, примем решение о наличии АМ в сигнале, если $\mu_1 = 0$ – о её отсутствии. Как показывает моделирование, столь определённые результаты получаются при ОСШ не менее 10-15 дБ. При более сильном шуме R содержит смесь нулей и единиц. Например, для сигнала на рис. 2 получилось $R = \{11001\}$, то есть распределения в первом и втором ящиках различны, равно как и в третьем и четвёртом, а также в девятом и десятом ($R_1 = R_2 = R_5 = 1$). Напротив, распределения в пятом и шестом, а также в седьмом и восьмом ящиках можно считать одинаковыми. Одиннадцатый ящик пары не имеет, и потому не рассматривается.

Шаг g). Применим ещё один статистический тест для принятия окончательного решения. По построению вектора R условная вероятность $P\{R_i = 1 | AI \text{ отсутствует}\} < U$. Следовательно, если среди полученных на предыдущем шаге компонент вектора много единиц, то, вероятно, сигнал содержит АИ. Проверим гипотезу $P\{R_i = 1\} < U$, используя биномиальный тест [33, 34], (зададим для этого ещё один уровень значимости U'). Если гипотеза будет отвергнута, примем решение о наличии АИ, в противном случае – об её отсутствии.

Как показывает проведённое моделирование, в отсутствие шума АВК уверенно отличает АМ2 от немодулированного сигнала, если длина коробки не превышает длительность символа. Таким образом, длина t_{box} (1) хорошо работает при любой символьной скорости из интервала $[f_{smb \min}, f_{smb \max}]$.

Расчёт параметра K

Проведённое моделирование показывает, что при $ОСШ > 5дБ$ АВК показывает хорошие результаты, если M близко к 10. Очевидно, M определяется числом n_{smb} перемен символов на рассматриваемом отрезке сигнала. В отсутствие шума эти величины равны или отличаются на единицу, и разница между ними тем больше, чем сильнее шум. При этом n_{smb} имеет биномиальное распределение. Если предположить, что два символа равновероятны, то, согласно таблице D [34], для получения $n_{smb} = 10$ с вероятностью 0.95, достаточно, чтобы модулирующая последовательность на данном отрезке содержала $K_0 = 30$ символов. Следовательно, можно рекомендовать $K = K_0$ в частном случае, когда длительность символа равна t_{box} .

Пусть теперь длительность символа Lt_{box} , где $L > 1$. Тогда для того, чтобы отрезок сигнала содержал K_0 символов, его длина должна быть равна $[K_0 L]$ длин коробок. В соответствии с принятым предположением длительность символа варьируется от $1/f_{smb \max}$

до $1/f_{smb\ min}$, поэтому для того, чтобы распознать AM2 потребуется

$$L = \frac{f_{smb\ max}}{f_{smb\ min}}. \quad (3)$$

Следовательно, общее число отсчётов составит

$$\hat{N}_{VBA} = [K_0 L] \times [t_{box} f_s]. \quad (4)$$

Заметим, что первый множитель – это число B -коробок, а второй – число отсчётов, содержащихся в одной коробке. Учитывая (1, 2), получим

$$\hat{N}_{VBA} = \left[K_0 \frac{f_s}{f_{smb\ min}} \right].$$

Обсуждение алгоритма и его усовершенствование Приблизительность допущений

Применение теста МУУ в предыдущем разделе требует независимости сравниваемых групп отсчётов. Строго говоря, это допущение не выполняется для содержимого ящиков в сравниваемых парах. По крайней мере, коррелированы количества отсчётов в ящиках разных классов. Например, пусть на шаге с) i -я коробка отнесена к высокому классу, а j -я – к низкому. Тогда V_i, V_j (2) суть порядковые статистики (V_i имеет меньший порядок, чем V_j). Последние, как известно, коррелированы, из чего следует коррелированность массивов отсчётов внутри коробок и, следовательно, внутри ящиков. Однако эта корреляция слаба, и медианы распределений отсчётов внутри низких и высоких ящиков отличаются друг от друга значительно сильнее в присутствии АИ, чем в её отсутствие, поэтому данный тест различает эти два случая.

С другой стороны, даже при отсутствии амплитудной манипуляции распределения отсчётов в коробках (и, следовательно, в ящиках) разных классов не идентичны. Их средние различны, и причиной тому опять же способ определения классов ящиков. Но фактически разница невелика, и тест обычно не чувствует её.

Тот факт, что принятые допущения нарушаются незначительно, подтверждается работоспособностью алгоритма (см. п. 4).

Недостатки алгоритма

Существенных недостатков два. Во-первых, это возможность алиасинга, в результате которого сигнал без АИ может быть принят за сигнал с АИ (рис. 3).

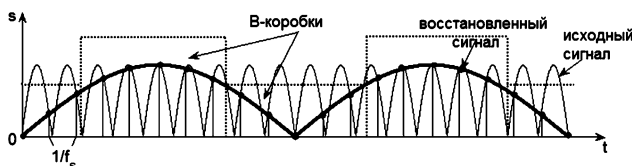


Рис. 3. Алиасинг: синусоида классифицируется как сигнал с АИ

Во-вторых, алгоритм медлителен, поскольку требует большого числа отсчётов. Например, пусть $f_{smb\ min} = 100\text{Hz}$, $f_{smb\ max} = 3\text{KHz}$, $f_s = 20\text{MHz}$. В со-

ответствии с (4) нужны $\hat{N}_{VBA} = 6 \cdot 10^6$ отсчётов, это около 900 B -коробок с более 6500 отсчётов внутри каждой из них.

Усовершенствование АВК

Уменьшение числа отсчётов внутри V -коробки.

Как показывает проведённое моделирование, для определения класса коробки не обязательно использо-

вать все $\left[\frac{f_s}{f_{smb\ min}} \right]$ отсчётов внутри неё. Достаточно

значительно меньшего числа D отсчётов, если брать их в случайные моменты времени. Выработаем D псевдослучайных величин $\xi_j, j=1, \dots, D$, равномерно распределённых на интервале $(0,1)$. Взяв отсчёты в моменты $t_{D(i-1)+j} = (i-1 + \xi_j)t_{box}, i=1, \dots, K$, получим по D отсчётов внутри каждой коробки, при этом общее число отсчётов уменьшится с \hat{N}_{VBA} до $N_{VBA} = KD$. Подчёркнём, что для всех коробок используется один и тот же массив $\{\xi_i\}$. Нерегулярность взятия отсчётов устраняет также опасность алиасинга.

Чтобы уменьшить вероятность ошибочного решения о наличии АИ при её отсутствии, возникающую из-за отмеченной выше незначительной корреляции между массивами отсчётов в разных ящиках, также используем рандомизацию. Тем же способом, что и раньше, создадим ещё один массив случайных моментов (для этого выработаем ещё D' псевдослучайных чисел, равномерно распределённых на $(0,1)$). Первый массив по-прежнему будем использовать для разделения сигнала на B -коробки, второй – анализировать тестом МУУ. Если сигнал не содержит АИ, то единственная причина различия содержимого низких и высоких ящиков – случайный шум, и это различие не сохранится при смене случайных моментов взятия отсчётов. Напротив, при наличии АИ замена массива отсчётов не сильно повлияет на имеющееся различие.

Итак, нам потребуется $D + D'$ отсчётов внутри каждой коробки. Как показывает моделирование, достаточно $D = D' = 200$ отсчётов.

Уменьшение числа B -коробок.

Как было отмечено выше, алгоритм работает, если длина B -коробки t_{box} не превышает длительность модулирующего символа. Однако использовать короткую коробку для символов большой длительности расточительно. Разделим интервал длительностей символов

$[t_{smb\ min}, t_{smb\ max}] = \left[\frac{1}{f_{smb\ max}}, \frac{1}{f_{smb\ min}} \right]$ на m по-

дынтервалов и обозначим точки деления $\tau_1, \dots, \tau_{m-1}$,

$\tau_0 = t_{smb\ min}, \tau_m = t_{smb\ max}$. Теперь применим АВК с

$t_{box} = \tau_i$, для распознавания АМ в полученном сигнале, если длительность символа лежит в промежутке

$[\tau_i, \tau_{i+1}]$. Общее число коробок разной длины при этом составит $K_0 I(m, \tau_0, \dots, \tau_m)$, где

$$I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = \sum_{i=0}^{m-1} \left[\frac{\tau_{i+1}}{\tau_i} \right]. \quad (5)$$

Осталось найти способ деления, минимизирующий I .

Теорема. Пусть $\alpha = [\ln L]$,

$$m^* = \begin{cases} \alpha & \text{при } \frac{\alpha}{\alpha+1} L^{\frac{1}{\alpha(\alpha+1)}} < 1; \\ \alpha+1 & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (6)$$

$$\lambda = m^* \sqrt[\alpha]{L}.$$

Тогда

$$\min_{m, \tau_1, \dots, \tau_{m-1}} I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = I\left(m^*, \left\{ \tau_0 \lambda^i \right\}_{i=0}^{m^*}\right) = \lambda m^* \quad (7)$$

Доказательство

Заметим, что варьировать можно только $\tau_1, \dots, \tau_{m-1}$, а τ_0 и τ_m фиксированы. Пусть $m = 2$. Вследствие (5),

$$I(2, \tau_0, \tau_1, \tau_2) = \frac{\tau_1}{\tau_0} + \frac{\tau_2}{\tau_1}, \text{ причём минимум достигается}$$

при $\tau_1 = \sqrt{\tau_0 \tau_2}$. Следовательно, при любом $m > 2$ $I(m, \tau_0, \dots, \tau_m)$ минимально, если точки деления удовлетворяют системе уравнений $\tau_i = \sqrt{\tau_{i-1} \tau_{i+1}}$, $i = 1, \dots, m-1$. Решив её, получим

$$\tau_i = \tau_0 L^{\frac{i}{m}}, i = 1, \dots, m-1. \quad (8)$$

Подставим (8) в (5):

$$I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = m L^{\frac{1}{m}}. \quad (9)$$

Функция $f(x) = x \cdot \sqrt[x]{L}$ имеет единственный минимум в точке $x = \ln L$. Поскольку m может принимать только целые значения, то для минимизации I должно выполняться $m = m^*$.

Итак, требуется $\lambda K_0 m^*$ коробок, при этом общее число отсчётов равно

$$N_{VBA} = \lambda K_0 m^* (D_1 + D_2) \quad (10)$$

вместо \hat{N}_{VBA} (4). Заметим, что частота f_s не входит в (10), поскольку моменты взятия отсчётов случайны. В условиях рассматриваемого примера $m^* = 3$, $\lambda \approx 3.1$. При $K_0 = 30$ и $D_1 = D_2 = 200$ потребуется около 280 B -коробок и 112000 отсчётов. Для данного примера перечисленные усовершенствования сократили требуемое число отсчётов более чем в 50 раз.

Чтобы сократить время обработки, можно использовать параллельные вычисления. Действительно, имеются m^* наборов B -коробок разной длины, по λK_0 штук в каждой. Длина B -коробки в i -м наборе равна $\tau_{i-1} = \tau_0 \lambda^{i-1}$, $i = 1, \dots, m^*$. Если начать обрабатывать все наборы одновременно, то потребуется участок сигнала продолжительностью T , равной длине самого длинного набора, то есть $K_0 \tau_0 \lambda^{m^*-1}$. В условиях всё того же примера $T = 30 \tau_2 \approx 0.1$ сек. Это время – плата за незнание символьной скорости. Если предположить (как это делается, например, в [3]), что символьная скорость известна на приёмной стороне, то достаточно будет участка продолжительностью около $\frac{K_0}{r_s} = 0.0024$ сек. Это время незначительно превышает то, что требует алгоритм, описанный в [3]: последнему необходимо $\frac{2048}{f_s} \approx 0.0017$ сек, однако он не обеспечи-

вает распознавания АИ, если интервал возможных символьных скоростей столь же широк, как в нашем примере.

Обработав m^* наборов B -коробок, получим m^* результатов: r_1, r_2, \dots, r_{m^*} , где $r_i = 1$, если АВК принял решение о наличии АИ с длительностью символа из промежутка (τ_{i-1}, τ_i) , и $r_i = 0$ в противном случае. Для принятия окончательного решения используется правило, сформулированное по результатам моделирования: считаем, что АИ есть, если $m^* \leq 2$, $\varepsilon \geq 1$ или

$$m^* > 2, \varepsilon \geq 2, \text{ где } \varepsilon = \sum_{i=1}^{m^*} r_i, \text{ в противном случае}$$

принимается решение об отсутствии АИ.

АВК сконструирован для обнаружения участков разной высоты на осциллограмме сигнала, поэтому он может обнаруживать присутствие АИ в сигналах не только с АМ2, но и с другими видами амплитудной, а также квадратурной модуляции. При этом, вероятность обнаружения, естественно, зависит от разницы средних высот на высоких и низких участках.

Результаты моделирования

Моделирование проводилось в условиях рассматриваемого примера. Анализируемый сигнал представлял собой несущую, модулированную последовательностью равновероятных и независимых нулей и единиц и искажённую аддитивным шумом. Для каждого варианта выполнялось 100 реализаций – это количество позволяет определить, при каких условиях алгоритм работает уверенно.

Виды модуляции и шума.

АВК тестировался для 10 видов модуляции: АМ2, АМ4, PSK2, PSK4, FSK2, FSK4, трёх видов QAM8 (рис. 4 а-с), QAM16 (рис. 4 d) и немодулированной несущей.

Приведённые ниже результаты получены для двух распределений шума (гауссовского и смеси равномерного и рэлеевского) и трёх значений ОСШ(10,5 и 0 дБ).

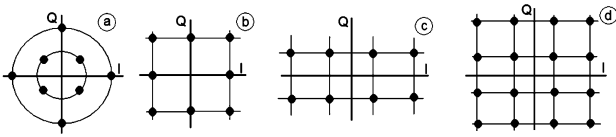


Рис. 4. Промоделированные виды квадратурной модуляции

Параметры алгоритма.

$$D = D' = 200, K_0 = 30, U = U' = 0.05. A = 1;$$

частота несущей = 7.5 МГц, индекс модуляции 0.6 для АМ2; индексы модуляции 0.2, 0.4, 0.6 для РАМ4. В каждой реализации символьная скорость принимала равномерно распределённое случайное значение между 100 бод и 3000 бод. Алгоритм не чувствителен к значениям амплитуды и несущей частоты, поэтому они были выбраны произвольным образом. $K = \lambda K_0 = 93$.

Результаты приведены в табл.1.

Таблица 1. Вероятность правильной классификации «АИ» vs. «не АИ». В каждой клетке в числителе вероятность для гауссовского, в знаменателе – для смешанного шума

	10дБ	5дБ	0дБ
несущая	$\frac{0.97}{0.97}$	$\frac{0.98}{0.96}$	$\frac{0.98}{0.97}$
АМ2	$\frac{1.0}{1.0}$	$\frac{0.99}{1.0}$	$\frac{0.94}{0.92}$
РАМ4	$\frac{0.98}{1.0}$	$\frac{0.99}{0.97}$	$\frac{0.34}{0.23}$
РМ2	$\frac{0.97}{0.94}$	$\frac{0.95}{0.99}$	$\frac{0.98}{0.97}$
РМ4	$\frac{0.96}{0.98}$	$\frac{0.98}{0.97}$	$\frac{0.96}{0.98}$
FM2	$\frac{0.97}{0.99}$	$\frac{0.97}{0.98}$	$\frac{0.97}{0.97}$
FM4	$\frac{0.99}{0.98}$	$\frac{0.98}{0.95}$	$\frac{0.99}{0.98}$
QAM8 (a, b, c)	$\frac{1.0, 0.99, 1.0}{1.0, 1.0, 1.0}$	$\frac{0.99, 1.0, 1.0}{1.0, 1.0, 1.0}$	$\frac{1.0, 0.75, 1.0}{0.98, 0.67, 0.97}$
QAM16	$\frac{0.99}{0.98}$	$\frac{0.99}{1.0}$	$\frac{0.76}{0.68}$

Легко видеть, что АВК уверенно отличает сигналы с АИ, если ОСШ>= 5дБ. Вероятность правильного решения падает с уменьшением ОСШ тем быстрее, чем меньше разница между средними значениями высоких и низких участков сигнала. Поэтому сигналы с АИ при РАМ4, QAM8(2), QAM16 определяются хуже, чем при других видах модуляции при ОСШ = 0 (последняя строчка в табл. 1).

Использовании АВК в других задачах

Рассмотрим сигналы, не содержащие собственно амплитудной информации, но «похожие на АИ», т.е. содержащие на всём протяжении высокие и низкие участки. Очевидно, АВК примет их за АИ сигналы. Обозначим через $s^{(+\Delta t)}$ сумму сигнала с его сдвинутой на Δt копией, а через $s^{(*\Delta t)}$ – их произведение:

$$s^{(+\Delta t)}(t) = s(t) + s(t - \Delta t) \tag{11}$$

$$s^{(*\Delta t)}(t) = s(t)s(t - \Delta t) \tag{12}$$

Они не похожи на АИ, если $s(t)$ – немодулированная несущая или шум. Напротив, если $s(t)$ частотно или фазомодулированный сигнал, то $s^{(+\Delta t)}$ похож на АИ (рис. 5). АВК обнаруживает это обстоятельство даже при довольно сильном шуме, например, для фазово-манипулированного сигнала $R = \{1110\}$ при ОСШ = 3дВ (рис. 6). Таким образом, если с помощью АВК установлено отсутствие АМ в принятом сигнале, можно использовать АВК повторно, чтобы определить, есть ли в сигнале ЧМ или ФМ.

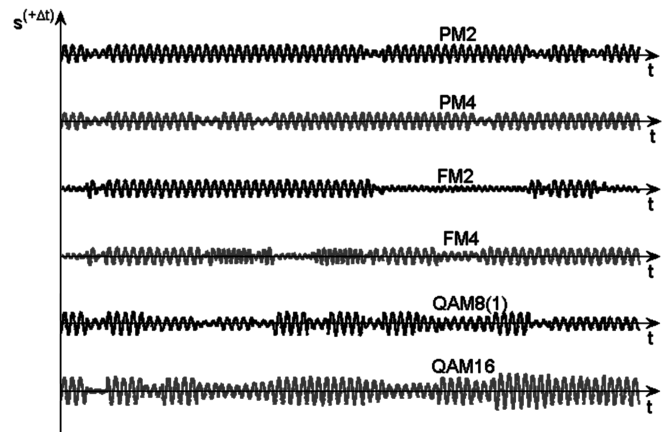


Рис.5. Суммы модулированных сигналов и их сдвинутых копий. $\Delta t = 1.45 t_{smb \min}$; ОСШ = 20 дБ

Чтобы различить частотную и фазовую манипуляции, рассмотрим $s^{(*\Delta t)}$ (рис. 7).

Заметим, что $s^{(*\Delta t)}$ похож на АИ для всех модулированных сигналов, а $|s^{(*\Delta t)}|$ не похож на АИ только для РМ2. Таким образом, чтобы отличить последний от других сигналов, следует применить АВК как для $|s^{(*\Delta t)}|$, так и для

$$s_{up}(t, \Delta t) = s^{(*\Delta t)}(t) + \left| \min_{t \in (0, T - \Delta t)} s^{(*\Delta t)} \right|. \tag{13}$$

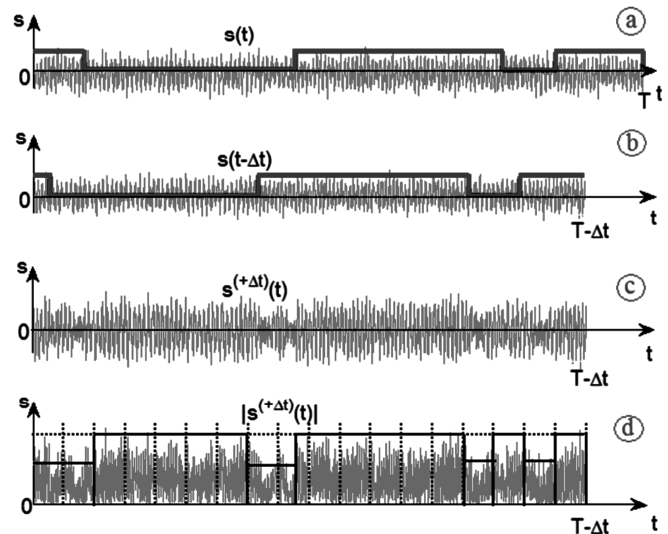


Рис.6. а) РМ2-сигнал б) его сдвинутая копия в) их сумма д) результат АВК: четыре пары ящиков, АИ есть

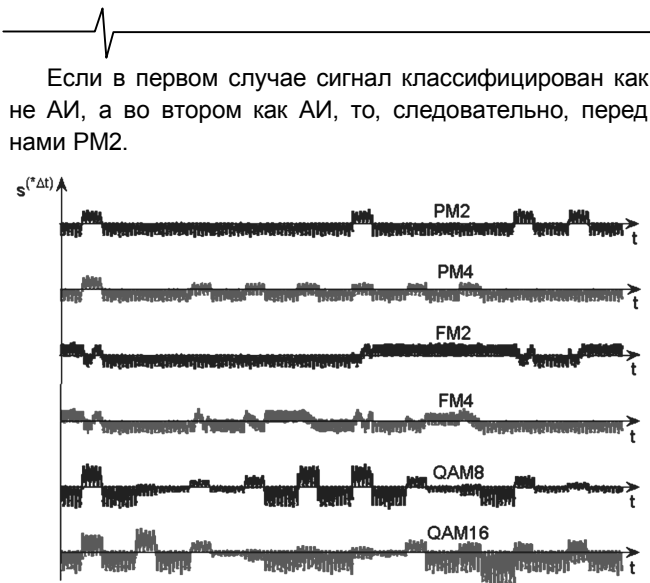


Рис.7. Произведения сигналов на их сдвинутые копии;
 $\Delta t = 1.6t_{\text{сmb min}}$; SNR = 20 дБ

Далее, для того чтобы различать PM и FM сигналы, потребуется сделать АВК более точным. Этого можно достичь делением коробок не на 2, а на большее число частей (шаг ϵ , раздел II), что потребует большего времени. Если таким образом удастся определить ящики для $s_{\text{уп}}(t, \Delta t)$ достаточно точно – так, чтобы они были больше похожи на символы, – то разброс отсчётов в разных ящиках будет различаться для FM сигналов и не будет для PM сигналов. Для проверки следует использовать непараметрический тест равенства двух дисперсий.

Эти и другие характеристики различных видов модуляции, которые можно анализировать с помощью АВК, станут предметом дальнейших исследований.

Заключение

Идея АВК достаточно проста: алгоритм «видит» АИ, как человек. Метод [3] делает то же самое в частотной области с той разницей, что «смотрит» он на спектр, а не на осциллограмму. Однако непараметрических тестов для частотной области нет, и приходится назначать пороги, чтобы отличить АМ от не АМ. Этот приём неизбежно ограничивает множество типов модуляции и шума, в то время как АВК реализует более общий подход. Практическая значимость АВК состоит в том, что для его использования не требуется никакой информации, которой нет в реальности. Этот алгоритм прост и довольно груб, что не удивительно: задачи с высокой степенью неопределённости обычно требуют именно грубых решений.

Литература

1. Dobre O. A., Abdi A., Bar-Ness Y., Su W. Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends.// Communications, IET, vol.1, iss.2, 2007. P.137-156.
2. Wikström M., A survey of modulation classification methods for QAM signals. Methodology Report, Swedish Defence Research Agency, 2005. 38p.

3. Дворников С.В., Дворников С.С. Коноплёв М.А. Метод формирования признаков для распознавания радиосигналов с близкой частотно-временной структурой. «Цифровая обработка сигналов» №1-2011 г. С. 24-27.

4. Chan Y. T., Gadbois L. G. Identification of the modulation type of a signal.// Signal Processing, vol. 16, no. 2, 1989. P.149-154.

5. Azzouz E. E., A. K. Nandi. Automatic Modulation Recognition of Communication Signals. –Boston, Mass, USA: Kluwer Academic Publishers, 1996. 217p.

6. Ketterer H., Jondrall F., Costa A. H., Classification of modulation modes using time-frequency methods.// Proc. of IEEE ICASSP'1999, vol.5, 1999. P.2471-2474.

7. Grajal J., Yeste-Ojeda O., Sanchez M.A., Garrido M., Lopez-Vallejo M. Real Time FPGA Implementation of an Automatic Modulation Classifier for Electronic Warfare Applications.//19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011), Barcelona, Spain, August 29 – September 2, 2011. P.1514-1518.

8. Tan H. C., Sakaguchi K., Takada J.-I., Araki K. DOA based Signal Combining aided Automatic Modulation Recognition/Demodulation for Surveillance System. Tech. rep., The Institute of Electronics, Information and Communications Engineers (IEICE), 2002. P.541-542.

9. Райс С.О. Теория флуктуационных шумов. – В кн. Теория передачи электрических сигналов при наличии помех. М.: ИЛ, 1953. С. 88-188.

10. Долуханов М.П. Распространение радиоволн. Издание 4-е, Издательство «Связь», Москва, 1972. 336с.

11. Секей Г. Парадоксы в теории вероятности и математической статистики – М.: Мир, 1990. 240с.

12. Wilcox R. Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing. 2nd ed, San Diego, CA: Elsevier Academic Press, 2005. P. 2.

13. Kassam S.A. Signal Detection in Non-Gaussian Noise. Springer, New York, 1988. 234p.

14. Giesbrecht J.E., Clarke R., Abbott D. Modulation recognition for real HF signals.// Proc. SPIE Int. Symp. Microelectr., MEMS, and Nanotech. (2006), Brisbane, Australia. P. 458–469.

15. Yoshioka H., Shirato Y., Toyoda I., Umehira M. A fast modulation recognition technique using nearest neighbor rules with optimized threshold for modulation classification in Rayleigh fading channels.// Proc. IEEE Wireless Personal Multimedia Communications Conf., 2002. P. 1049-1052.

16. Ebrahimzadeh A., G. Ardeshir. A New Signal Type Classifier for Fading Environments.// Journal of Computing and Information Technology - 2007, 3. P.257–266.

17. Hazza A., Shoaib M., Saleh A., Fahd A.. Classification of Digitally Modulated Signals in Presence of Non-Gaussian HF Noise.// Proc. of ISWCS, 2010. P. 815-819.

18. Пышкин И.М., Дежурный И.И., Талызин В.Н., Чвилев Т.Д. Системы подвижной радиосвязи. – М.: Радио и связь, 1986. 328 с.

19. Хургин Я.И., Яковлев В.П. Фinitные функции в физике и технике. – Наука. 1971. 408с.

20. Караван О.В. Различение созвездий сигналов с квадратурной амплитудной модуляцией в условиях па-

раметрической априорной неопределенности. Диссертация к.ф.-м.н., Ярославль, 2010. 120с.

21. Mobasser B. G.. Constellation Shape as a Robust Signature for Digital Modulation Recognition.// Proc. of IEEE Veh. Technol. Conf., vol.1, 1999. P.442-446.

22. Boudreau D., Dubuc C., Patenaude F., Dufour M., Lodge J., Inkol R. A fast automatic modulation recognition algorithm and its implementation in a spectrum monitoring application. //Proc. of IEEE MILCOM'2000. P.732-736.

23. De Vito L., Rapuano S., Villanacci M. An improved method for the automatic digital modulation classification.//Proc. of IEEE IMTC'2008. P.1441-1446.

24. Björzell N., Daponte P., De Vito L., Rapuano S. Automatic signal recognition for a flexible spectrum management.// Proc.of IEEE IMEKO, 2009. P.568-573.

25. Смирнов М.А., Сергиенко А.Б., Натальин А.Б. Алгоритм автоматического определения вида модуляции радиосигналов.//Доклады 7-й Международной Конференции DSPA-2005 (Том 1. 3с.

26. Anton L., Vizitiu I. Some aspects of signal recognition.// Proc. of Distance Learning, Simulation and Communication International Conference, 2011, Brno, Czech Republic. P.9-15.

27. Xu Y., Ge L., Wang B. Digital modulation recognition method based on tree-structured neural networks.// Proc of ICCSN'2009. P.708 – 712.

28. Jin Y., Li S., Yang Z.; Wang Y. Study of a Novel Key Feature in Non-Cooperative Modulation Automatic Recognition.// Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007. P.1240-1243.

29. Aisbett J. Automatic modulation recognition using time-domain parameters.// Signal Processing, vol.13, no.3, 1987. P.323-329.

30. Верстаков Е.В., Захарченко В.Д. Распознавание вида модуляции узкополосных сигналов во временной области с использованием интегрального критерия узкополосности.// Материалы XVII Международной НТК (RLNC-2011). Т.1 – Воронеж, 2011. С. 179-183

31. Никифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. – Наука, М., 1983. 199с.

32. Rafajlowicz E., Pawlak M., Steland A. Nonparametric sequential change-point detection by a vertically trimmed box method.// IEEE T Inf Th, vol 56, no 7, 2010. P.3621-3634.

33. Поллард Дж. Справочник по вычислительным методам статистики. М., –Финансы и статистика, 1982. 344 с.

34. Siegel S., Castellan J. Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences. – New York: McGraw-Hill Book Company, 1988. 399 p.

MODULATION RECOGNITION: WHAT CAN WE FIND OUT NOT KNOWING ANYTHING A PRIORI

Beljaeva M.

Modulation recognition problem is considered in the case of greatest possible uncertainty: no signal characteristics are known a priori, no noise distribution and signal-to-noise ratio are known also. The only assumption made is the symbol rate interval which may be as wide as desired. Vertical boxes algorithm (VBA) for non-cooperative automatic discrimination between digital signals with amplitude information (AI) from those without AI is presented. VBA also distinguishes between some other classes of signals. Some numerical simulations illustrate the VBA effectiveness.

Научное направление: Обработка сигналов в радиотехнических и информационно-измерительных системах

Секция 4: Обработка сигналов в радиотехнических системах

Обсуждение проблем и задач обработки радиотехнических сигналов велось по трем основным направлениям: обнаружение сигналов и оценивание их параметров; радиолокация, пеленгация и навигация; пространственно-временная обработка сигналов.



По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Применение негауссовских статистик для обнаружения радиосигналов в комплексированном энергетико-фрактальном обнаружителе. Автор – Паршин А.Ю., аспирант Рязанского государственного радиотехнического университета.

2. Некоторые вопросы обработки сверхширокополосных сигналов и их реализация в приемном тракте гидролокатора. Автор – Тошов С.А., аспирант КБР «Радиостроения», г. Жуковский.

3. Алгоритм предварительной обработки радиолокационной информации для решения задач распознавания в сверхкорот-коимпульсной РЛС. Автор – Красников Ю.В., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова.

ГАРМОНИЗАЦИЯ РОССИЙСКИХ СТАНДАРТОВ ПЕРЕДАЧИ ВЫСОКОСКОРОСТНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПОТОКОВ

*Аминев Д.А., к.т.н., научный сотрудник ЗАО «МНИТИ»,
Кондрашов А.В., ведущий инженер ЗАО «МНИТИ».*

Ключевые слова: информационные потоки, высокоскоростные интерфейсы, гармонизация стандартов, системы регистрации данных.

Введение

При разработке высокоскоростных систем обработки и регистрации цифровых данных на отечественных предприятиях возникают проблемы, связанные со сложностью понимания стандартов современных высокоскоростных интерфейсов, которые имеют весьма значительный объем документации и публикуются на иностранных языках.

Существующие российские стандарты, такие как ГОСТ «Стык 1-ТЧ» и т.п. устарели и не рассчитаны на высокоскоростную передачу данных. В то же время в разработках используется большое количество интерфейсов скоростной и сверхскоростной передачи зарубежной разработки.

Из этого следует, что необходимо создание целого ряда отечественных стандартов на высокоскоростные интерфейсы, гармонизированных с зарубежными при поддержке Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии РФ. Под гармонизацией понимается [1] аутентичный перевод на русский язык, или модифицирование (адаптацию) зарубежных стандартов с учетом требований к отечественной технике. При гармонизации нормативных документов необходимо учитывать национальные стандарты РФ [2-7].

Кроме того, в федеральной целевой программе «Развитие электронной компонентной базы и радиоэлектроники» на 2008-2015 годы, в частности, имеется направление «Унифицированные электронные модули и базовые несущие конструкции», в котором предусмотрено мероприятие по разработке унифицированных электронных модулей процессоров, скоростного и сверхскоростного ввода-вывода данных, шифрования и дешифрования данных, интерфейсов обмена, систем сбора и хранения информации, периферийных устройств, систем идентификации и управления доступом, конверторов, информационно-вычислительных систем.

Интерфейсы являются обязательным звеном в тракте регистрации и обработки высокоскоростных информационных потоков, поскольку они обеспечивают сопряжение источников сигналов, средств регистрации и других звеньев тракта сквозной обработки сигналов. Классификация интерфейсов с учетом назначения и особенностей применения представлена на рис. 1.

В первую очередь, интерфейсы можно разделить на

Исследована проблема разработки высокоскоростных систем передачи данных в России. Приводится классификация и рассмотрены организации разработчики стандартов высокоскоростных интерфейсов передачи данных. Сформулированы предложения по гармонизации.

«внутренние» и «внешние» (по отношению к персональному компьютеру и другим средствам вычислительной техники) [0]. К внутренним относятся шинные интерфейсы PCI, PCI Express, Infiniband, которые применяются в модулях ввода-вывода данных в ПЭВМ и мезонинные интерфейсы ADM, ADMPRO, FMC, RapidIO, предназначенные для сопряжения модулей с submodule. К внешним – периферийные интерфейсы USB, SCSI, SATA, SAS для обмена данными с накопительными устройствами; сетевые интерфейсы Ethernet, FibreChannel для построения вычислительных сетей; мультимедийные интерфейсы SDI, HDMI, IEEE 1394 для передачи высокоскоростных видео потоков. Необходимо заметить, что в ряде случаев функции и применение интерфейсов могут изменяться и расширяться. Кроме того, интерфейсы имеют определенный жизненный цикл и со временем заменяются на более удобные и более скоростные.

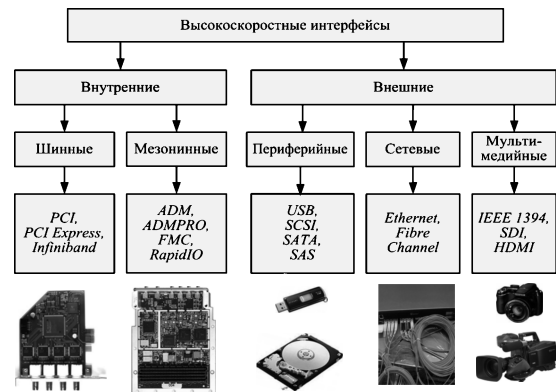


Рис. 1. Классификация высокоскоростных интерфейсов

В табл. 1 приведен перечень современных интерфейсов и данные о достигаемых скоростях передачи, а также сведения об их разработчиках.

Заключение

Наиболее простым вариантом решения задач гармонизации представляется полный адекватный перевод исходного нормативного документа и его легализация для РФ по договоренности с правообладателем. Второй вариант – модификация, например, с устранением каких-то неактуальных для отечественной техники требований/формулировок [1].

Таблица 1 – Высокоскоростные интерфейсы

Интерфейс	Предельная пропускная способность, Гбит/с	Разработчики
USB 3.0	5	Hewlett-Packard, Intel, Microsoft, NEC, ST-NXP Wireless, Texas Instruments
IEEE 1394	3,2	ИИЭР – Институт инженеров по электротехнике и радиоэлектронике, США
	10	
10G Ethernet	3	
3GB SDI	3	SMPTE – общество кинотелевизионных инженеров, США
HDMI	6	Hitachi, Matsushita Electric Industrial, Philips, Electronics International, Silicon Image, Sony, Thomson, Toshiba
SAS 600	6	Технический комитет T10 (в составе INCITS), SCSI Trade Association (SCSITA)
SATA 3.0	3	Объединенная группа SATA-I/O, содержит подкомитеты ATA INCITS T13, SCSI INCITS, и SAS подгруппу T10
eSATA	10,5	
Fiber Channel	10	Технический комитет, американский национальный институт стандартов (ANSI)
InfiniBand	131	InfiniBand Trade Association
PCI Express	*	PCI-SIG (PCI Special Interest Group), включает более 900 компаний
FMC		VITA Standards Organization (VSO)

* – определяется типом используемых ПЛИС.

Среди наиболее приоритетных можно выделить стандарты таких интерфейсов как PCI Express, 10G Ethernet, USB 3.0 и FMC, ввиду их наиболее частого использования в современ-

ных высокоскоростных системах обработки и регистрации цифровых данных.

Литература

- ГОСТ Р 1.7. Правила оформления и обозначения при разработке на основе применения международных стандартов. – 2004
- ГОСТ Р 1.5 Общие требования к построению, изложению, оформлению, содержанию и обозначению. Стандарты межгосударственные, правила и рекомендации по межгосударственной стандартизации. – 2001
- ГОСТ Р 1.12. Стандартизация в Российской Федерации Термины и определения. – 2004.
- ГОСТ Р 1.2. Правила разработки, утверждения, обновления и отмены. – 2004
- ГОСТ Р 1.8 Государственная система стандартизации Российской Федерации. Правила разработки, применения, обновления и прекращения применения в части работ, осуществляемых в Российской Федерации. Стандарты межгосударственные. – 2002
- ГОСТ Р 1.10. Порядок разработки, утверждения, изменения, пересмотра и отмены. Правила стандартизации и рекомендации по стандартизации. – 2004
- ГОСТ Р 1.5 Общие требования к построению, изложению, оформлению, содержанию и обозначению. Стандарты межгосударственные, правила и рекомендации по межгосударственной стандартизации. – 2001
- Д.А. Аминев, С.У. Увайсов Анализ протоколов для передачи высокоскоростных потоков данных в междо-дульных сетевых соединениях//VI международная научно-практическая конференция «Информационные и коммуникационные технологии в образовании, науке и производстве». - Протвино. -2-6 июля 2012. - С. 198–201.

HARMONIZATION OF THE RUSSIAN STANDARDS OF THE HI-SPEED INTERFACES

Aminev D.A., Kondrashov A.V.

Issue of design of hi-speed information system in Russia is studied. Classification of hi-speed interfaces is offered. Righthold and design organizations of standards is reviewed. Harmonization prepositions is formulated.

Уважаемые коллеги!

Приглашаем Вас принять участие в формировании тематических выпусков журнала «Цифровая обработка сигналов» и размещению рекламы продукции (услуг) Вашей организации на его страницах. В случае положительного решения просим представить в редакцию журнала Ваши предложения по плановому размещению информационных материалов и макет рекламы продукции (услуг) с указанием желаемого её месторасположения: обложка (2-я, 3-я или 4-я стр.), цветная внутренняя полоса (объем полосы).

Журнал «Цифровая обработка сигналов» издается с 1999 года. Выходит ежеквартально, тиражом – 700 экз. Распространяется по подписке через агентство «Роспечать» в России (индекс 82185), СНГ и странах Балтии (индекс 20630), а также на Конференции: «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA'» и Выставках: «ExpoElectronica», «СвязьЭкспокомм», «ЭЛЕКТРОНИКА: компоненты, оборудование, технологии» (г. Москва) и др.

Научно-технический журнал «Цифровая обработка сигналов» включен в Список изданий, рекомендуемый ВАК РФ для публикации результатов научных исследований соискателями ученой степени доктора и кандидата технических наук в области радиотехники, связи, вычислительной техники, электроники, информационно-измерительных и управляющих систем.

Планируемые сроки издания отдельных номеров журнала:

№ 2 – июнь 2013 г. Тематический выпуск: «Теория и методы цифровой обработки сигналов» (по материалам международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA' 2013»).

№ 3 – сентябрь 2013 г. Тематический выпуск: «Цифровая обработка изображений».

№ 4 – декабрь 2013 г. Тематический выпуск: «ЦОС в радиотехнике и системах телекоммуникаций».

Ориентировочная стоимость рекламных услуг:

4-я (внешняя) страница цветной обложки – 25 тысяч рублей.

1/2 цветной внутренней полосы – 8 тысяч рублей.

2-я и 3-я (внутренние) страницы цветной обложки – 15 тысяч рублей.

Ждем Ваших предложений.

С наилучшими пожеланиями, зам. главного редактора д.т.н., профессор Витязев Владимир Викторович, телефон 8-903-834-81-81.

Предложения прошу направлять по адресу: E-mail: vityazev.v.v@rsreu.ru или info@dspa.ru

«ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ» В НОВОЙ СИСТЕМЕ ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

Солонина А. И., к.т.н, доц., зав.каф., Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, e-mail: as-io@yandex.ru

Ключевые слова: образование, качество, фундаментальность, направление, уровень, архитектура, технология обучения, компьютерное моделирование.

Введение

Этой статьей хотелось бы открыть дискуссию по теме преподавания дисциплин цифровой обработки сигналов в контексте новой системы высшего образования, поделиться собственным опытом и обсудить с коллегами, знакомыми с ситуацией изнутри, некоторые свои соображения.

Определенное ухудшение качества подготовки студентов в последние десятилетия, фундаментальные причины которого хорошо известны, привело к снижению статуса отечественного высшего технического образования. Увы, «в приказном порядке» его не восстановишь. Крен в сторону экономической выгоды от разного рода деятельности, приоритет НИР (безусловно, неотъемлемой части высшего образования) сопровождается потерей интереса к собственно образовательной деятельности, фактически отводит ей вторую роль, в то время как в мире идет конкурентная борьба за качество высшего образования, а его сердцевину составляют уровень и содержание образовательных программ.

Каркас архитектуры системы высшего образования

Присоединение России к Болонскому процессу встраивает российское высшее образование в единое образовательное пространство, позволяет преодолеть последствия замкнутости и самоизоляции.

Кроме того, модель российского высшего образования перестала отвечать требованиям быстрой адаптации к динамичному развитию современной науки и техники, стремительному процессу устаревания, обновления и расширения знаний во многих, особенно прикладных, областях.

В этих условиях было признано целесообразным смещение акцентов, в частности:

- с подготовки по относительно узким техническим специальностям к подготовке по более широким направлениям;
- с обучения быстро устаревающим практическим знаниям к изучению относительно более устойчивых фундаментальных теоретических знаний;
- с трансляции знаний преподавателем к самостоятельной исследовательской работе студентов и обучению их работе с информацией («научиться учиться»);
- с одного уровня образования к иерархии уровней.

Фундаментальность высшего технического образо-

Обсуждается архитектура новой системы высшего образования, ее гармоничная согласованность с архитектурой университета и встраивание в них фундаментальной подготовки по цифровой обработке сигналов для направлений «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» и «Радиотехника», уровень, содержание и методология обучения.

вания сочетает в себе приоритет фундаментальных теоретических знаний (общепрофессиональных и специализированных) с необходимыми практическими навыками, что в целом формирует профессиональные компетенции.

Университет обеспечивает фундаментальную подготовку по широкому направлению на двух уровнях.

Первый уровень, соответствующий степени «бакалавр», обеспечивает базовую фундаментальную подготовку по широкому направлению и может включать профили с «окрашенностью» образовательных программ.

Второй уровень, соответствующий степени «магистр», обеспечивает углубленную фундаментальную подготовку в относительно более узкой обобщенной области в рамках широкого направления и включает определяемые университетом профессионально-образовательные программы с ключевой для подготовки научно-исследовательской частью.

Намеченные Болонским процессом изменения в системе высшего образования носят внешний, структурный характер, что подчеркивается термином «архитектура» (общая структура) системы высшего образования.

В архитектуре системы высшего образования содержится ряд концептуальных компонентов, но ее каркас, интересующий нас, можно представить вертикалью широких направлений (условно обозначенных номерами) с горизонталями уровней подготовки (рис. 1).

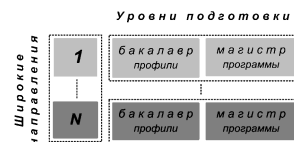


Рис. 1. Каркас архитектуры системы высшего образования

Диапазон направлений характеризует потенциал и специфику университета. Бакалавриат удовлетворяет массовый запрос на высшее образование. Магистратура определяет уникальность университета, уровень и разносторонность его научных исследований и статус университета в целом.

Каркас архитектуры университета

Еще один значимый термин, используемый авторами Болонского процесса, – «гармонизация» – противопоставляется неприемлемой для этого процесса «стандартизации» и подчеркивает безусловное право университетов на

разнообразие решений при разработке образовательных программ, собственной структуры и т. д., при условии их встраивания в архитектуру системы высшего образования.

Вероятно, переход к новой системе высшего образования повлечет за собой постепенную реорганизацию структуры университетов. Архитектура (общая структура) университета охватывает его многообразные компоненты, но ее каркас, интересующий нас, гармонично согласованный с каркасом архитектуры системы высшего образования, логично представить вертикалью факультетов (условно обозначенных номерами) с горизонталями кафедр факультета (рис. 2).

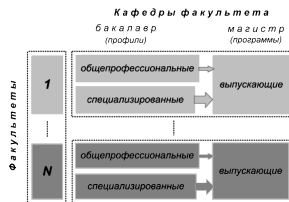


Рис. 2. Каркас архитектуры университета

Подготовка бакалавров и магистров осуществляется по широкому направлению, поэтому ему сопоставлен традиционный для российских университетов «факультет».

Кафедры факультета сопоставлены уровням подготовки и условно представлены тремя типами, а именно:

- на уровне «бакалавр» – общепрофессиональными и специализированными кафедрами;

Общепрофессиональные кафедры обеспечивают базовую часть подготовки по широкому направлению для всех профилей. Дисциплины базовой части профессионального цикла являются обязательными, что не исключает их расширения/углубления в вариативной части.

Специализированные кафедры обеспечивают углубленную подготовку по широкому направлению или его профилю, определяемую дисциплинами вариативной части профессионального цикла.

Бакалавр изначально не закрепляется за конкретной кафедрой, и имеет право писать выпускную работу на любой из них. По этой причине на данном уровне отдельно не выделены выпускающие кафедры.

- на уровне «магистр» – выпускающими кафедрами.

Магистры изначально закрепляются за конкретными кафедрами, и в этом смысле кафедры данного уровня являются выпускающими.

Подготовка магистров на кафедре осуществляется по профессионально-образовательной программе по широкому направлению, определяемой дисциплинами вариативной части общенаучного и профессионального циклов. Программа разрабатывается и реализуется кафедрой, как правило, специализированной (на рис. 2 широкая стрелка).

В структуре конкретного университета факультет может объединять несколько широких направлений, или, напротив, одно широкое направление может быть разделено на группы профилей по одному широкому направлению.

Сложный и гибкий процесс реорганизации кафедр факультета имеет смысл начинать после утверждения учебных планов по всем направлениям при ясной картине списка дисциплин (базовой и вариативной частей) и их объема в часах.

При реорганизации кафедр учитывается ее тип, ответственность или преемственность дисциплин, объем нагрузки, кадровый состав, традиции университета и т. д.

Общепрофессиональные кафедры, «обслуживающие» несколько широких направлений, относят к одному из факультетов на усмотрение университета.

Кафедры с дисциплинами гуманитарного, математического и других циклов, как правило, также относят к одному из факультетов на усмотрение университета.

Место дисциплин ЦОС в архитектуре системы высшего образования и университета

Перспективы научно-технического развития в области телекоммуникаций и радиотехники в значительной мере связаны с разработкой новых методов и алгоритмов ЦОС и созданием на их основе программных (soft) и аппаратных (hard) продуктов на базе цифровых процессоров обработки сигналов (ЦПОС), ПЛИС и т. п.

Сложность технологии разработки soft и hard продуктов предполагает высокий уровень фундаментальной подготовки бакалавров и магистров в области ЦОС по направлениям «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» (210700) и «Радиотехника» (210400), о которых по умолчанию пойдет речь далее.

Федеральным государственным образовательным стандартом высшего профессионального образования (ФГОС ВПО) по данным направлениям для бакалавров предусмотрена дисциплина ЦОС в базовой части профессионального цикла (в примерном учебном плане рекомендуемый объем составляет 3 зачетные единицы, 54 аудиторных часа).

Согласно ФГОС ВПО, проектируемые результаты ее освоения в сжатой формулировке сводятся к линейке знаний и навыков «базовая теория – компьютерное моделирование – реализация».

Действительно, именно такая «линейка» в целом дает системное представление о базовых методах и алгоритмах ЦОС и технологии создания soft и hard продуктов. Вопрос в том, как охватить эту «линейку» в рамках отведенных часов. Преподаватель с опытом чтения дисциплин ЦОС ответит однозначно, что это нереально, ни при какой гениальной методике. Для сравнения, в том же учебном плане на изучение дисциплины «Теория электрических цепей» отводится, по меньшей мере, вдвое больше часов, в то время как сложность, объем и востребованность дисциплины ЦОС, как минимум, не меньшие.

В рамках отведенных часов реально обеспечить линейку знаний и навыков «базовая теория – компьютерное моделирование». Естественно, это нарушает всю стройность замысла и снижает планку фундаментальной подготовки бакалавров по указанным направлениям, где ЦОС – основа разработки современных систем (математических преобразований, реализуемых средствами цифровой вычислительной техники).

Механизм расширения/углубления дисциплин предусмотрен ФГОС ВПО. Ранее упоминавшая «гармонизация» в данном случае означает право «широкого маневра» при формировании образовательных программ для бакалавров и магистров за счет дисциплин вариативной части.

Стандартизации и унификации в вопросе о расширении/углублении дисциплины ЦОС, по определению,

быть не может, но возможны следующие варианты включения дополнительной дисциплины (дисциплин) ЦОС в вариативную часть:

– профессионального цикла для бакалавров – обязательная дисциплина;

В этом случае, однако, надо понимать, что политику в формировании дисциплин вариативной части определяют специализированные кафедры, и они вправе сделать выбор в пользу собственных дисциплин.

– профессионального цикла для бакалавров – дисциплина по выбору;

Здесь другой «подводный камень» – механизм выбора дисциплин студентами пока, мягко говоря, не достаточно отлажен.

– общенаучного цикла для магистров – обязательная дисциплина.

В принципе, приемлемый вариант, если нет массового запроса на знания в области ЦОС для бакалавров, а в профессионально-образовательной программе кафедры востребовано расширение/углубление этих знаний.

Таким образом, в архитектуре системы высшего образования дисциплина ЦОС соответствует уровню «бакалавр», но ее расширение/углубление может распространяться на уровень «магистр».

В архитектуре университета дисциплина ЦОС, а также ее расширение/углубление должны обеспечиваться общеупрофессиональной кафедрой, и, представляется, что аббревиатура ЦОС должна присутствовать в ее названии при любом объединении с родственными дисциплинами.

Содержание и обеспечение дисциплины ЦОС

В фундаментальной теории ЦОС принято выделять две части:

– базовую часть – базовые методы и алгоритмы ЦОС, инвариантные относительно конкретного приложения и физической природы сигнала;

– прикладную часть – специальные методы и алгоритмы ЦОС для конкретных приложений и физической природы сигнала.

Базовая часть обеспечивается общепрофессиональной кафедрой, а прикладная – специализированными кафедрами.

Содержание базовой части фундаментальной теории ЦОС может варьироваться в зависимости от широкого направления или его профиля, но в общем случае традиционно включает в себя следующие разделы [1–5]:

1. Дискретные сигналы.
2. Линейные дискретные системы.
3. ДПФ и БПФ.
4. КИХ и БИХ фильтры.
5. Эффекты квантования в цифровых системах.
6. Спектральный анализ случайных сигналов.
7. Многоскоростная обработка сигналов.
8. Адаптивные фильтры.

Технология проектирования систем ЦОС с реализацией на базе ЦПОС и/или ПЛИС.

Все разделы должны поддерживаться компьютерным моделированием и последний – интегрированной средой и платами ЦПОС или ПЛИС.

В целом это и формирует линейку знаний и навыков «базовая теория – компьютерное моделирование – реализация» – системное представление о базовых методах и алгоритмах ЦОС и технологии создания soft и hard продуктов.

Смещение акцента с трансляции знаний преподавателем к самостоятельной исследовательской работе студентов и обучению их работе с информацией («научиться учиться»), о чем говорилось выше, имеет все возможности успешной реализации при повсеместном распространении и совершенствовании персональных компьютеров и компьютерных технологий. Более того, по существу, это повлекло за собой настоящую революцию в области образовательных технологий.

Попытка освоить и внедрить данную технологию для обучения ЦОС была предпринята в новом учебном пособии «Цифровая обработка сигналов и MATLAB», разработанном на кафедре цифровой обработки сигналов СПбГУТ. Теоретическая часть, охватывающая все перечисленные разделы (кроме реализации), поддерживается самостоятельным исследованием с помощью созданных обучающих программ (прилагаемых на CD) и графического интерфейса пользователя MATLAB. Многие важные аспекты и проблемы практического применения методов и алгоритмов ЦОС целостно воспринимаются и осмысливаются только в процессе самостоятельного исследования посредством компьютерного моделирования.

Помимо изучения теории ЦОС и средств моделирования MATLAB, студенты обучаются самостоятельной работе с литературными источниками и информацией в обширной системе помощи MATLAB.

Выбор системы MATLAB, общепризнанного мирового стандарта в области компьютерных технологий, очевиден для любого специалиста в области ЦОС, т.к. современная технология разработки soft и hard продуктов немислима без MATLAB и ее подсистемы Simulink.

Заключение

Рассмотрены в единой взаимосвязи каркас архитектуры новой системы высшего профессионального образования, гармонично согласованный с ним каркас архитектуры университета и встроенная в них дисциплина ЦОС для профессиональной подготовки по направлениям «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» (210700) и «Радиотехника» (210400).

Представляется, что в достаточно тесном мире преподавателей дисциплин ЦОС чрезвычайно важна открытая дискуссия и согласованность позиций по этим вопросам.

Литература

1. Оппенгейм А., Шафер Р. Цифровая обработка сигналов. – М.: Техносфера, 2006.
2. Сергиенко А. Б. Цифровая обработка сигналов, 3-е издание – СПб.: БХВ-Петербург, 2010.
3. Солонина А.И., Арбузов С.М. Цифровая обработка сигналов. Моделирование в MATLAB. – СПб.: БХВ-Петербург, 2008.
4. Солонина А.И. Цифровая обработка сигналов. Моделирование в Simulink. – СПб.: БХВ-Петербург, 2012.
5. Солонина А.И., Клионский Д.М., Меркучева Т.В., Перов С.Н. Цифровая обработка сигналов и MATLAB. – СПб.: БХВ-Петербург, 2013.



ЗАО Скан Инжиниринг Телеком

Прединтегрированные VPX платформы цифровой обработки сигналов

Прединтегрированная VPX платформа
обработки аналоговых сигналов

SET-ARP3U-242



- применение FMC модулей для широкой вариативности каналов АЦП и ЦАП
- мощное поле обработки:
 - 4 ПЛИС Xilinx Virtex-6 (до 1500 тыс. логических ячеек),
 - 2 процессора Intel Core i7 (суммарно 8 ядер, каждое с частотой 2.10ГГц);
- большой объем памяти:
 - до 8ГБ DDR3 для ПЛИС Xilinx Virtex-6,
 - до 32ГБ DDR3 для Intel Core i7;
- обмен данными в системе по Gigabit Ethernet и PCI Express Gen2, суммарная скорость до 44Гбит/с;
- обмен данными с внешними устройствами по Gigabit Ethernet, суммарная скорость до 8Гбит/с;
- воздушное охлаждение (для установки в 19" стойку) и кондуктивное охлаждение;
- энергопотребление до 350Вт

Многопроцессорный VPX кластер
обработки данных

SET-ARP3U-206



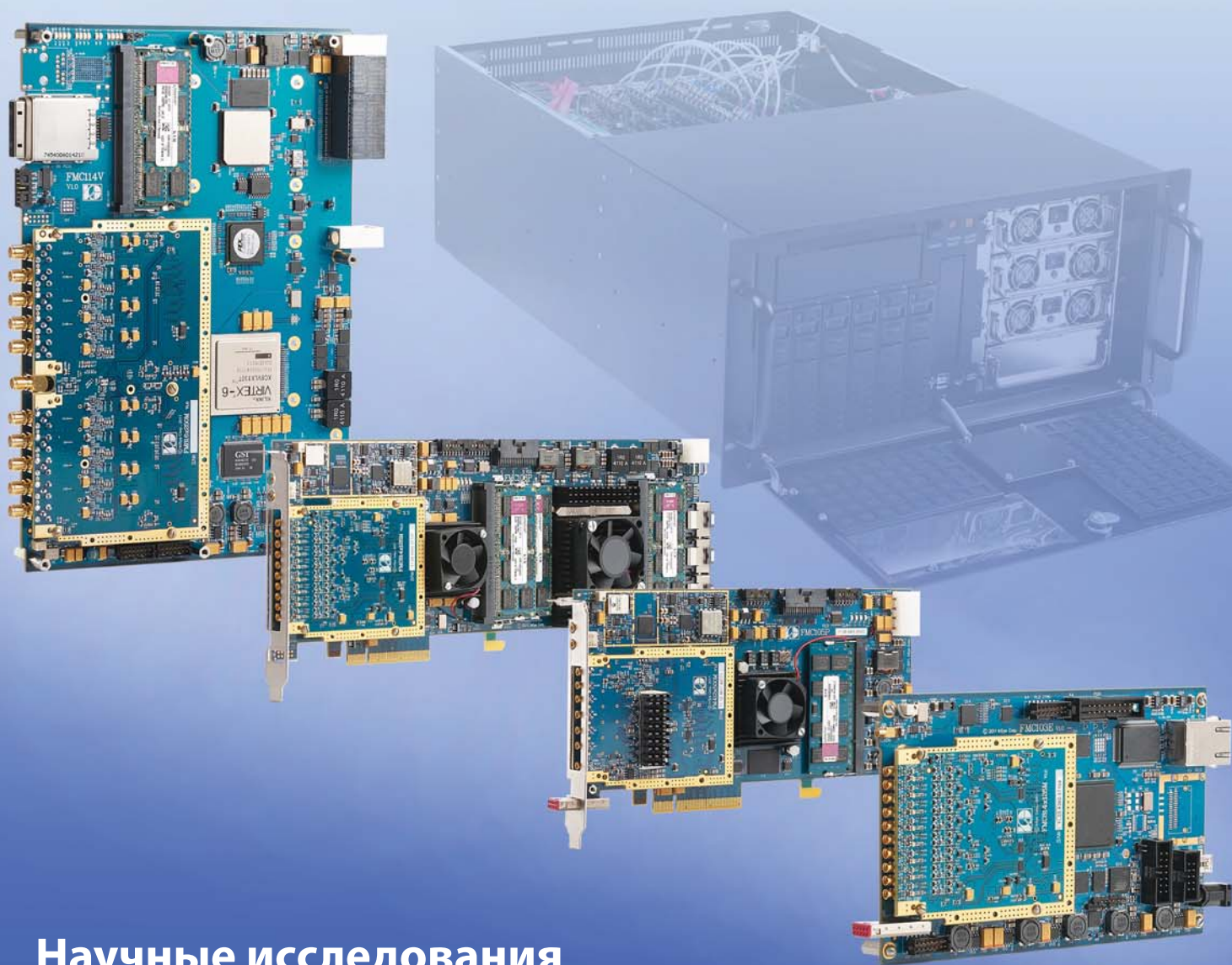
- высокопроизводительный кластер обработки данных: 24 двухпоточных ядра Intel Core i7, работающих на частоте 2.10ГГц, с поддержкой технологий Intel AVX;
- колоссальный объем памяти: до 96ГБ DDR3 1600МГц;
- обмен данными в системе по Gigabit Ethernet и PCI Express Gen2, суммарная скорость до 44Гбит/с;
- технология SETFabric, обеспечивающая скорость обмена IP данными с гарантированной доставкой свыше 5Гбит/с;
- обмен данными с внешними устройствами по Gigabit Ethernet, суммарная скорость до 16Гбит/с;
- широкий диапазон низкоскоростных интерфейсов передачи данных: USB2.0, RS-232, RS-485
- воздушное охлаждение (для установки в 19" стойку) и кондуктивное охлаждение;
- энергопотребление до 500Вт



ЗАО "Скан Инжиниринг Телеком"
394030 г. Воронеж
ул. Свободы, 75

8 (473) 272-71-01
sales@setdsp.ru
www.setdsp.ru

АЦП/ЦАП/цифровые приемники для обработки радиосигналов



Научные исследования

Системы радиомониторинга

Тестовое и измерительное оборудование

Системы регистрации широкополосных сигналов



ЗАО "Инструментальные Системы"

www.insys.ru, info@insys.ru

(495)781-2750, 781-2751