

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

4/2012

НАУЧНО - ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

ЦОС В РАДИОТЕХНИКЕ И СИСТЕМАХ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ:

- ОБНАРУЖЕНИЕ ТОНАЛЬНЫХ КОМПОНЕНТ
- КОРРЕЛЯЦИЯ СПЕКТРАЛЬНЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ
- КОГЕРЕНТНОЕ НАКОПЛЕНИЕ С ПРОРЕЖИВАНИЕМ
- синхронное детектирование
- ОЦЕНКА МГНОВЕННОЙ ЧАСТОТЫ
- ПИКФАКТОР СИГНАЛОВ OFDM
- ОЦЕНКА ОТНОШЕНИЯ "СИГНАЛ/ШУМ"
- НЕЙРООБРАБОТКА СИГНАЛОВ

ISSN 1684-2634



9 771684 263005 >

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 4/2012

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 21.12.12 г.
Формат 60x90/8.

Гарнитура «Arial». Печать офсетная.

Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 700 экз.

Заказ № 7245. 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

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:

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

*Скольльзящее параметрическое ДПФ
в задачах обнаружения тональных компонент* 2

Радченко Ю. С., Миляев С.В.

*О корреляции спектральных коэффициентов
обобщенных рядов Фурье в непрерывной области* 8

**Алпатов Б.А., Бабаян П.В.,
Смирнов С.А., Фельдман А.Б.**

*Измерение координат объекта в последовательности
мультиспектральных изображений* 13

Григорян Д.С.

*Методы прореживания отсчетов сигнала
с когерентным накоплением в задачах цифрового
спектрального анализа со сверхразрешением* 18

Глухов А.Ю., Негинский И.В.

*Применение метода синхронного детектирования
для оценки спектра полигармонического сигнала* 26

Коротченко Р.А.

*Метод селекции и оценивания
сейсмоакустических импульсов на ЭВМ* 29

**Зуев А.Г., Уваров В.А.,
Головков В.М.**

Расширение класса кумулятивных кодов 32

Дубов М.А., Приоров А.Л.

*Методика неэталонной оценки отношения сигнал/шум
и вероятности битовой ошибки для сигналов
с квадратурной модуляцией* 37

Потехин Е.Н., Леухин А.Н.

*Методы построения бифазных и четырехфазных
унимодулярных периодических последовательностей
с иррациональными фазами* 44

**Азаров И.С., Вашкевич М.И.,
Петровский А.А.**

*Алгоритм оценки мгновенной частоты
основного тона речевого сигнала* 49

Шинаков Ю.С.

*Пикфактор сигналов OFDM и нелинейные искажения
в радиоборудовании систем беспроводного доступа* 58

Варнаевский А.Н.

Обнаружение перенапряжения желудочков сердца 66

**Романчук В.А., Ручкин В.Н.,
Фулин В.А.**

Разработка модели сложной нейропроцессорной системы 70

Номер подготовлен
при поддержке гранта РФФИ 12-07-06007

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

СКОЛЬЗЯЩЕЕ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ ДПФ В ЗАДАЧАХ ОБНАРУЖЕНИЯ ТОНАЛЬНЫХ КОМПОНЕНТ

*Пономарева О.В., к.т.н., доцент Ижевского государственного технического университета
e-mail: ponva@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: параметрическое дискретное преобразование Фурье, обнаружение, тональная частота, алгоритм Герцеля, гребенчатый фильтр.

Введение

При цифровой обработке сигналов в различных областях научных исследований часто приходится сталкиваться с задачами обнаружения и измерения параметров отдельных тональных компонент (задачи анализа случайных процессов со скрытыми периодичностями). Например, в пассивной гидролокации при обнаружении и классификации кораблей, главным образом, используется структура тональных компонент (тональные компоненты в спектрах возникают за счет работы механизмов судна). При виброакустической диагностике машин широко используется факт того, что акустические сигналы машин и механизмов характеризуются наличием гармонических рядов разнообразной природы. Например, в вибрационном или шумовом сигнале редуктора можно выделить ряды из гармоник оборотной, зубцовой и модуляционных частот [1].

Методы обнаружения отдельных гармонических компонент (тональных компонент)

Метод ДПФ, реализуемый в форме алгоритмов БПФ, является стандартным и эффективным методом определения спектра сигнала. Прямое и обратное преобразование ДПФ в матричной форме задается следующими соотношениями:

$$S_N = \frac{1}{N} F_N X_N \quad (1)$$

$$X_N = F_N^* S_N,$$

где * – 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; $S_N = [s(0), s(1), \dots, s(N-1)]^T$ – вектор коэффициентов разложения X_N по системе дискретных экспоненциаль-

ных функций (ДЭФ), задаваемой матрицей F_N :

$$F_N = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & \dots & (N-1) & n \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ \dots \\ (N-1) \\ k \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & W_N^1 & \dots & W_N^{(N-1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & W_N^{(N-1)} & \dots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \end{matrix}, \quad (2)$$

$$W_N = \exp(-j \frac{2\pi}{N}).$$

Однако в приложениях спектрального анализа при решении задач обнаружения и (или) измерения параметров отдельных гармонических компонент (тональных компонент) применение ДПФ, даже реализуемого алгоритмами БПФ, становится крайне неэффективным.

Эффективным методом вычисления «прореженных» отсчетов спектра является алгоритм Герцеля, который позволяет задавать любую резонансную частоту фильтра в диапазоне от 0 до $N/2-1$ и представляет собой БИХ-фильтр второго порядка с двумя действительными коэффициентами обратной связи и одним комплексным коэффициентом в цепи прямой связи [2, 3]:

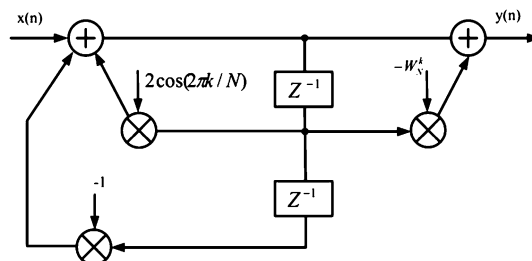


Рис.1. Структура БИХ - фильтра, реализующая алгоритм Герцеля

Этот фильтр позволяет вычислять значение k -го бина на N -точечного ДПФ:

$$S_N(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{kn} \quad (3)$$

Как справедливо отмечено в [3], сигнал $y(n)$ на выходе фильтра Герцеля (рис. 1) равен значению k -того бина N -точечного ДПФ – $S_N(k)$ (3) при достижении n значения N . В [3] отмечается, что параметр k , определяющий центральную частоту k -того бина N -точечного ДПФ, может принимать любые значения в интервале $\overline{0, N-1}$ (в том числе и дробные). Дело в том, что в публикациях, посвященных описанию структуры алгоритма Герцеля, зачастую утверждается, что параметр k , определяющий резонансную частоту фильтра Герцеля, может принимать только целые значения.

Методы скользящих спектральных измерений

Во многих приложениях спектрального анализа приходится иметь дело с сигналами, спектр которых меняется во времени. При этом часто возникает необходимость измерять последовательные значения спектра на определенной частоте. Способ, позволяющий проводить такие измерения, называется скользящим спектральным измерением и заключается в определении спектра сигнала на k -частоте во временном окне в N отсчетов. Окно перед повторным спектральным измерением смещается на один отсчет. Одним из методов осуществления скользящих измерений на k -той частоте является использование одной секции обобщенного комплексного фильтра на основе частотной выборки (ФОЧВ) [3, 4], которая в свою очередь является частным случаем структуры Лагранжа [2].

В основе ФОЧВ лежит возможность реализации КИХ-фильтра с N ответвлениями в виде последовательного соединения гребенчатого фильтра и банка из N комплексных резонаторов, одна секция которого приведена на рисунке 2 [2, 3].

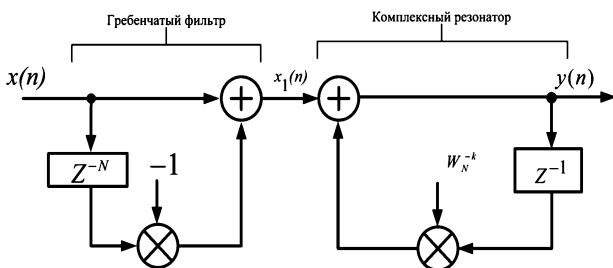


Рис 2. Одна секция комплексного ФОЧВ

Структура, изображенная на рис.2, позволяет эффективно осуществлять скользящие спектральные измерения на фиксированном множестве частот:

$$\{2\pi k/N\}, \quad (4)$$

где $k = \overline{0, N-1}$, N – число отсчетов сигнала задержки входной последовательности $x(n)$ в гребенчатом фильтре.

Скользящие спектральные измерения на k -той частоте могут осуществляться и методом ДПФ (вычисление k -го бина ДПФ) в скользящем окне длительностью в N

отсчетов (r – число отсчетов, на которое сдвигается окно в N отсчетов вправо по сигналу $x(n)$):

$$S_N^{(r)}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n+r)W_N^{kn}; \quad (5)$$

где: $k = \overline{0, N-1}$, $r = 0, 1, 2, \dots$

Необходимо отметить, что проведение скользящих измерений на k -той частоте фильтром на основе частотной выборки (рис. 2) более эффективно, чем методом ДПФ (5). Это связано, прежде всего, с тем, что структура ФОЧВ, в отличие от ДПФ, дает возможность использовать метод рекуррентного расчета значений спектра на выходе комплексного резонатора.

Действительно, из анализа структуры секции ФОЧВ (рис. 2) непосредственно следует, что в этом случае для выполнения скользящего спектрального измерения на k -той частоте необходимо выполнить всего два комплексных умножения на входной отсчет (при выполнении ДПФ необходимо выполнить N комплексных умножений).

Общим недостатком рассмотренных методов является фиксированность множества частот, на которых можно осуществлять скользящие спектральные измерения (4). В первом случае это связано с фундаментальным свойством амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) гребенчатого фильтра, которая имеет N нулей – $\frac{2\pi}{N}k$, $k = \overline{0, N-1}$ равномерно распределенных на единичной окружности в Z -плоскости с шагом $\frac{2\pi}{N}$.

На рис. 3 приведено распределение нулей АЧХ (передаточной функции) гребенчатого фильтра при $N = 16$ (при $k = 0$ нуль зачернен).

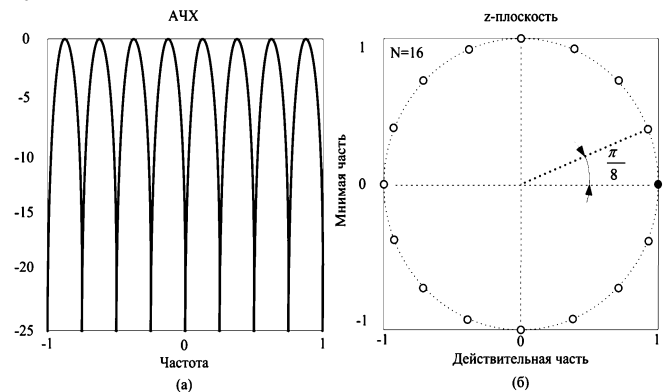


Рис.3. Характеристики гребенчатого фильтра: а) АЧХ; б) распределение нулей

А в связи с тем, что полюс комплексного резонатора должен совпадать с одним из нулей АЧХ гребенчатого фильтра, набор частот, на которых могут быть проведены скользящие спектральные измерения, оказывается фиксированным. Кроме того, структура фильтра с частотной выборкой имеет дополнительно ещё один недостаток. Выполнение вычислительных операций с конечной точностью при реализации комплексного резонатора приводит к тому, что не удается полностью скомпенсировать нули передаточной функции гребенчатого фильтра полюсами. В результате фильтр ФОЧВ будет иметь и нули и полюса, а длина его импульсной функции становится неограниченной [2].

В работах [4, 5, 6] для борьбы с этим недостатком предложена модификация метода частотной выборки. Идея предлагаемой модификации заключается в следующем. В структуре, приведенной на рис. 2, между гребенчатым фильтром и комплексным резонатором дополнительно применяется процедура трансформации спектра сигнала. Трансформация осуществляется стандартным методом – умножением сигнала на экспоненциальную функцию $e^{j\frac{2\pi}{N}kn}$.

Действительно, при этом проблема неточного представления весовых коэффициентов снимается, но появляется другая проблема – связанная с необходимостью увеличения памяти данных для обеспечения хранения промежуточных переменных.

В [3] предложен алгоритм однобинового скользящего ДПФ (СДПФ), который позволяет рекуррентно вычислять значение k -ого бина N -точечного ДПФ из скользящего окна в N отсчетов. Предлагаемый алгоритм более эффективен (с точки зрения вычислений), чем алгоритм Герцеля. В результате появляется возможность проводить спектральные измерения с той же частотой, с какой приходят входные отсчеты.

Уравнение СДПФ имеет вид [3]:

$$X^k(n) = e^{j\frac{2\pi}{N}kn} [X^k(n-1) + x(n) - x(n-N)]. \quad (6)$$

Реализация соотношения (6) приводит к КИХ-фильтру, структура которого приведена на рис. 4.

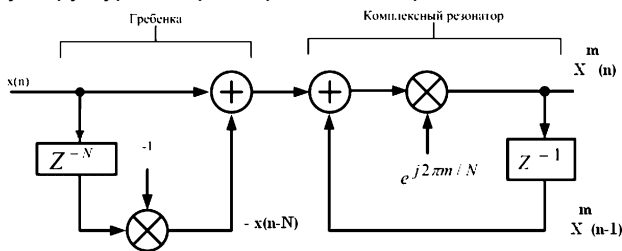


Рис.4. Структура фильтра однобинового скользящего ДПФ

Сравнивая структуры фильтров, приведенных на рис. 2 и рис. 4, нетрудно видеть их эквивалентность (их некоторые отличия объясняются различиями в методике вывода, проведенного либо на основе метода частотной выборки (рис. 2), либо метода ДПФ (рис. 4)). При этом обе структуры фильтров обладают одним общим недостатком: они позволяют находить отсчеты спектра только на частотах (или подмножестве частот), определяемых соотношением (4). Таким образом, алгоритм СДПФ, разработанный в [3], имеет тот же недостаток что и рассмотренные выше алгоритмы.

Необходимо отметить, что указанное свойство предложенных алгоритмов скользящих спектральных измерений, существенно ограничивает их практическое применение.

Алгоритм скользящего однобинового параметрического ДПФ

Рассмотрим обобщение алгоритма однобинового СДПФ в виде скользящего однобинового параметрического ДПФ (СДПФ-П), который, во-первых, позволяет

рекуррентно вычислять значение k -ого бина N -точечного ДПФ-П из скользящего окна в N отсчетов, во-вторых, в отличие от стандартного СДПФ, позволяет проводить оценку спектра в окне в N отсчетов не на фиксированных частотах, а из набора частот, число которых варьируется θ -параметром:

$$\{2\pi(k+\theta)/N\}, \quad (7)$$

где $k = \overline{0, N-1}$, $0 \leq \theta \leq 1$.

Из соотношения (7) непосредственно следует, что предлагаемый алгоритм обеспечивает полный контроль над резонансной частотой фильтра ДПФ-П (k -ого бина N -точечного ДПФ-П).

Автором в [7] введено понятие параметрических дискретных экспоненциальных функций (ДЭФ-П) (сравни с 2):

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

или в матричной форме:

$$F_{N, \theta} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & \dots & (N-1) \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ \vdots \\ (N-1) \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & W_N^\theta & \dots & W_N^{\theta(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{(N-1+\theta)} & \dots & W_N^{(N-1+\theta)(N-1)} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (8)$$

Разложение по базисной системе ДЭФ-П определим как прямое параметрическое дискретное преобразование Фурье (ДПФ-П):

$$S_{N, \theta} = (1/N) F_{N, \theta} X_N, \quad (9)$$

где $0 \leq \theta \leq 1$; и обратное ДПФ-П:

$$X_N = F_{N, \theta}^* S_{N, \theta}, \quad (10)$$

где $*$ – символ комплексного сопряжения.

ДПФ-П позволяет расширить понятие периодичности, из которого N – периодичность (круговая перестановка внутри интервала $[0, N-1]$) следует как частный случай. Параметрическая N -периодическая решетчатая функция задается в следующем выражении:

$$X_\theta(n) = X(n \bmod N) W_N^{\theta \text{ent}[n/N]}, \quad (11)$$

где $\text{ent}[\cdot]$ – операция взятия целой части.

Для ДПФ-П справедливы теоремы линейности, сдвига, корреляции и равенство Парсеваля. Энергетический спектр параметрической N -периодической решетчатой функции $X_\theta(n)$ (11) инвариантен к ее сдвигу. Более подробно свойства параметрического ДПФ рассмотрены в [7].

Алгоритм СДПФ-П позволяет вычислять значения спектра $S_N^{(r)}(k, \theta)$ на $(k+\theta)$ частоте по отсчетам входного сигнала $x(n+r)$, $n = \overline{0, N-1}$, из скользящего окна длиной в N отсчетов, при сдвиге сигнала в окне на r отсчетов влево:

$$S_N^{(r)}(k, \theta) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n+r)W_N^{(k+\theta)n}, \quad (12)$$

где $W_N^{(k+\theta)n} = \exp\left[-j\frac{2\pi}{N}(k+\theta)n\right]$, $n, k = \overline{0, N-1}$;

$r = 0, 1, 2, \dots; 0 \leq \theta \leq 1$.

Таким образом при $r = 0$:

$$S_N^{(0)}(k, \theta) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{(k+\theta)n} \quad (13)$$

а при $r = 1$:

$$S_N^{(1)}(k, \theta) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n+1)W_N^{(k+\theta)n}. \quad (14)$$

Введя переменную $m = n + 1$, выражение (14) преобразуем к виду:

$$S_N^{(1)}(k, \theta) = \sum_{m=1}^N x(m)W_N^{(k+\theta)(m-1)}. \quad (15)$$

Изменив пределы суммирования в (15) и проведя для компенсации изменения пределов суммирования вычитание члена с $m=0$ и суммирование члена с $m=N$, получим:

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

или

$$S_N^{(1)}(k, \theta) = W_N^{-(k+\theta)} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{m=0}^{N-1} x(m)W_N^{(k+\theta)m} \\ -x(0) + x(N)W_N^{(k+\theta)N} \end{array} \right\}.$$

Так как $W_N^{(k+\theta)N} = W_N^{\theta N} = \exp(-j2\pi\theta)$, окончательно получим:

$$S_N^{(1)}(k, \theta) = W_N^{-(k+\theta)} \left[S_N^{(0)}(k, \theta) - x(0) + x(N)\exp(-j2\pi\theta) \right]. \quad (16)$$

Изменив в (16) индексирование отсчетов во времени так, чтобы входные отсчеты $x(n)$ и входные отсчеты $S_N^{(r)}(k, \theta)$ имели одни и те же значения индекса времени, уравнение СДПФ-П запишем в следующем виде (сравни с (6)):

$$S_N^{(n)}(k, \theta) = W_N^{-(k+\theta)} \left[S_N^{(n-1)}(k, \theta) + x(n) - x(n-N)\exp(-j2\pi\theta) \right] \quad (17)$$

Из соотношения (17) непосредственно следует, что данное уравнение может быть реализовано в виде модифицированного КИХ-фильтра рис. 5.

Необходимо отметить, что установившееся значение спектра сигнала на k -ой частоте на выходе модифицированного КИХ-фильтра будет получено лишь при появлении отсчета $S_N^{(N-1)}(k, \theta)$. Это связано с тем, что переходная характеристика фильтра СДПФ-П (как и переходная характеристика фильтра СДПФ) имеет длину в N -отсчетов.

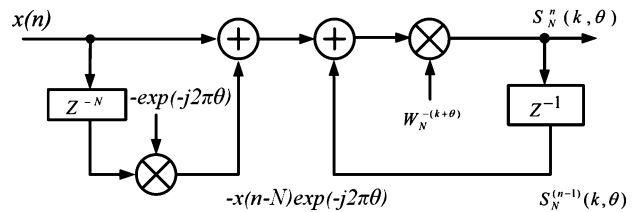


Рис. 5. Структура модифицированного КИХ-фильтра, реализующая скользящее СДПФ-П на k -ой частоте, при $0 \leq \theta \leq 1$, z^{-q} – задержка на q отсчетов.

Кроме того, необходимо $S_N^{(N-1)}(k, \theta)$ после выхода на установившийся режим подвергнуть (один раз!) операции комплексного сопряжения. Необходимость данной операции связана с тем, что умножения в модифицированном КИХ-фильтре (рис. 5) (в процессе выхода на установившийся режим) проводятся на $W_N^{-(k+\theta)}$, а не на $W_N^{(k+\theta)}$, как того требует ДПФ-П.

При $\theta = 0$ СДПФ-П переходит в СДПФ, предложенное в [3], рис. 4. При $\theta = 1/2$ структура модифицированного КИХ-фильтра преобразуется к следующему виду:

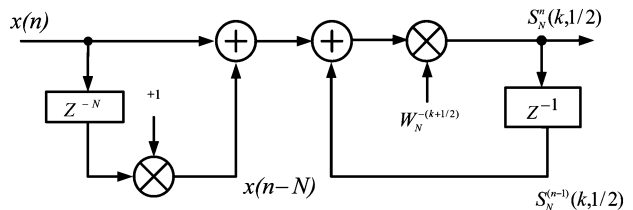


Рис. 6. Структура модифицированного КИХ-фильтра, реализующая СДПФ-П на k -ой частоте, при $\theta = 1/2$

Интересно отметить, что этот частный случай СДПФ-П в [3] отмечен просто как малоизвестное свойство СДПФ. Дадим пояснения по сути процессов, описываемых уравнением СДПФ-П (17), с точки зрения теории фильтрации. Отметим при этом, что именно существование обобщения ДПФ в виде параметрического ДПФ и проведенный авторами анализ скользящего ДПФ-П, позволили вскрыть сущность происходящих явлений.

Действительно, в структуре модифицированного КИХ-фильтра (рис. 5) по сути предложено обобщение структуры гребенчатого фильтра, которое позволяет осуществлять поворот распределения нулей АЧХ гребенчатого фильтра на угол $\frac{2\pi}{N}\theta$! (сравни рис.7 с рис. 3):

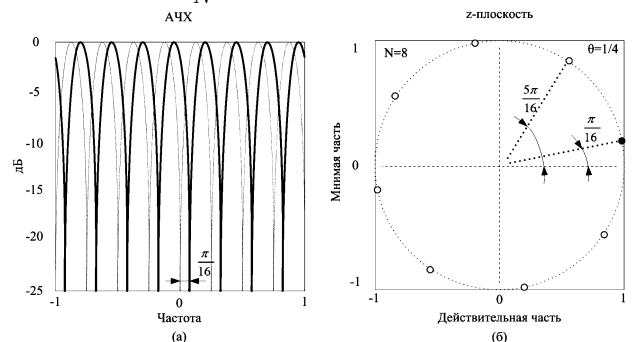


Рис. 7. Характеристики модифицированного гребенчатого фильтра: а) – АЧХ; (пунктиром изображена АЧХ стандартного гребенчатого фильтра); б) – распределение нулей

Отметим ещё один очень важный момент. Предложенная модифицированная структура гребенчатого фильтра позволяет также решить и проблему неточного представления коэффициентов ФОЧВ, не теряя при этом одно из важных достоинств данного вида фильтров – возможность рекуррентного вычисления скользящих значений спектра входного сигнала на выходе ФОЧВ.

Дадим краткие пояснения о сути закономерностей, лежащих в основе параметрического СДПФ (в том числе и стандартного СДПФ), с точки зрения дискретного преобразования Фурье. Множитель $W_N^{-(k+\theta)}$ в выражении (17) осуществляет сдвиг на один отсчет базисной функции ДПФ-П (не сигнала!) (рис.8).

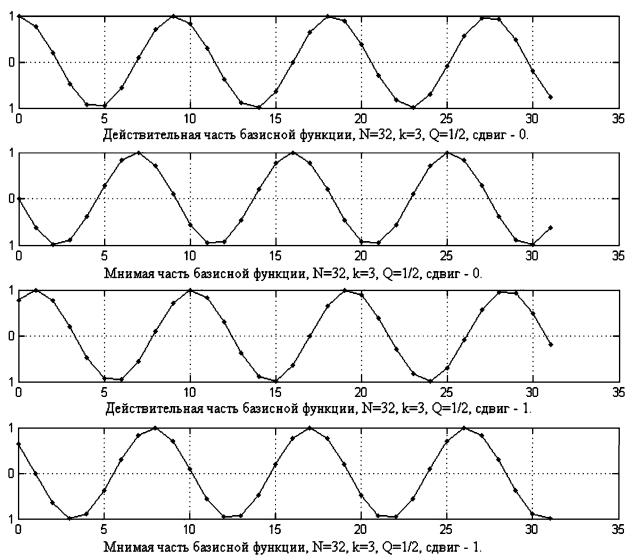


Рис. 8 Сдвиг базисной функции ДПФ-П

При этом оказывается возможным не находить вновь все значения проекции $S_N^{(1)}(k, \theta)$ сдвинутого на один отсчет влево исходного сигнала на базисную функцию:

$$S_N^{(1)}(k, \theta) = x(1)W_N^0 + x(2)W_N^k + \dots + x(N)W_N^{k(N-1)}.$$

Отсчеты $\overline{2, N-2}$ $S_N^{(1)}(k, \theta)$ могут быть получены из предыдущего значения $S_N^{(0)}(k, \theta)$. Для определения $S_N^{(1)}(k, \theta)$ необходимо лишь вычислить два значения проекции сигнала на базисную функцию. Первый член суммы $[-x(0)W_N^{-(k+\theta)}]$ вычесть, а второй член суммы $[x(N)\exp(-j2\pi\theta)W_N^{-(k+\theta)}]$ сложить с $S_N^{(0)}(k, \theta)W^{-(k+\theta)}$.

В табл. 1 для $N = 8$, $\theta = 1/2$ иллюстрируются данные пояснения. В таблице указанные выше члены выделены квадратами, а почленные произведения, содержащиеся в $S_N^{(1)}(k, \theta)$ и в $S_N^{(0)}(k, \theta)$, приведены до операции суммирования.

Сравнение алгоритма скользящего однобинового параметрического ДПФ с существующими алгоритмами

Оценим вычислительные затраты при реализации СДПФ-П. Учитывая, что одно комплексное умножение состоит из двух действительных сложений и четырех действительных умножений, а одно комплексное сложение требует двух действительных сложений и, принимая во внимание число операций, необходимых при выполнении ДПФ, алгоритма Герцеля и стандартного СДПФ [2, 3], сравним предлагаемый метод с существующими методами (табл. 2).

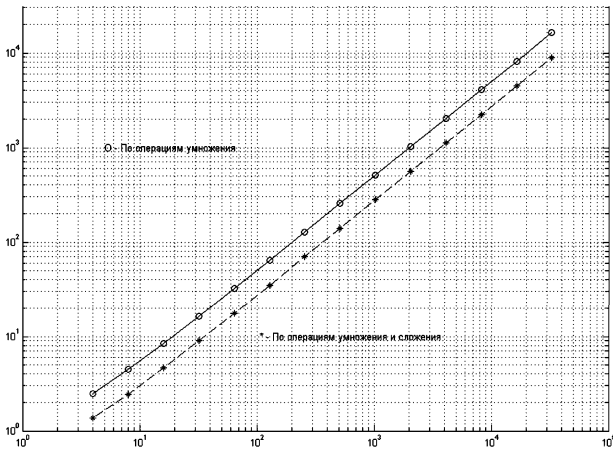
Т а б л и ц а 1

n	N	0	1	2	3	4	5	6	7
$x(n)$		2.0211	0.5018	-1.9983	0.2723	0.3368	0.1378	-1.6106	-1.0075
$x(n+1)$		0.5018	-1.9983	0.2723	0.3368	0.1378	-1.6106	-1.0075	-0.5144
$S_N^{(0)}(k, 1/2)$	Re	2.0211	-0.4636	-1.4130	-0.1042	-0.0000	0.0527	1.1389	-0.9308
	Jm	0	-0.1920	-1.4130	-0.2515	0.3368	-0.1273	-1.1389	0.3856
$S_N^{(1)}(k, 1/2)$	Re	0.5018	1.8462	0.1925	-0.1289	-0.0000	-0.6163	0.7124	-0.4752
	Jm	0	0.7647	0.1925	-0.3112	0.1378	1.4880	-0.7124	0.1968
$S_N^{(0)}(k, 1/2) \times$ $\times W_N^{-(k+1/2)}$	Re	-1.8673	0.5018	1.8462	0.1925	-0.1289	-0.0000	-0.6163	0.7124
	Jm	0.7735	-0.0000	0.7647	0.1925	-0.3112	0.1378	1.4880	-0.7124

Т а б л и ц а 2

Метод	Число операций необходимых для выхода на установившийся режим $S_N^{(N-1)}(k, \theta)$		Вычисление следующего значения $S_N^{(N)}(k, \theta)$	
	Действительные умножения	Действительные сложения	Действительные умножения	Действительные сложения
ДПФ	$4N$	$4N$	$4N$	$4N$
Алгоритм Герцеля	$N+2$	$2N+1$	$N+2$	$2N+1$
Скользящее ДПФ-П $\theta = 0, 1/2$	$4N$	$4N$	4	4
Скользящее ДПФ-П $\theta \neq 0, 1/2$	$4N$	$4N$	6	5

Важным преимуществом предлагаемого однобинового СДПФ-П перед стандартным однобиновым СДПФ является то, что данный алгоритм, как и алгоритм Герцеля, позволяет задавать любую резонансную частоту фильтра (переменная $(k + \theta)$ может быть любой в диапазоне от 0 до $(N - 1)$), но в отличие от алгоритма Герцеля требует существенно меньших вычислительных затрат (рис. 9).



Длина действительной последовательности
 $N = 2^r; r = 2, 3, \dots, 15.$

Рис. 9. Экономия вычислений в алгоритме СДПФ-П по отношению к алгоритму Герцеля

Заключение

Предлагаемое скользящее однобиновое параметрическое дискретное преобразование Фурье имеет следующие преимущества:

- Порядок N может быть произвольным положительным числом, а не только целой степенью двух;
- не требуется накопления данных до начала вычислений;
- алгоритм не требует двоично-инверсной перестановки данных;
- после получения установившегося значения количество операций не зависит от N (табл. 2);
- при тех же преимуществах, что и алгоритм Герцеля, предлагаемый алгоритм однобинового СДПФ-П требует существенно меньших вычислений.

Предложено обобщение структуры гребенчатых фильтров, существенно расширяющее спектр их эффективного приложения, в частности, при разработке обобщенных фильтров на основе частотной выборки (ФОЧВ).

Литература

1. Оппенгейм Э. Применение цифровой обработки сигналов. М.: Мир, 1980
2. Рабинер Л., Голд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. М.: Мир, 1978
3. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов: Второе издание. Пер. с англ.-М.: ООО «Бином-Пресс», 2007 г.-656 с.
4. Алпатов Б.А., Витязев В.В., Степашкин А.И. «Синтез цифровых резонаторов для систем узкополосной фильтрации // Радиотехника. -1979. – т.34, № 12. –С. 57-59
5. Витязев В.В., Муравьев С.И. Модификации метода частотной выборки на основе структуры с квадратурной модуляцией // Радиотехника. – 1984. - № 2. – С. 19-23
6. Витязев В.В. Цифровая частотная селекция сигналов. – М.: Радио и связь, 1993 -240 с.
7. Пономарева О.В. Развитие теории спектрального анализа дискретных сигналов на конечных интервалах в базисе параметрических дискретных экспоненциальных функций. М.: Цифровая обработка сигналов.-2010г.-№ 2.-с.7-12

SLIDING PARAMETRIC DFT IN THE DETECTION TASK TONAL COMPONENTS

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

The paper considers a generalization of the algorithm odnobiynovogo SDPF as parametric rolling odnobiynovogo DFT (SDPF-P), which in contrast to the standard SDPF can not evaluate the spectrum at fixed frequencies, and a set of frequencies, the number of which varies θ parameter: $\{2\pi(k + \theta)/N\}$, where $k = 0, N/2 - 1, 0 \leq \theta < 1, N$ – number of signal samples. The proposed algorithm provides complete control over the resonant frequency of k -th filter.

Уважаемые авторы!

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

1) Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:

- Текст - текстовый редактор Microsoft Word (2003, 2007).
- Таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи.
- Объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.
- Название статьи на русском и английском языках.

Рукопись статьи сопровождается:

- краткой аннотацией на русском и английском языках;
- номером УДК;
- сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта);
- ключевыми словами;
- актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).

2) Требования к иллюстрациям:

- Векторные (схемы, графики) - желательно использование графического редактора Corel DRAW.
- Растровые (фотографии, рисунки) - М 1:1, разрешение не менее 300dpi, формат tiff, jpg.

О КОРРЕЛЯЦИИ СПЕКТРАЛЬНЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ОБОБЩЕННЫХ РЯДОВ ФУРЬЕ В НЕПРЕРЫВНОЙ ОБЛАСТИ

Радченко Ю. С., доктор физ.-мат. наук, профессор кафедры радиоп физики, Воронежский государственный университет, e-mail: ysradchenko@yandex.ru

Миляев С.В., аспирант кафедры радиоп физики, Воронежский государственный университет, e-mail: sergey.milyaev@mail.ru

Ключевые слова цифровая обработка изображений, сжатие сигналов, обобщенный ряд Фурье, корреляция спектральных коэффициентов.

Введение

Современные алгоритмы сжатия изображений, как правило, реализуют следующую последовательность операций – ортогональное преобразование, квантование спектров, энтропийное кодирование. Величина корреляции спектральных мод позволяет оценить насколько оптимальным является выбранный базис по степени декорреляции коэффициентов преобразования [1, 2]. При внутрикадровом предсказании знание корреляции спектральных коэффициентов соседних блоков позволяет строить более эффективный прогноз [3]. Знание величины корреляции спектральных мод ортогональных базисов необходимо для расчета количества информации в сигнале и оценки максимального коэффициента сжатия изображения [1, 4]. В большинстве работ основное внимание уделяется либо построению статистической модели коррелированных полей применительно к реальным изображениям [1, 2, 5], либо даются оценки энтропии сжатого изображения для некоторых дискретных ортогональных преобразований [4]. Задача оценки корреляции спектральных мод возникает, например, в адаптивной оптике при анализе волновых фронтов [6]. Применяемые для ее решения базисы: Карунена-Лозва, Цернике – ориентированы на статистический анализ искажений фронтов в турбулентной атмосфере. Однако, цифровая обработка изображений потребовала привлечения иных базисов [7, 8], для которых упомянутая задача не решена. В данной работе рассчитаны значения коэффициентов корреляции для спектров обобщенных рядов Фурье по базисным функциям с непрерывным аргументом.

Расчет внутриблочной корреляции

Рассмотрим сигнал $S(z)$, заданный следующим образом:

$$S(z) = S_0(z) + \sigma \cdot \xi(z), \quad (1)$$

где z принадлежит некоторой области Ω ($\Omega \in R$), определяющей некоторый блок сигнала, $S_0(z)$ – детерминированный сигнал, σ – среднеквадратическое отклонение $S(z)$, $\xi(z)$ – стационарный в широком смысле случайный процесс, имеющий следующие характеристики:

Выполнен расчет коэффициента корреляции спектральных коэффициентов обобщенных рядов Фурье в непрерывной области внутри одного блока и между соседними блоками изображения. Проанализированы зависимости нормированных коэффициентов внутриблочной и межблочной корреляции спектральных коэффициентов от величины интервала корреляции. Общие расчетные соотношения конкретизированы на случай разложения сигнала по базисам функций Эрмита и полиномов Лежандра.

$$\langle \xi(z) \rangle = 0, \langle \xi^2(z) \rangle = 1, \langle \xi(z_1)\xi(z_2) \rangle = R(|z_1 - z_2|).$$

Пусть $\{\varphi_m(z)\}$ – ортогональный базис. Тогда коэффициенты спектрального разложения C_m сигнала $S(z)$ (1) примут следующий вид:

$$C_m = \int_{\Omega} S(z) \cdot \varphi_m(z) dz = \bar{C}_m + \sigma \cdot \xi_m. \quad (2)$$

$$\text{Здесь } \bar{C}_m = \int_{\Omega} S_0(z) \cdot \varphi_m(z) dz \quad \text{и} \quad \xi_m = \int_{\Omega} \xi(z) \cdot \varphi_m(z) dz$$

– детерминированная и случайная компоненты коэффициента спектрального разложения C_m соответственно. Корреляционный момент для спектральных коэффициентов (2) внутри области Ω равен:

$$\langle (C_m - \bar{C}_m) \cdot (C_k - \bar{C}_k) \rangle = \sigma^2 \cdot \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \sigma^2 \mu_{km}$$

Рассмотрим корреляционный момент случайных компонент коэффициентов спектрального разложения:

$$\begin{aligned} \mu_{km} &= \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \\ &= \int_{\Omega} \int_{\Omega} \langle \xi(z_1) \cdot \xi(z_2) \rangle \cdot \varphi_m(z_1) \cdot \varphi_k(z_2) dz_1 dz_2 = \\ &= \int_{\Omega} \int_{\Omega} R(|z_2 - z_1|) \cdot \varphi_m(z_1) \cdot \varphi_k(z_2) dz_1 dz_2 \end{aligned} \quad (3)$$

Преобразуем (3) с учетом вида области Ω . Пусть $\Omega = (-\infty; \infty)$. Произведем замену переменных: $z_1 = z$, $z \in (-\infty; \infty)$, $\tau = z_2 - z_1$, $\tau \in (-\infty; \infty)$, тогда выражение (3) примет вид:

$$\begin{aligned} \mu_{km} &= \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} R(|\tau|) \cdot \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z + \tau) d\tau dz = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} R(|\tau|) \cdot \psi_{mk}(\tau) d\tau, \end{aligned} \quad (4)$$

здесь $\psi_{mk}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z + \tau) dz$.

Преобразуя пределы интегрирования, получим:

$$\mu_{km} = \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \int_0^{\infty} R(|\tau|) \cdot [\psi_{mk}(\tau) + \psi_{mk}(-\tau)] d\tau \quad (5)$$

Если $\psi_m(-z) = (-1)^m \psi_m(z)$ (в частности для ортогональных полиномов, тригонометрического базиса и др.), то $\psi_{mk}(\tau) = [\text{sgn}(\tau)]^{m+k} \cdot \psi_{mk}(|\tau|)$. Тогда:

$$\psi_{mk}(\tau) + \psi_{mk}(-\tau) = \begin{cases} 0, & (m+k) \text{ : } 2, \\ 2 \cdot \psi_{mk}(|\tau|), & (m+k) \text{ : } 2, \end{cases}$$

и, соответственно (5), примет вид:

$$\mu_{km} = \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \begin{cases} 0, & (m+k) \text{ : } 2, \\ 2 \cdot \int_0^{\infty} R(|\tau|) \cdot \psi_{mk}(|\tau|) d\tau, & (m+k) \text{ : } 2. \end{cases} \quad (6)$$

Здесь $(m+k) : 2$ - символ четности числа $m+k$.

Из формулы (6) следует:

1. Четные и нечетные спектральные коэффициенты попарно некоррелированы между собой.
2. В общем случае наблюдается попарная корреляционная зависимость только четных и нечетных мод.
3. Если $\varphi_m(z)$ – базисные функции разложения Карунена-Лозва

$$\int_{\Omega} R(z_2, z_1) \cdot \varphi_m(z_2) dz_2 = \lambda_m \cdot \varphi_m(z_1),$$

то по определению $\langle \xi_m \xi_k \rangle = \lambda_k \delta_{mk}$. Откуда следует некоррелированность всех спектральных коэффициентов разложения.

4. Если $\xi(z)$ – белый шум, то $\langle \xi(z_1) \xi(z_2) \rangle = \delta(z_1 - z_2)$, и $\mu_{km} = \delta_{mk}$, и следовательно все спектральные коэффициенты разложения некоррелированы. Разложение белого шума по любому ортогональному базису есть разложение Карунена-Лозва.

5. Выразим из (6) дисперсию случайной составляющей спектральных коэффициентов ξ_m :

$$\sigma_m^2 = \langle \xi_m^2 \rangle = 2 \cdot \int_0^{\infty} R(|\tau|) \cdot \psi_{mm}(|\tau|) d\tau$$

Таким образом, в общем случае имеем: $\sigma_m^2 \neq 1$ и $\sigma_m^2 \neq \sigma_k^2$. И только в случае белого шума имеет место равенство дисперсий $\sigma_m^2 = \sigma_k^2$

Рассмотрим теперь разложение по базисным функциям, заданным на конечном интервале. Без ограничения общности дальнейшего обсуждения, с учетом возможного нормирования конечного интервала, можно считать $\Omega = (-1; 1)$. Сделаем следующие замены переменных: $z_1 = z, z \in (-1; 1), \tau = z_2 - z_1, \tau \in (-1; 1)$. Тогда

выражение (3) примет вид:

$$\begin{aligned} \mu_{km} &= \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \\ &= \int_Z \int_Z R(|z_2 - z_1|) \cdot \varphi_m(z_1) \cdot \varphi_k(z_2) dz_1 dz_2 = \\ &= \int_{-1}^1 dz \int_{-1-z}^{1-z} R(|\tau|) \cdot \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z + \tau) d\tau. \end{aligned} \quad (7)$$

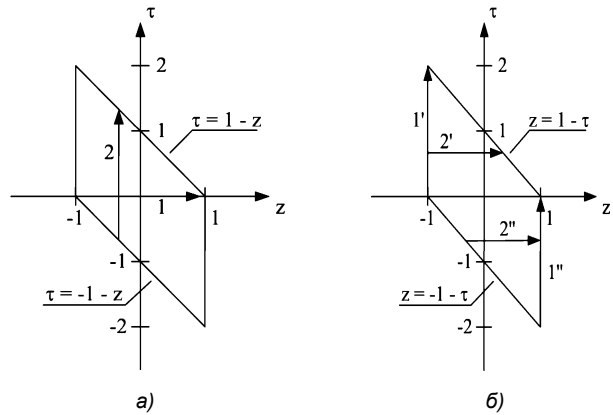


Рис. 1. Обход области интегрирования после замены переменных, а) – первый способ, б) – второй способ

На рис. 1а представлена область интегрирования (7) и способ ее обхода после замены переменных (z_1, z_2) на переменные (τ, z) . Перейдем к другому способу обхода области интегрирования, представленном на рисунке 1б. В данном случае обход области интегрирования разбивается на две части в зависимости от знака переменной τ , а именно:

$$\tau > 0: \tau \in [0, 2]; z \in [-1, 1 - \tau] \text{ и}$$

$$\tau < 0: \tau \in [-2, 0]; z \in [-1 - \tau, 1].$$

Воспользовавшись способом обхода области интегрирования, показанным на рис. 1б, получаем следующее выражение для внутриблочного коэффициента корреляции:

$$\mu_{km} = \langle \xi_m \cdot \xi_k \rangle = \int_0^2 R(|\tau|) \cdot \psi_{mk}(|\tau|) \cdot (1 + (-1)^{m+k}) d\tau \quad (8)$$

Из (8) следует:

1. Если $(m+k)$ – нечетное, то корреляционный момент $\mu_{km} = 0$, следовательно спектральные коэффициенты некоррелированы и при гауссовской статистике $\xi(z)$ независимы.

2. Если $(m+k)$ – четное, то корреляционный момент спектральных коэффициентов будет равен:

$$\mu_{km} = 2 \cdot \int_0^2 R(|\tau|) \cdot \psi_{mk}(|\tau|) d\tau \quad (9)$$

Конкретизируем полученные результаты на случай некоторых ортогональных базисов. Произведем численный расчет корреляции спектральных мод преобразования Фурье по функциям Эрмита [9]

$$\varphi_m(x) = \frac{1}{\sqrt{ad_m}} \exp\left(-\frac{x^2}{2a^2}\right) H_m\left(\frac{x}{a}\right), \quad (10)$$

которые образуют ортонормированный базис $(\varphi_m(x)\varphi_k(x)) = \delta_{km}$.

В (10) $d_m = \sqrt{\pi}2^m m!$, a - параметр, характеризующий масштаб функций Эрмита. В качестве корреляционной функции возьмем:

$$R(|\tau|) = \exp\left(-\frac{|\tau|}{\tau_0}\right), \quad (11)$$

которая соответствует гауссовскому марковскому процессу. Для базисных функций (10) выражение $\psi_{mk}(\tau)$ может быть получено в явном виде:

$$\psi_{mk}(\tau) = \sqrt{\frac{2^{k-m} k!}{m!}} \left(\frac{\tau}{2a}\right)^{k-m} e^{-\frac{\tau^2}{4a^2}} L_m^{k-m}\left(\frac{\tau^2}{2a^2}\right), m \leq k \quad (12)$$

где $L_n^\alpha(z)$ - обобщенный полином Лагерра [9]. Тогда формула (6), с учетом (11) и (12), принимает вид:

$$\begin{aligned} \mu_{km} &= 2 \cdot \int_0^\infty R(|\tau|) \cdot \psi_{mk}(|\tau|) d\tau = \\ &= \sqrt{\frac{k!}{m!}} 2^{k-m+2} \int_0^\infty u^{k-m} \exp(-2\beta u - u^2) L_m^{k-m}(2u^2) du \end{aligned} \quad (13)$$

Здесь $\beta = a/\tau_0$. На рис. 2 приведены расчеты по формуле (12) для мод (2-4) и (1-3).

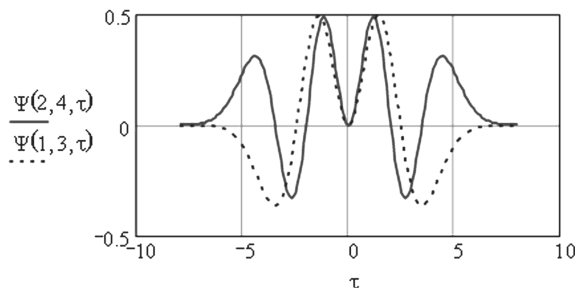
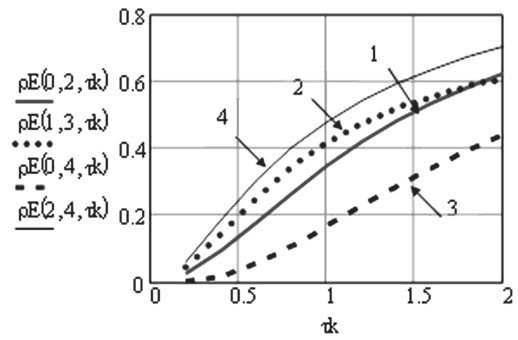


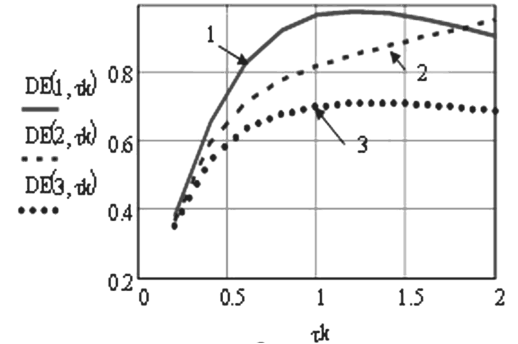
Рис. 2. График функции $\psi_{km}(\tau)$ для мод (2-4) и (1-3) базисных функций Эрмита

На рис 3а приведены значения нормированного коэффициента корреляции спектральных коэффициентов $\rho_{km} = \mu_{km} / \sigma_k \sigma_m$ в зависимости от величины интервала корреляции τ_k , параметр $a = 1$. Кривая 1 соответствует модам - (0-2), 2 - (1-3), 3 - (0-4), 4 - (2-4). На рис. 3б приведены значения дисперсии спектральных коэффициентов σ_m^2 в зависимости от величины интервала корреляции τ_k , параметр $a = 1$. Кривая 1 соответствует моде - ($m = 1$), 2 - ($m = 2$), 3 - ($m = 3$).

В качестве другого примера рассмотрим ряды Фурье по полиномам Лежандра, для которых $\varphi_m(z) = P_m(z) / \sqrt{d_m}$, где $d_m = 2 / (2m + 1)$. На рис. 4 приведены графики функций $\psi_{km}(\tau)$ для различных комбинаций мод m, k базисных полиномов Лежандра.



а)



б)

Рис. 3 а) нормированные коэффициенты корреляции спектральных мод ряда Эрмита;

б) дисперсии спектральных коэффициентов ряда Эрмита

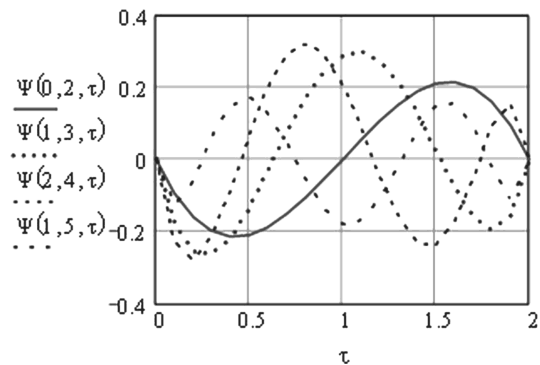


Рис. 4. График функции $\psi_{km}(\tau)$ для мод (0-2), (1-3), (2-4), (1-5) полиномов Лежандра

На рис. 5а и рис 5б представлены значения нормированного коэффициента корреляции спектральных коэффициентов $\rho_{km} = \mu_{km} / \sigma_k \sigma_m$ по базису Лежандра в зависимости от величины интервала корреляции τ_k ,

Как видно из рис. 5а, 5б только между ближайшими четными или нечетными модами наблюдается заметная корреляция. При увеличении разности индексов $m - k$ корреляция становится пренебрежимо малой.

Расчет межблочной корреляции

Пусть имеются два блока I и II, в которых определены сигналы

$$\begin{aligned} S^{(I)}(z) &= S_0^{(I)} + \sigma^{(I)} \cdot \xi^{(I)}(z), \quad z \in \Omega^{(I)} \\ S^{(II)}(z) &= S_0^{(II)} + \sigma^{(II)} \cdot \xi^{(II)}(z), \quad z \in \Omega^{(II)} \end{aligned} \quad (14)$$

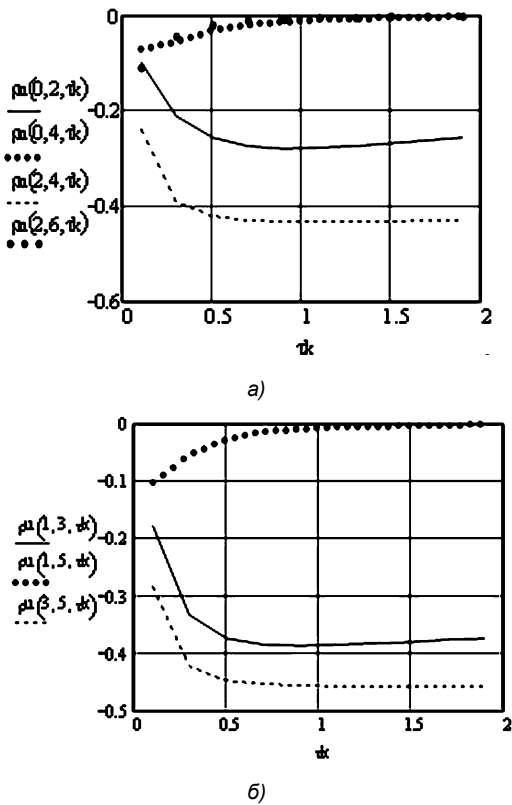


Рис. 5. Зависимость значения нормированного коэффициента корреляции, а) между четными модами б) между нечетными модами

где $S_0^{(I)}$ и $S_0^{(II)}$ – детерминированные сигналы, $\sigma^{(I)}$ и $\sigma^{(II)}$ – среднеквадратические отклонения $S^{(I)}(z)$, $S^{(II)}(z)$. Представим процессы $\xi^{(I)}(z)$, $\xi^{(II)}(z)$ как вырезки из случайного процесса $U(z)$

$$\xi^{(I)}(z) = U(z)H(z, \Omega^{(I)}),$$

$$\xi^{(II)}(z) = U(z)H(z, \Omega^{(II)}), \quad (15)$$

где $H(z, \Omega^{(i)})$ – индикаторная функция подобласти (блока) $\Omega^{(i)}$, $i = I, II$. Случайный процесс $U(z)$ будем считать стационарным в широком смысле с параметрами:

$$\langle U(z) \rangle = 0, \quad \langle U^2(x) \rangle = 1,$$

$$R_U(z_1, z_2) = \langle U(z_1) \cdot U(z_2) \rangle = R(|z_2 - z_1|).$$

В дальнейшем будем записывать взаимную корреляционную функцию между блоками (15) как $R_{I,II}(z_1, z_2) = R(z'_1, z'_2)$, $z'_1 \in \Omega^{(I)}$, $z'_2 \in \Omega^{(II)}$. Случайные компоненты спектральных коэффициентов для I и II блоков определяются следующим образом:

$$\xi_m^{(I)} = \int_{\Omega^{(I)}} \xi^{(I)}(z'_1) \cdot \varphi_m(z'_1) dz'_1,$$

$$\xi_m^{(II)} = \int_{\Omega^{(II)}} \xi^{(II)}(z'_2) \cdot \varphi_m(z'_2) dz'_2. \quad (16)$$

Обозначим эти случайные компоненты спектральных коэффициентов следующим образом:

$$\xi_m^{(I)} \equiv \xi_m, \quad \xi_k^{(II)} \equiv \gamma_k. \quad (17)$$

Корреляционный момент между ξ_m и γ_k определяет корреляцию между спектральными коэффициентами I и II блоков произвольных порядков.

С учетом (15, 16, 17) выражение для межблочной корреляции примет следующий вид:

$$K_{mk} = \langle \xi_m \cdot \gamma_k \rangle = \int_{\Omega^{(II)}} \int_{\Omega^{(I)}} R(z'_1, z'_2) \cdot \varphi_m(z'_1) \cdot \varphi_k(z'_2) dz'_1 dz'_2 \quad (18)$$

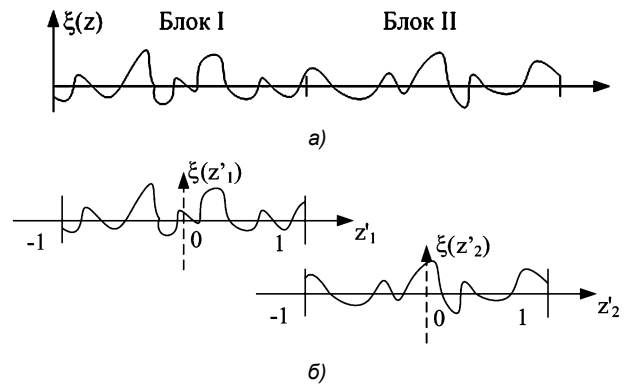


Рис. 6. Расположение переменных внутри блоков I, II, а) в рамках глобальной переменной, б) в рамках локальных переменных

В общем случае будем считать, что $z'_1 \in \Omega^{(I)} = [-1, 1]$ и $z'_2 \in \Omega^{(II)} = [-1, 1]$ – внутренние переменные каждого блока. На рис. 6а и 6б представлено взаимное расположение переменных z'_1 и z'_2 внутри блоков I, II.

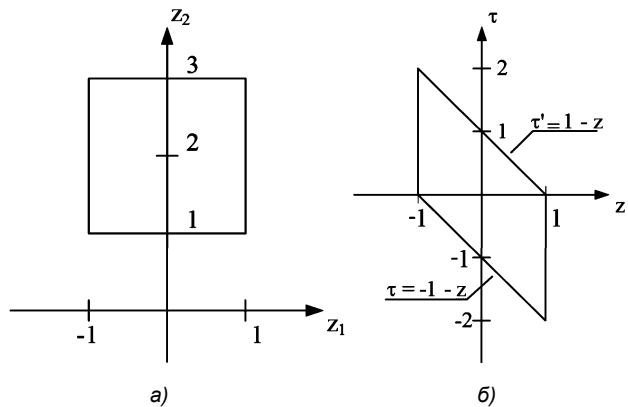


Рис. 7. Область интегрирования, а) в переменных с общим началом отсчета, б) после замены переменных

Перейдем к переменным с общим началом отсчета: $z_1 = z'_1 \in [-1, 1]$, $z_2 = z'_2 + 2 \in [1, 3]$.

На рис. 7б представлена область интегрирования с приведенными к общему началу отсчета переменными z_1 и z_2 . Тогда (18) запишется в виде:

$$\langle \xi_m \cdot \gamma_k \rangle = \int_{(-1-z)}^{1-z} \int_{-1}^1 R(|\tau + 2|) \cdot \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z + \tau) dz d\tau \quad (19)$$

Изменив путь обхода области интегрирования, изображенной на рисунке 10б, и разбив ее на две части для положительных и отрицательных τ , получим:

$$\begin{aligned}
K_{mk} &= \langle \xi_m \cdot \gamma_k \rangle = \\
&= \int_0^2 \int_{-1}^{1-\tau} R(|\tau+2|) \cdot \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z+\tau) dz d\tau + \\
&+ \int_0^1 \int_{-2(-1-\tau)}^1 R(|\tau+2|) \cdot \varphi_m(z) \cdot \varphi_k(z+\tau) dz d\tau.
\end{aligned} \quad (20)$$

После преобразований второго интеграла получаем следующее выражение для межблочного коэффициента корреляции:

$$\begin{aligned}
K_{mk} &= \langle \xi_m \cdot \gamma_k \rangle = \\
&= \int_0^2 \left[R(2+|\tau|) + (-1)^{m+k} R(2-|\tau|) \right] \psi_{mk}(|\tau|) d\tau.
\end{aligned} \quad (21)$$

На рис. 8а и рис. 8б представлены значения нормированного коэффициента корреляции спектральных коэффициентов ряда по функциям Лежандра $\rho_{km} = K_{km} / \sigma_k \sigma_m$ в зависимости от величины интервала корреляции τ_k ,

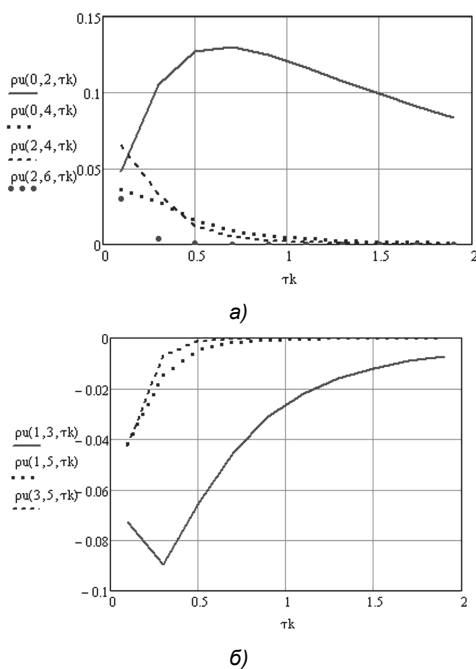


Рис. 8. Зависимость нормированного корреляционного момента спектральных коэффициентов ряда по функциям Лежандра: а) для четных мод, б) для нечетных мод

Заключение

В работе получены аналитические выражения для корреляционных моментов спектральных коэффициентов обобщенных рядов Фурье с непрерывным аргументом. Эти выражения могут быть использованы для расчета моментов спектральных коэффициентов как одного блока, так и для соседних блоков сигнала. Для широкого класса базисных функций показано, что четные и нечетные моды взаимно не коррелированы. Численные расчеты для ряда ортогональных базисов показали, что заметной корреляцией обладают только ближайшие

четные или нечетные моды. Предложенный в статье подход к оценке корреляционных моментов спектров может быть развит применительно к дискретным преобразованиям, используемым в современных кодеках изображения и видео: ДКП, псевдо ДКП, GDCT. Полученные результаты подводят теоретическую базу под возможность применения прогноза спектров в группе блоков, позволяют произвести корректную оценку энтропии изображения и видео, что было использовано авторами при разработке новых видеокодеков.

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений кн. 1/ Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 312с.
2. Птачек М. Цифровое телевидение. Теория и техника/ Пер. с чеш. под ред. Л.С. Виленчика. – М: Радио и связь, 1990. – 528 с.
3. Цифровая обработка телевизионных и компьютерных изображений / Под ред. Ю.Б. Зубарева и В.П. Дворковича. – М: МЦНТИ, 1997. – 212 с.
4. Умняшкин С.В. Анализ эффективности применения ортогональных преобразований для кодирования дискретных сигналов с коррелированными отсчетами // Цифровая обработка сигналов. – 2008. – №4. – С. 15-18.
5. Прикладная теория случайных процессов и полей / Под ред. К.К. Васильева и В.А. Омельченко. – Ульяновск: УлГТУ, 1995. – 256 с.
6. Оптические адаптивные системы / Д.П. Лукьянов, А.А. Корниенко, Б.Е. Рудницкий/Под ред. Д.П. Лукьянова. – М.: Радио и связь, 1989. – 240с.
7. Радченко Ю.С. Оптимальные быстрые алгоритмы представления изображений в базисе ортогональных полиномов/ Ю.С. Радченко, М.Ю. Радченко// Труды I международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применения – DSPA'98». – Москва: 2011. – Т. III. – С. 163-166.
8. Радченко Ю.С. Алгоритм сжатия изображений на основе полиномиальных преобразований / Ю.С. Радченко//Цифровая обработка сигналов.–2002. – №1. – С. 2-6.
9. Суетин П.К. Классические ортогональные многочлены. – 3 изд., перераб. и доп. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2005. – 480 с.

FOURIER SERIES SPECTRAL COEFFICIENTS CORRELATION IN CONTINUOUS SPACE

Radchenko Y.S., Milyaev S.V.

In this paper correlation coefficient of Fourier series coefficients in continuous space in image single block and between neighbor blocks is estimated. Functional relation of spectral coefficients normalized intra-block and inter-block correlation coefficient from correlation distance is analyzed. Estimated general relations are concretized for signal decomposition on Hermite functions basis and Legendre polynomials basis.

УДК 004.392

ИЗМЕРЕНИЕ КООРДИНАТ ОБЪЕКТА В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Алпатов Б.А., д.т.н., проф., зав. каф. Автоматики и информационных технологий в управлении Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), e-mail: aitu@rsreu.ru;

Бабаян П.В., к.т.н., доцент, начальник лаборатории РГРТУ, e-mail: aitu@rsreu.ru;

Смирнов С.А., аспирант РГРТУ, e-mail: aitu@rsreu.ru;

Фельдман А.Б., аспирант РГРТУ, e-mail: aitu@rsreu.ru.

Ключевые слова последовательность изображений, мультиспектральное наблюдение, измерение координат, оптико-электронные системы.

Введение

Одним из важных практических приложений цифровой обработки изображений является разработка бортовых оптико-электронных систем. Основным классом задач, решаемых в таких системах, является обнаружения и измерение координат объектов интереса. Высокая степень априорной неопределенности относительно условий наблюдения и необходимость работы в реальном масштабе времени накладывают жесткие ограничения на используемые алгоритмы анализа изображений.

Бортовые оптико-электронные системы, как правило, должны функционировать в сложных погодных условиях, таких как дождь, туман или облачность, и в любое время суток, в том числе ночью. Одним из способов повышения эффективности применения бортовых систем является использование мультиспектральных датчиков изображений. Конструктивно такой датчик обычно представляет собой пару оптически съюстированных датчиков телевизионного (ТВ) и инфракрасного (ИК) диапазонов. При этом возникает проблема совместного использования информации, получаемой от датчиков, что предполагает создание алгоритмов анализа мультиспектральных изображений. Данная проблема тесно связана с задачами комплексирования изображений.

На практике принято выделять три уровня комплексирования [1]. Первый уровень предполагает, что изображения двух каналов объединяются с целью получения нового улучшенного изображения [2]. Результирующее изображение в дальнейшем используется для решения конкретных прикладных задач. Второй уровень связан с объединением признаков. При этом признаки выделяются отдельно на каждом изображении и затем объединяются по заданному правилу, после чего решаются задачи обнаружения и измерения координат объекта интереса [3, 4]. Наконец, третий уровень предполагает объединение конечных результатов независимой обработки изображений каждого спектрального канала. Под этим может подразумеваться, например, принятие решения об обнаружении объекта на основе решений, принятых по каждому изображению в отдель-

Рассматривается ряд разработанных авторами алгоритмов измерения координат объекта в последовательности мультиспектральных изображений. В ходе экспериментов, выполненных с использованием натуральных видеосюжетов, показано, что совместное использование информации ТВ и ИК диапазонов позволяет повысить эффективность слежения за объектом. Показано, что дополнительного улучшения можно добиться, если на этапе измерения координат учитывать неоднородность фонового изображения и наличие посторонних мешающих объектов.

ности, или уточнение координат объекта на основе совместной обработки независимых измерений в каждом канале [5-7].

Надо заметить, что алгоритмы первого уровня комплексирования изображений применяются, как правило, для улучшения восприятия человеком фоноцелевой обстановки [2] и, лишь в значительно меньшей степени, в задачах автоматического анализа изображений. Пример использования второго уровня комплексирования приведен, например, в статье [3]. В каждом канале независимо выполняется выделение движущегося объекта, после чего полученные бинарные изображения объединяются, образуя результирующее множество точек объекта. Использование третьего уровня комплексирования возможно, если задана или может быть оценена степень доверия к результатам, полученным в каждом отдельном канале [7].

В данной работе рассматривается три алгоритма измерения координат. Первый согласно приведенной выше классификации относится к третьему уровню комплексирования. Два других алгоритма можно отнести ко второму уровню комплексирования. Все три алгоритма основываются на принципе сопоставления текущего изображения с эталонным изображением объекта, получившим на практике самое широкое распространение благодаря своей надежности и помехоустойчивости.

Сходство фрагмента наблюдаемого изображения с эталоном часто определяют при помощи критерия [8]

$$F(\alpha, \beta, n) = \sum_{(i,j) \in H(n)} |l(i + \alpha, j + \beta, n) - h(i, j, n)|, \quad (1)$$

где (α, β) – координаты анализируемого фрагмента текущего изображения $l(i, j, n)$, n – номер кадра, $h(i, j, n)$ – эталонное изображение, заданное на множестве $H(n)$. Для определения координат объекта критерий (1) необходимо минимизировать:

$$(\alpha^*(n), \beta^*(n)) = \arg \min_{(\alpha, \beta)} F(\alpha, \beta, n). \quad (2)$$

С целью учета эффектов, связанных с изменчивостью объекта, вводится дополнительный шаг, который заключается в рекурсивной фильтрации эталона [9]:

$$h(i, j, n) = \gamma h(i, j, n-1) + (1-\gamma)l(i + \alpha^*(n), j + \beta^*(n), n), \quad (3)$$

где $\gamma \in [0..1]$ – коэффициент, определяющий эффективную память фильтра. Назовем (1)-(3) базовым алгоритмом.

Рассмотренные в статье алгоритмы можно кратко охарактеризовать следующим образом. В алгоритме №1 операции (1) и (2) выполняются для каждого спектрального канала, после чего осуществляется выбор наиболее подходящего из них в соответствии с подходом, описанным в работе [7]. Алгоритм №2 представляет собой модификацию базового алгоритма, позволяющую перейти к обработке мультиспектральных изображений. Алгоритм №3 позволяет дополнительно учесть присутствие в кадре похожих на объект интереса фоновых образований и наличие посторонних мешающих объектов. Приведем краткое описание перечисленных алгоритмов.

Алгоритм №1. Данный алгоритм основывается на том факте, что в отдельные моменты времени один из спектральных каналов по отношению к другому может иметь лучшие характеристики наблюдения объекта интереса. Критерий, по которому следует выбирать наиболее подходящий канал, очевидно, должен быть связан с используемым алгоритмом измерения координат, причем оценка численного значения критерия должна выполняться апостериори, т.е. после того, как сформированы предварительные измерения в каждом из каналов.

В настоящей работе для измерения координат объекта в каждом канале будем использовать алгоритм, описываемый выражениями (1)-(2). После формирования предварительных измерений в каждом канале $(\hat{\alpha}_k(n), \hat{\beta}_k(n))$, где $k = 1, 2$ – номер спектрального канала, для каждого из них следует вычислить показатель работоспособности [7]:

$$D_k(n) = \frac{\min_{(\alpha, \beta) \in \Gamma} F(\alpha, \beta, n-1)}{\min_{(\alpha, \beta)} F(\alpha, \beta, n)}, \quad k = 1, 2, \quad (4)$$

где $\min_{(\alpha, \beta)} F(\alpha, \beta, n)$ следует интерпретировать, как оценку степени временной изменчивости изображения объекта; $\min_{(\alpha, \beta) \in \Gamma} F(\alpha, \beta, n-1)$, в свою очередь, дает оценку отличия изображения объекта от окружающего фона; Γ – множество граничных точек зоны поиска.

Показатель (4) позволяет выбрать наиболее подходящий канал и полученные в нем измерения координат объекта:

$$(\alpha^*(n), \beta^*(n)) = \begin{cases} (\hat{\alpha}_1(n), \hat{\beta}_1(n)), & D_1(n) \geq D_2(n); \\ (\hat{\alpha}_2(n), \hat{\beta}_2(n)), & \text{иначе.} \end{cases} \quad (5)$$

Выбранное таким образом измерение используется

для коррекции текущих параметров слежения в канале, имеющем меньший показатель работоспособности. При этом обновление изображений объекта в каждом канале выполняется согласно выражению (3) с учетом (5).

Алгоритм №2. Запишем модель формирования мультиспектрального изображения при отсутствии фона

$$\mathbf{l}(i, j, n) = r(i, j, n)\mathbf{h}(i, j, n) + \xi(i, j, n),$$

$$\mathbf{l}(i, j, n) = [l_k(i, j, n)]^T, \quad \mathbf{h}(i, j, n) = [h_k(i, j, n)]^T,$$

$$\xi(i, j, n) = [\xi_k(i, j, n)]^T, \quad k = 1, 2. \quad (6)$$

Функции $l_k(i, j, n)$, $h_k(i, j, n)$, $\xi_k(i, j, n)$ задают соответственно наблюдаемое изображение, эталонное изображение объекта и шумовой процесс в k -м спектральном канале; $r(i, j, n)$ – индикаторная функция, значения которой равны 1 в точках, принадлежащих объекту, и 0 в противном случае. Значения $\xi_k(i, j, n)$ некоррелированы по i, j, n и k , имеют нормальное распределение с нулевым средним и дисперсией $\sigma_k^2(n)$.

Для модели (5) оптимальный по критерию максимального правдоподобия алгоритм измерения координат объекта связан минимизацией функции

$$F_1(\alpha, \beta, n) = \sum_{k=1}^2 \frac{1}{\sigma_k^2(n)} \sum_{(i, j) \in H(n)} (l_k(i + \alpha, j + \beta, n) - h_k(i, j, n))^2. \quad (7)$$

Эксперименты показывают, что корреляция яркостей точек объекта между каналами оказывается незначительной, поэтому оценки $\hat{h}_k(i, j, n)$ изменяющихся изображений объекта будем формировать независимо в каждом канале в соответствии с выражением (3).

На практике интенсивность шума в датчиках изображений достаточно мала, однако слагаемое $\xi(i, j, n)$ в модели (6) позволяет учесть некоторые эффекты, которые сами по себе довольно трудно описать аналитической моделью. Например, для оценки яркостей точек объекта требуется некоторое время. Между тем объект постоянно меняется вследствие изменения ракурса и условий наблюдения. Таким образом, шумовые процессы $\xi_k(i, j, n)$, $k = 1, 2$ в модели (6) описывают фактически имеющее место отличие наблюдаемого изображения объекта от его эталона. С этой точки зрения предпочтительным является тот канал, где это отличие меньше. Поэтому, исходя из предположения, что к предшествующему кадру получена достаточно хорошая оценка эталонного изображения, координаты объекта $\alpha^*(n-1)$, $\beta^*(n-1)$ были измерены верно и изменчивость изображений за период формирования очередного кадра незначительна, оценку дисперсии шума будем вычислять согласно выражению

$$\hat{\sigma}_k^2(n+1) = \frac{1}{K_H(n)} \sum_{(i, j) \in H(n)} (l_k(i + \alpha^*(n), j + \beta^*(n), n) - h_k(i, j, n))^2, \quad (8)$$

$$k = 1, 2$$

где $K_H(n)$ – мощность множества $H(n)$.

Согласно (7) критерий сходства изображений вычисляется независимо в каждом канале, после чего, после чего результаты суммируются с весами, зависящими от дисперсий шума. Таким образом, алгоритм №2 может быть отнесен ко второму уровню комплексирования.

Алгоритм №3. Модель (6) предполагает отсутствие фона и посторонних объектов. Между тем именно наличие похожих на объект интереса фоновых образований и мешающих объектов является одной из основных причин возникновения аномальных ошибок измерения координат. Борьба с этим можно путем уменьшения размера зоны поиска, что позволяет, кроме того, сократить вычислительные затраты. Однако сильное уменьшение зоны поиска препятствует эффективному отслеживанию маневров объекта, повышает вероятность срыва слежения из-за неконтролируемого движения носителя и снижает вероятность повторного захвата при возникновении аномальных ошибок измерения координат.

Чтобы избежать появления аномальных ошибок, не прибегая к существенному уменьшению зоны поиска, предлагается учитывать неоднородность фона и наличие посторонних движущихся объектов непосредственно на этапе измерения координат объекта интереса [10]. Рассмотрим модель наблюдения

$$\mathbf{l}(i, j, n) = r(i, j, n)\mathbf{h}(i, j, n) + (1 - r(i, j, n))\mathbf{q}(i, j, n) + \xi(i, j, n), \quad (9)$$

где $\mathbf{q}(i, j, n) = [q_k(i, j, n)]^T$, $k = 1, 2$ – изображение, представляющее собой изображение фона $\mathbf{g}(i, j, n) = [g_k(i, j, n)]^T$ с наложенными изображениями посторонних объектов; считаем, как и ранее, что изображения в разных каналах не коррелированы между собой. Для простоты дальнейшего изложения будем полагать, что фон неподвижен, т.е. между следующими подряд кадрами отсутствуют геометрические преобразования. В противном случае геометрические преобразования могут быть скомпенсированы на основании известных подходов [11].

Если шумовые процессы $\xi_k(i, j, n)$, $k = 1, 2$ являются гауссовыми с нулевым средним и дисперсией $\sigma_k^2(i, j, n)$ в каждой точке, то в соответствии с критерием максимального правдоподобия необходимо минимизировать критерий

$$F_2(\alpha, \beta, n) = \sum_{k=1}^2 \sum_{(i,j) \in H(n)} \frac{(l_k(i+\alpha, j+\beta, n) - h_k(i, j, n))^2 - (l_k(i+\alpha, j+\beta, n) - q_k(i, j, n))^2}{\sigma_k^2(i, j, n)} \quad (10)$$

При наличии похожих на объект интереса посторонних объектов или участков фона второе слагаемое в числителе позволит избежать возникновения дополнительных локальных минимумов.

В выражении (10) неизвестными являются изображения $q_k(i, j, n)$ и $h_k(i, j, n)$, а также дисперсии $\sigma_k^2(i, j, n)$. Изображения $q_k(i, j, n)$, $k = 1, 2$ при этом представляют собой композицию изображений фона

$g_k(i, j, n)$ и неизвестных априори изображений посторонних движущихся объектов.

Оценки изображений объекта интереса и фона найдем посредством рекурсивной фильтрации:

$$\begin{aligned} \hat{h}_k(i, j, n) &= \hat{h}_k(i, j, n-1)\gamma + \\ &+ l_k \left[(i + \alpha^*(n), j + \beta^*(n), n) \right] (1 - \gamma), (i, j) \in H(n) \\ \hat{g}_k(u, v, n) &= \begin{cases} \hat{g}_k(u, v, n-1)\gamma + l_k(u, v, n)(1 - \gamma), (u, v) \in G(n); \\ \hat{g}_k(u, v, n-1), \text{ иначе.} \end{cases} \quad (11) \end{aligned}$$

Здесь $G(n)$ – множество точек фона, не закрытых в объектами в n -м кадре.

Оценивать дисперсию шума в данном случае целесообразно совместно с оцениванием фона. На начальном этапе, пока не получено достоверных оценок фона, при помощи фильтра с растущей памятью вычисляется второй начальный момент

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_k^2(u, v, n) &= \frac{n-1}{n} \hat{\mu}_k^2(u, v, n-1) + \\ &+ \frac{1}{n} l_k^2(u, v, n), (u, v) \in G(n), n < N_0, k = 1, 2. \end{aligned} \quad (12)$$

При достижении момента времени $n = N_0$, можно перейти к оценке дисперсии

$$\hat{\sigma}_k^2(u, v, N_0) = \hat{\mu}_k^2(u, v, N_0) - g_k^2(u, v, N_0), k = 1, 2. \quad (13)$$

Дальнейшая оценка выполняется в соответствии с выражением

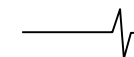
$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_k^2(u, v, n) &= \gamma \hat{\sigma}_k^2(u, v, n-1) + \\ &+ (1 - \gamma) (l_k(u, v, n) - g_k(u, v, n))^2, \\ (u, v) \in G(n), n > N_0, k = 1, 2. \end{aligned} \quad (14)$$

Для формирования оценки $\hat{q}_k(i, j, n)$ будем вместо неизвестных изображений посторонних объектов брать соответствующие им фрагменты наблюдаемого изображения, задаваемые индикаторной функцией $b(i, j, n)$. Функция $b(i, j, n)$ формируется по следующему правилу:

$$b(i, j, n) = \begin{cases} 1, & |l_k(i, j, n) - \hat{g}_k(i, j, n)| > t \hat{\sigma}_k^2(i, j, n), k = 1, 2; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (15)$$

Операция (15) позволяет выделить изменяющиеся фрагменты наблюдаемого изображения, которые, обычно, соответствуют движущимся объектам, при этом коэффициент t определяет допустимый уровень ложных тревог.

Если объект интереса движется, то необходима дополнительная обработка индикаторной функции $b(i, j, n)$. Для этого вначале выполняются морфологические операции [12], после чего полученные связные области анализируются на предмет их близости к положению объекта интереса на предыдущем кадре. Предпола-



гается, что ближайший сегмент принадлежит объекту, и соответствующие ему точки $b(i, j, n)$ устанавливаются в нулевое значение. Результатом этих операций будет модифицированная индикаторная функция, которую обозначим $\tilde{b}(i, j, n)$. При этом окончательное выражение для формирования оценки $\hat{q}_k(i, j, n)$ принимает вид:

$$\hat{q}_k(i, j, n) = \tilde{b}(i, j, n)l_k(i, j, n) + (1 - \tilde{b}(i, j, n))\hat{g}_k(i, j, n), \quad k = 1, 2. \quad (16)$$

Формула (10) показывает, что вычисления можно организовать параллельно в каждом спектральном канале, после чего следует объединить полученные результаты, которые в дальнейшем используются для оценки положения объекта в кадре. Таким образом, организация алгоритма №3 соответствует второму уровню комплексирования.

Экспериментальные исследования

Исследования проводились на базе из 29 натуральных мультиспектральных видеосюжетов. Длительность сюжетов варьировалась от 100 до 400 кадров, средняя длительность – 229 кадров. Объекты интереса – движущиеся по трассе автомобили, наблюдаемые на удалении от 1000 до 2000 м. Размер изображений объектов интереса варьировался от 14x10 до 43x22 пикселей, средний размер 23x14 пикселей. На видеосюжетах присутствовали похожие на объект интереса движущиеся объекты (другие автомобили), имело место частичное заслонение объектов интереса элементами фона (кустарник, строения). Человеком-экспертом указывалось эталонное (истинное) положение объекта интереса в кадре. При возникновении аномальных ошибок по истинным координатам формировалось новое целеуказание, на основе которого выполнялось обновление эталонных изображений. Примеры кадров используемых видеосюжетов представлены на рис. 1.

Для описания результатов экспериментов введем ряд определений.

1) *Аномальная ошибка* – непопадание измеренных координат, в прямоугольник, ограничивающий изображение объекта в кадре.

2) *Слежение* – измерение координат объекта без аномальных ошибок на протяжении не менее 5 следующих подряд кадров.

3) *Срыв* – прерывание слежения.

Алгоритмы измерения координат, с точки зрения достигаемой при их использовании эффективности слежения за объектом характеризуют следующие показатели.

1) *Вероятность правильного сопоставления* (P_D) – отношение числа кадров без аномальных ошибок к общей длительности видеосюжета.

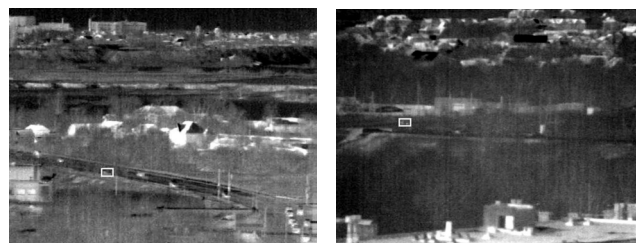
2) *Средняя продолжительность слежения* (N_{cp}).

3) *Отношение длительности периодов слежения* N_{cp} к длине видеосюжета (f_{cp})

4) *Вероятность срыва* (P_A).



а)



б)

Рис. 1 Примеры кадров из тестовых видеосюжетов: а) – ТВ канал; б) – ИК канал (объект показан в рамке)

В ходе исследований изображения дополнительно искажались аддитивным гауссовским шумом со среднеквадратическим отклонением $\sigma = 4$. Размер зоны поиска – 51x51 пикселей. Показатели эффективности вычислялись на основе обработки каждого видеосюжета, затем усреднялись на всей выборке видеосюжетов с учетом их длительности.

Сравнительные данные по эффективности исследуемых алгоритмов приведены в табл 1.

Таблица 1. Сравнение эффективности исследуемых алгоритмов (аддитивный шум $\sigma = 4$, зона поиска – 51x51 пикселей)

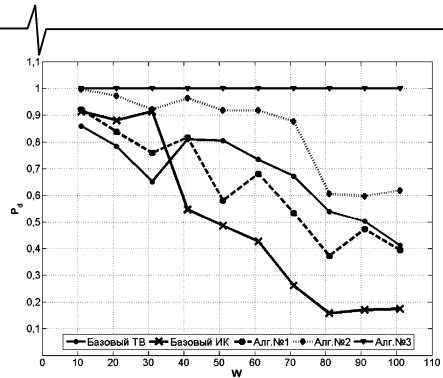
	Базовый алгоритм (ТВ)	Базовый алгоритм (ИК)	Алг. №1	Алг. №2	Алг. №3
P_D	0,849	0,750	0,895	0,909	0,978
N_{cp}	111,20	82,22	131,97	157,95	189,90
f_{cp}	0,487	0,399	0,592	0,666	0,779
P_A	0,008	0,010	0,007	0,005	0,005

На рис. 2 изображены графики зависимостей вероятности правильного сопоставления от размера зоны поиска для видеосюжетов, показанных на рис. 1. Графики показывают, что только для алгоритма №3 увеличение зоны поиска объекта интереса не приводит к росту числа аномальных ошибок.

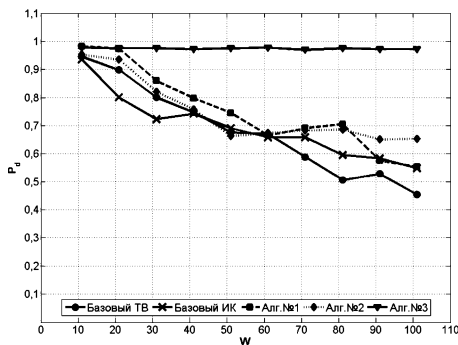
Заключение

Совместное использование датчиков изображений разного спектрального диапазона позволяет уменьшить число срывов и увеличить длительность слежения за объектом. В статье описаны возможные подходы к анализу мультиспектральных видеопоследовательностей.

Эффективность этих подходов в сравнении с независимой обработкой изображений в отдельных спектральных каналах продемонстрирована в ходе экспериментальных исследований, выполненных на большой базе натуральных видеосюжетов.



а)



б)

Рис. 2 Графики зависимостей вероятности правильного сопоставления от размера зоны поиска W для сюжетов, показанных на рис. 1 (СКО аддитивного шума $\sigma = 6$)

Результаты исследований показывают, что большего повышения эффективности можно добиться, если дополнительно парировать негативные эффекты, связанные с присутствием похожих на объект интереса фоновых образований и посторонних движущихся объектов. Фон и мешающие объекты непосредственно учитываются на этапе измерения координат, что позволяет снизить вероятность появления аномальных ошибок без существенного уменьшения зоны поиска объекта.

Исследования выполнены при поддержке Министерства образования и науки РФ (государственный контракт № 14.740.11.0284)

Литература

1. J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang and J. Fu. Advances in Multi-Sensor Data Fusion: Algorithms and Applications // Sensors. – 2009. – №9(10). p. 7771-7784.
2. Lanir J. Maltz M., Rotman S.R. Comparing multispectral image fusion methods for a target detection task // Optical Engineering. – 2007. – Vol. 46(6). – P. 066402-1–066402-8
3. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в последовательности мультиспектральных изображений при наличии геометрических искажений //

Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – Рязань, 2008. – №23. – С. 37-43.

4. Patrick J. Bonnin Parallel cooperative segmentation method for multispectral images // Visual Information Processing IV Proc. SPIE, Vol. 2488, 207 (1995)

5. Vidya Manian, Luis O. Jimenez, Land cover and ben-thic habitat classification using texture features from hyper-spectral and multispectral images // Journal of Electronic Imaging 16(2), 023011 (Apr–Jun 2007), pp. 1-12.

6. Laurent Nolibe, Julien Borgnino, Marc Ducoulombier, Michel Artaud, Adaptive multispectral detection of small targets using spatial and spectral convergence factor // Proc. of SPIE. Vol. 2759, Signal and Data Processing of Small Targets 1996, pp. 111-120.

7. Бабаян П.В., Смирнов С.А. Слежение за объектом на основе алгоритма сопоставления с эталоном при од-новременном наблюдении в видимом и инфракрасном диапазонах // Цифровая обработка сигналов.– №4.– 2010.–С.18-21.

8. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.

9. Алпатов Б. А., Селяев А. А. Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении.// Изв. вузов. Сер. Приборостроение. – 1988. – №5. – С. 3-5.

10. Бабаян П.В., Фельдман А.Б. Определение местоположения объекта на изображении в системах технического зрения мобильных робототехнических комплексов // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – Рязань, 2011. – №4. – С.19-25.

11. Алпатов Б.А., Стротов В.В. Алгоритм оценки параметров геометрических преобразований изображений при мультиспектральном наблюдении // Цифровая обработка сигналов. – 2010. – №4. – С.2-6.

12. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005 г. – 1072 с.

THE OBJECT POSITION MEASUREMENT ON MULTISPECTRAL IMAGES

Alpatov B.A., Babayan P.V., Smirnov S.A., Feldman A.B.

In this paper several algorithms of the object position measurement on multispectral images is considered. The experiments show that combined use of images from TV and IR bands improves the efficiency of object tracking. For preventing problems which may appear because of presence of non-uniform background and other moving objects, it is proposed to take into account these effects directly on the stage of the measurement of the object position.

МЕТОДЫ ПРОРЕЖИВАНИЯ ОТСЧЕТОВ СИГНАЛА С КОГЕРЕНТНЫМ НАКОПЛЕНИЕМ В ЗАДАЧАХ ЦИФРОВОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА СО СВЕРХРАЗРЕШЕНИЕМ

Григорян Д. С., к.т.н., докторант Военной академии войсковой ПВО Вооруженных Сил РФ, г. Смоленск, e-mail: dan-grigoryan@yandex.ru

Ключевые слова спектральный анализ, цифровой, сверхразрешение, прореживание, когерентное накопление, линейное предсказание, фазовый метод, авторегрессия.

Введение

Во многих прикладных задачах радиолокации, гидролокации, сейсмологии и других отраслей науки и техники исследователи часто сталкиваются с проблемами ограниченной разрешающей способности измерительных приборов и алгоритмов по различным параметрам.

Известно, что разрешающая способность измерительного прибора по параметру y (где y – частота, угловая координата, время задержки сигнала или др.), будь то радиолокационная станция или простой анализатор спектра, обратно пропорциональна ограниченному на практике интервалу наблюдения сигнала по величине x (где x , в противоположность y , является временем, линейной величиной или частотой), т.е. $\Delta y = 1/\Delta x$, где x и y связаны с сигналом прямым и обратным преобразованием Фурье:

$$\dot{S}(y) = \frac{1}{\Delta x} \int_{\Delta x} \dot{s}(x) e^{-j2\pi \cdot y \cdot x} dx;$$

$$\dot{s}(x) = \frac{1}{2\pi\Delta y} \int_{\Delta y} \dot{S}(y) e^{j2\pi \cdot y \cdot x} dy.$$

Например, в области цифровой обработки сигналов (ЦОС) в радиолокационных (в доплеровских, импульсно-доплеровских и в когерентно-импульсных) системах, если x это время (t), то y это частота (f), а если x частота то y – время. В области обработки сигналов в цифровых антенных решетках по пространству, если x это линейная координата, то $y = x \sin \theta / \lambda$ это пространственная частота, λ – рабочая длина волны. Преобразования (1) и (2) устанавливают предел разрешения, называемый часто релейским, поскольку впервые был введен лордом Релеем в 1888 году при изучении дифракционных явлений в оптике [1].

В тех случаях, когда обычная обработка сигнала из-за ограниченного интервала наблюдения не позволяет разделить близко расположенные цели, можно прибег-

Обоснованы фазовый и амплитудный авторегрессионные методы линейного предсказания для спектрального анализа с прореживанием данных за счет предварительной обработки сигналов в полосовых фильтрах, настроенных на частоту энергетического центра частот сигналов. За счет предварительной фильтрации сигналов перед выполнением процедур спектрального оценивания достигается когерентное накопление их энергии, что по сравнению с известными авторегрессионными методами спектрального анализа увеличивает эффективность сверхразрешения близких по частоте источников в пределах дифракционного элемента разрешения.

нуть к известным параметрическим методам спектрального оценивания, обеспечивающим *сверхразрешение*.

Параметрические методы цифрового спектрального оценивания, развитые в свое время за рубежом для различных приложений в работах Кея [2], Хайкина [3], Гейбриела [4], Кейпона [5], Берга [6], Тафтса, Кумаресана [7], Роя, Кайлатха и Полраджа [8] и др., достаточно подробно обобщены в монографиях Марпла [9] и Стоицы [10]. Среди отечественных работ в области сверхразрешения спектральными методами известны работы Ратынского [14], Ермолаева, Родыгина, Флаксмана [15], Черемисина [16], Дрогалина [17], Леховицкого [18], Слюсара [19], Абраменкова [20-22], Савинова [23], Нечаева [25], Аджемова [26], Добырна [26], Ганкова [27], и многие другие работы в этой области, одно перечисление которых может занять несколько страниц. Рассмотрим общую суть авторегрессионного спектрального анализа на примере обработки выборки N отсчетов наблюдаемого на фоне шума $\dot{v}(n)$ дискретного сигнала

$$\dot{u}_n = \dot{u}(n) = \sum_{m=1}^M \dot{S}_m \cdot \exp(-j2\pi y_m \Delta x n) + \dot{v}(n), \quad (1)$$

порожденного M гармоническими источниками ($m = 1, 2, \dots, M$) с амплитудами $\dot{S}_m = S_m \exp(j\varphi_m)$, начальными фазами φ_m и частотами y_m . Суть классических методов авторегрессионного спектрального анализа, как правило, сводится к составлению из отсчетов $\dot{u}(n)$ системы линейных уравнений

$$\dot{\mathbf{u}}_0 = \dot{\mathbf{u}} \times \dot{\mathbf{w}} =$$

$$= \begin{pmatrix} \dot{u}_0 \\ \dot{u}_1 \\ \vdots \\ \dot{u}_{N-1-P} \\ \dot{u}_P^* \\ \dot{u}_{P+1}^* \\ \vdots \\ \dot{u}_{N-1}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{u}_1 & \dot{u}_2 & \cdots & \dot{u}_P \\ \dot{u}_2 & \dot{u}_3 & \cdots & \dot{u}_{P+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dot{u}_{N-P} & \dot{u}_{N-P+1} & \cdots & \dot{u}_{N-1} \\ \dot{u}_{P-1}^* & \dot{u}_{P-2}^* & \cdots & \dot{u}_0^* \\ \dot{u}_P^* & \dot{u}_{P-1}^* & \cdots & \dot{u}_1^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dot{u}_{N-2}^* & \dot{u}_{N-3}^* & \cdots & \dot{u}_{N-1-P}^* \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \dot{w}_1 \\ \dot{w}_2 \\ \vdots \\ \dot{w}_P \end{pmatrix} \quad (2)$$

с порядком модели авторегрессии P относительно вектора весовых коэффициентов (ВВК), откуда

$$\dot{w} = (\dot{u}^H \dot{u})^{-1} \dot{u}^H \dot{u}_0, \quad (3)$$

$$\begin{pmatrix} \dot{u}_0^H \dot{u}_0 & \dot{u}_0^H \dot{u} \\ \dot{u}_0 \dot{u}^H & \dot{u}^H \dot{u} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ -\dot{w} \end{pmatrix} = \dot{R} \times \begin{pmatrix} 1 \\ -\dot{w} \end{pmatrix} = \mathbf{0}, \quad (4)$$

где \hat{R} – оценка корреляционной матрицы сигналов; H – оператор эрмитового сопряжения. Матрица \hat{R} совместна с вектором комплексных экспонент

$$\dot{e}(y) = \begin{pmatrix} 1 \\ \exp(-2\pi y \Delta x) \\ \exp(-2\pi y 2\Delta x) \\ \cdots \\ \exp(-2\pi y P \Delta x) \end{pmatrix} \quad (5)$$

определяет спектральные функции [9,18]:

$$\hat{S}_{\text{мд}}(y) = \left[\dot{e}^H(y) \hat{R}^{-1} \dot{e}(y) \right]^{-1} - \text{минимума дисперсии Кейпона [42];}$$

$$\hat{S}_{\text{мак}}(y) = \dot{e}^H(y) \hat{R}^{-1} \dot{e}(y) \cdot \left| \dot{e}^H(y) \cdot \hat{R}^{-1} \cdot \mathbf{1} \right|^{-2},$$

$\mathbf{1} = (1 \ 0 \ \dots \ 0)^T$ – модифицированного алгоритма Кейпона [42];

$$\hat{S}_{\text{лп}}(y) = \left| \dot{e}^H(y) \cdot \hat{R}^{-1} \cdot \mathbf{1} \right|^{-2} - \text{линейного предсказания}$$

Берга [43];

$$\hat{S}_{\text{тш}}(y) = \left[\dot{e}^H(y) \hat{R}^{-2} \dot{e}(y) \right]^{-1} - \text{«теплового шума» [44];}$$

$\hat{S}_{\text{бл}}(y) = \dot{e}^H(y) \hat{R}^{-1} \dot{e}(y) \left[\dot{e}^H(y) \hat{R}^{-2} \dot{e}(y) \right]^{-1} - \text{Борд-жотти-Лагунаса [45];}$

$$\hat{S}_{\text{music}}(y) = \left[\dot{e}^H(y) \dot{C} \dot{e}(y) \right]^{-1} - \text{метод MUSIC (Multiple Signal Classification) [46],}$$

где $\dot{C} = \sum_i^P \dot{V}_i^H \dot{V}_i$; \dot{V}_i – собственные векторы шумового подпространства корреляционной матрицы;

$$\hat{S}_{\text{ев}}(y) = \left[\dot{e}^H(y) \dot{D} \dot{e}(y) \right]^{-1} - \text{метод EV (EV – Eugene Value) [47],}$$

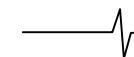
где $\dot{D} = \mathbf{I} - \sum_i^P \dot{V}_i^H \dot{V}_i$ – матрица собственных векторов сигнального подпространства корреляционной матрицы,

\mathbf{I} – единичная матрица.

Для эффективного применения на практике методов спектрального оценивания со сверхразрешением во многих задачах ЦОС реального времени остаются проблемы, связанные с ухудшением сверхразрешения из-за не очень высоких отношений сигнал/шум (ОСШ) во многих системах связи и локации. Результаты многих работ, таких как [4, 9], показывают, что для сверхразрешения источников, удаленных друг от друга по заданному параметру от пятой доли ширины элемента разрешения и менее, необходимо иметь достаточно высокое исходное ОСШ, порядка 30 дБ и выше. Это связано с возмущениями вектора весовых коэффициентов (ВВК) авторегрессии, обусловленных возмущениями формирующих их систем линейных уравнений из-за шумов приемника локатора.

Кроме возмущений ВВК есть еще проблема порядка модели. Как указывает Марпл [9], ссылаясь на работы Акаике [11], Парзена [12], Ульриха, Клейтона [13] и др., наиболее эффективно выбирать порядок модели авторегрессии, равный от трети до половины объема наблюдаемой выборки данных. Исследования, проведенные в [38], показывают, что чем выше порядок модели авторегрессии, тем эффективнее оценки, то есть выше вероятность одновременного обнаружения M_1 источников из состава M источников, и ниже дисперсии оценок частот. Как правило, локаторы и различные устройства систем связи и навигации, выполняющие стандартные операции быстрого или дискретного преобразования Фурье (БПФ или ДПФ), работают с объемами выборки 32, 64, 128, 256 и более отсчетов (для БПФ и не кратное двум количество отсчетов для ДПФ). Исходя из [9, 11–13], для эффективного сверхразрешения напрашивается порядок модели от десяти и более, что приводит к не совсем рациональной необходимости оценивания и «оборачивания» корреляционных матриц размерностью более чем 10×10 . К примеру, если объем выборки равен 256 отсчетов, то порядок модели должен составлять примерно две трети выборки (это примерно 170 отсчетов) для максимально эффективного сверхразрешения, что приводит к необходимости оценивать корреляционную матрицу размером 170×170 . Это сложно даже с точки зрения компьютерной обработки не в реальном масштабе времени. При этом источников может быть в элементе разрешения два или три. Уменьшение же порядка модели до трех, четырех при применении классических процедур спектрального оценивания приводит к необходимости усреднения ВВК, полученных по укороченным выборкам, что абсолютно не эффективно с точки зрения сверхразрешения, так как модель авторегрессии не охватывает большую часть сигнала, из-за чего аппроксимация совокупности гармоник сигнала будет далека от истинной. Во-вторых, усреднение не эффективно с точки зрения обусловленности корреляционных матриц и использования всей энергии сигнала при оценивании, поскольку отсчеты в классическом спектральном анализе при формировании матриц данных устанавливаются друг за другом, что приводит к линейной зависимости строк матрицы данных.

Применительно к одномерному анализу временных, пространственных или частотных рядов объемом выборки N , количество операций умножения и сложения на реализацию процедур оценивания и обращения корре-



ляционной матрицы методом алгебраических дополнений, порожденной порядком модели авторегрессии P , потребуется $C_{x(-1)} = 2(N-P) \cdot (P+1)^2 + (P+1)^2(P+1)!$ операций умножения и $C_+ = [2(N-P)-1] \cdot (P+1)^2$ операций сложения. Если выборка имеет, например, 64 отсчета при необходимости иметь порядок модели авторегрессии от трети (32 отсчета) до двух третей выборки (40 отсчетов), величины $C_{x(-1)}$ и C_+ неограниченно возрастают: величина $C_{x(-1)} = 80690 + 41^2 \cdot 41!$, а $C_+ = 47 \cdot 41^2 = 79010$. Расчеты свидетельствуют о невозможности эффективной реализации классических методов спектрального оценивания со сверхразрешением на практике.

В качестве альтернативы классическим методам обработки данных в цифровом спектральном анализе, в свое время Варюхиным [28] и его последователями [19-23], были развиты так называемые методы многоканального анализа, представляющие собой по сути те же методы авторегрессионного цифрового спектрального анализа, только использующие данные по выходу нескольких каналов первичной обработки. Первоначально авторегрессионный подход Варюхина [28] предназначался для решения задач цифровой обработки пространственных сигналов с выходов пространственных каналов цифровой антенной решетки. Предварительная обработка сигналов с формированием нескольких амплитудных или фазовых пространственных каналов перед применением классических процедур спектрального оценивания, позволяла существенно понизить порядок модели с одновременной возможностью сохранить энергию сигнала за счет когерентного накопления. Это позволяет добиться более эффективного сверхразрешения за счет когерентного накопления и улучшения обусловленности выборочных корреляционных матриц подпространства сигналов по сравнению с исходными методами спектрального анализа без прореживания.

Развитие подходов Варюхина к сверхразрешению по частоте [37, 38, 40, 41], по дальности [39, 40], а также для различных многомерных вариантов пространственно-временной, пространственно-частотной и частотно-временной обработки сигналов [41] натолкнуло на мысль о том, что предварительная обработка данных использует простые способы многоскоростной обработки сигналов, успешно применяемые для компрессии и уменьшения вычислительных затрат в различных приложениях связи и радиовещания [31-33], т.е. в решении задач не связанных со сверхразрешением.

По сути, ничего нового, в том, что прореживание с когерентным накоплением дает уменьшение вычислительных затрат и сохранение энергии сигнала нет. Эти явления изучены в большом количестве работ по цифровой обработке сигналов за рубежом в работах Рабинера, Крошьера, Белланже и др. [29, 30] и у нас в стране в работах Витязева, Зайцева [31-33] и др. специалистов по многоскоростной обработке сигналов. Научную новизну представляет внедрение математического ап-

парата многоскоростной обработки сигналов (пусть даже в ее простейшей интерпретации) в математический аппарат авторегрессионного спектрального анализа, как пространственных частот, так и частот сигналов и их времен запаздывания. А эффекты повышения качества сверхразрешения, достигаемые при этом, зависят, как показывают некоторые аналитические исследования [23, 38, 41], в большей степени, не только от когерентности накопления энергии. Большую роль здесь играет обусловленность корреляционных матриц подпространства сигналов, определяемых системой комплексных характеристик каналов первичной обработки (диаграмм направленности каналов цифровой антенной решетки, амплитудно-частотных характеристик фильтров, или временных характеристик стробов дальности) и от отношения интервала анализа данных, определяемых моделью авторегрессии к общему интервалу наблюдения сигнала. Некоторые результаты этих исследований по сверхразрешению показаны в [38, 41].

Вопрос о том, как наиболее эффективно применять прореживание при решении задач цифрового спектрального анализа со сверхразрешением остается пока открытым. Можно, например, выполнять высокочастотную фильтрацию уже оцифрованных на промежуточной частоте отсчетов, после чего прибегая к децимации, обрабатывать классическими спектральными методами уже прореженные данные. Частота следования прореженных вещественных отсчетов по теореме Котельникова должна минимум в два раза превышать величину полосы частот анализируемого сигнала. В случае комплексных данных частота прореживания должна быть не меньше полосы частот анализируемого сигнала. По сути, этот подход во многом схож с подходом, предложенным в [34, 35] для пространственного анализа сигналов методом линейного предсказания.

Предварительная узкополосная фильтрация требует, в первую очередь, знания узкой полосы частот, в которой сосредоточены гармоники суммарного сигнала, для того, чтобы выполнить предварительную их фильтрацию узкополосным фильтром на промежуточной частоте. Например, в радиолокационных задачах для обнаружения сигналов на фоне шумов и местных предметов со скоростной селекцией требуется выполнение процедур аналоговой узкополосной фильтрации гребенчатыми фильтрами либо выполнение процедур ДПФ (БПФ) на частоте дискретизации аналогово-цифровых преобразователей (АЦП). В первом случае имеет место сложная аппаратная реализация во втором случае – сложная вычислительная реализация, исходя из объема выборки данных, собираемых на интервале наблюдения, определяемом и требуемой разрешающей способности ДПФ (БПФ) по частоте. Предварительное же прореживание перед процедурой ДПФ (БПФ) до частоты следования вторичных отсчетов, равной полосе пропускания фильтра ДПФ (БПФ), т.е. прореживания без предварительной узкополосной фильтрации, приведет к эффекту «заворота» других спектральных составляющих сигнала (мощных отражений от местных предметов, других объектов и т.д.) в анализируемую полосу частот, что не допустимо.

В радиолокационной технике, как правило, прибегают к предварительному квадратурному преобразованию сигналов на нулевую частоту с последующей их предварительной децимацией в фильтрах низкой частоты, после чего комплексные отсчеты данных подвергаются спектральной доплеровской обработке, что существенно экономит вычислительные ресурсы.

При анализе частот сигнала со сверхразрешением полоса анализа сигналов определяется разрешающей способностью ДПФ (БПФ). Поэтому, естественно, напрашивается вопрос о целесообразности применения полосовой фильтрации на нужном участке доплеровского спектра сигналов непосредственно в процессе решения задачи авторегрессионного анализа данных с выхода стандартного фильтра-дециматора.

Естественно предположить, что в алгоритмы авторегрессионного спектрального анализа можно внедрять и более сложные операции многоскоростной обработки сигналов для получения более качественного эффекта сверхразрешения, например, обрабатывая сигналы с помощью определенных для этого банков фильтров и т.д., либо используя разную частоту дискретизации сигналов. Кроме того, не исключена возможность многомерной обработки данных авторегрессионными сверхразрешающими алгоритмами по выходу элементов вейвлет-преобразований. Эти вопросы с точки зрения эффекта сверхразрешения требуют отдельного изучения.

Следует отметить, что применение процедур прореживания выборок данных с когерентным накоплением сигналов - это первый и наиболее простой шаг внедрения многоскоростной обработки сигналов в авторегрессионный спектральный анализ, который в будущем может дать интересные результаты. Исходя из этого, в работе ставилась цель *продемонстрировать методы авторегрессионного спектрального анализа со сверхразрешением с внедрением в них элементов многоскоростной обработки сигналов.*

Фазовый метод линейного предсказания «вперед-назад» с когерентным накоплением и прореживанием

Выборку из N значений отсчетов $\dot{u}(n)$ разобьем на Q субвыборок по $N_1 = \lfloor N/Q \rfloor$ (операция округления) отсчетов в каждой (рис.1). Когерентно суммируя отсчеты в пределах каждой q -й субвыборки с помощью операции

$$\dot{z}_q = \dot{z}(q) = \sum_{n=0}^{N_1-1} \dot{u}(n + q \cdot N_1) \exp(j2\pi y_0 \Delta x n), \quad (6)$$

получим q отсчетов вторичной выборки с выхода фильтра предварительной обработки (ФПО), где $q = 0..Q-1$ номер отсчета прореженной выборки; y_0 - частота пика характеристики КПО. Пиковая частота ФПО y_0 , определяющая его импульсную характеристику вида $\exp(j2\pi y_0 \Delta x n)$, может быть выбрана равной частоте максимума дискретного преобразования Фурье

(ДПФ) всей выборки отсчетов $\dot{u}(n)$.

Комплексная частотная характеристика (КЧХ), т.е. функция частоты y q -го ФПО будет иметь вид

$$\dot{G}_q(y) = \sum_{n=0}^{N_1-1} \exp[j2\pi(y-y_0)\Delta x n] \times \exp[j2\pi(-y)\Delta x q N_1] \quad (7)$$

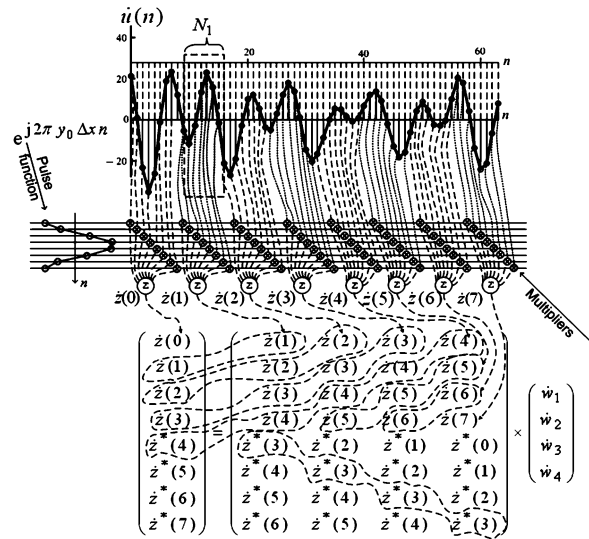


Рис. 1. Схема прореживания отсчетов и формирования уравнений (на схеме элементы «Multipliers» обозначают операции умножения, а «Pulse function» – импульсную характеристику ФПО)

После формирования отсчетов составляется система уравнений с блочными матрицами

$$\begin{pmatrix} \dot{z}(0) \\ \dot{z}(1) \\ \vdots \\ \dot{z}(Q-P) \\ \dot{z}^*(P) \\ \vdots \\ \dot{z}^*(Q-2) \\ \dot{z}^*(Q-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{z}(1) & \dot{z}(2) & \dots & \dot{z}(P) \\ \dot{z}(2) & \dot{z}(3) & \dots & \dot{z}(P+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dot{z}(Q-P+1) & \dot{z}(Q-P+2) & \dots & \dot{z}(P-1) \\ \dot{z}^*(P-1) & \dot{z}^*(P-2) & \dots & \dot{z}^*(0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dot{z}^*(Q-3) & \dot{z}^*(Q-4) & \dots & \dot{z}^*(Q-P) \\ \dot{z}^*(Q-2) & \dot{z}^*(Q-3) & \dots & \dot{z}^*(Q-P-1) \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \dot{w}_{z1} \\ \dot{w}_{z2} \\ \vdots \\ \dot{w}_{zP} \end{pmatrix} \quad (7)$$

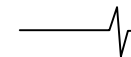
$$\downarrow$$

$$\begin{pmatrix} \dot{u}_z \\ \dot{u}_{zj}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_z \\ \tilde{\mathbf{U}}_{zj}^* \end{pmatrix} \times \dot{w}_z,$$

откуда методом наименьших квадратов находится ВВК \dot{w}_z из системы

$$\tilde{\mathbf{R}}_z \dot{w}_z = \tilde{\mathbf{r}}_z = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_z \\ \tilde{\mathbf{U}}_{zj}^* \end{pmatrix}^H \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_z \\ \tilde{\mathbf{U}}_{zj}^* \end{pmatrix} \dot{w}_z = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_z \\ \tilde{\mathbf{U}}_{zj}^* \end{pmatrix}^H \begin{pmatrix} \dot{u}_z \\ \dot{u}_{zj}^* \end{pmatrix}$$

Исходя из вышесказанного, можно считать, что в сути данного метода лежат фазовые отличия характеристик ФПО, поскольку модули их комплексных характеристик идентичны, а фазовые характеристики определяются как $\varphi(y) = 2\pi y \Delta x p N_1$. Этим и объясняется слово «фазо-



вый» в названии метода. Кроме того, процедура перемножения отсчетов на импульсную характеристику ФПО $\exp(j2\pi y_0 \Delta x n)$ и последующее суммирование приводят к когерентному накоплению энергии в пределах интервала суммирования длиной N_1 . Таким образом, имеет место когерентное накопление с прореживанием, в результате которого частота следования отсчетов в N_1 раз становится меньше.

Спектральная функция линейного предсказания «вперед-назад» с когерентным накоплением и прореживанием в общем виде может быть представлена как функция обобщенной частоты y в виде

$$\hat{S}(y) = \left| \hat{G}_0(y) - \sum_{p=1}^P \hat{w}_p \hat{G}_p(y) \right|^{-2} = \left| \hat{G}(y) \right|^{-2} \left| 1 - \sum_{p=1}^P \hat{w}_p \exp(2\pi y \Delta x p N_1) \right|^{-2}, \quad (8)$$

где $\hat{G}(y)$ – комплексная частотная характеристика, идентичная для всех ФПО, благодаря чему ее модуль может быть вынесен за скобки.

Амплитудный метод линейного предсказания вперед с когерентным накоплением

Одновременное разрешение и оценивание параметров нескольких источников возможно не только за счет различий фазочастотных характеристик отдельных КПО, но и за счет различий их амплитудно-частотных характеристик. Рассмотрим модификацию одного из амплитудных методов линейного предсказания, так называемого метода «нормирования», разработанного Абраменковым изначально для случая оценивания параметров двух источников [22]. Суть метода заключается в следующем. Если порядок модели равен P , то выполняются $L \geq P$ ($l = 0..L-1$) симметричных операций ДПФ вида

$$\hat{Z}_l(y) = \sum_{n=0}^{N-L-1} \hat{u}(n+l) \exp(-j2\pi y \Delta x n) \exp(j2\pi y \Delta x [(N-L)/2]), \quad (10)$$

обрабатывающих укороченные выборки отсчетов $\hat{u}(n)$ размером $N-P$. Экспонента $\exp(j2\pi y \Delta x [(N-L)/2])$ в (14) является множителем, формирующим симметричную операцию ДПФ. Мнимая часть КЧХ фильтров такого ДПФ равна нулю, т. е. фильтры ДПФ вещественные. В окрестности пика ДПФ, выбираются $P+1$ фильтров (рис. 2), КЧХ которых складываются с весовыми коэффициентами \hat{w}_q и вычисляется спектральная функция

линейного предсказания вида

$$\hat{S}(y) = \left| \hat{G}_0(y) - \sum_{q=1}^P \hat{w}_q \hat{G}_q(y) \right|^{-2},$$

в которой

$$\hat{G}_q(y) = \sum_{n=0}^{N-L-1} \exp(j2\pi y_q \Delta x n) \exp[-2\pi k \Delta y \Delta x (n - [N-L/2])],$$

где y_q – частота пика частотной характеристики q -го

ФПО ($q = 0..P$).

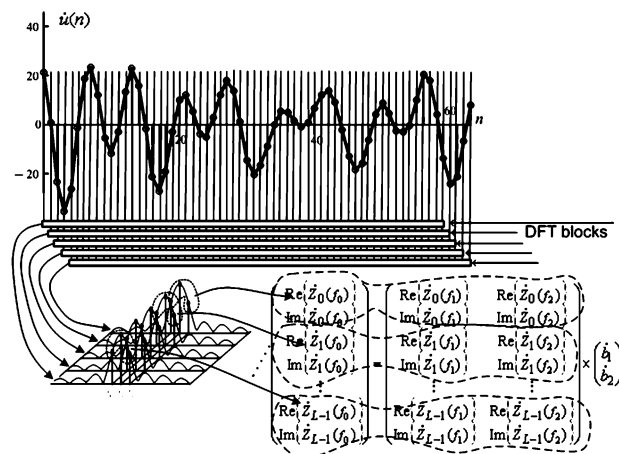


Рис. 2. Схема прореживания отсчетов и формирования уравнений (на схеме элементы «DFT blocks» обозначают операции ДПФ)

Из отсчетов ДПФ $\hat{Z}_l(y_q)$, соответствующих частотам y_q с номерами $q = 0..P$ составляется система уравнений вида

$$\begin{pmatrix} \text{Re}\{\hat{Z}_0(y_0)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_0(y_0)\} \\ \text{Re}\{\hat{Z}_1(y_0)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_1(y_0)\} \\ \vdots \\ \text{Re}\{\hat{Z}_{L-1}(y_0)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_{L-1}(y_0)\} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{Re}\{\hat{Z}_0(y_1)\} & \cdots & \text{Re}\{\hat{Z}_0(y_q)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_0(y_1)\} & \cdots & \text{Im}\{\hat{Z}_0(y_q)\} \\ \text{Re}\{\hat{Z}_1(y_1)\} & \cdots & \text{Re}\{\hat{Z}_1(y_q)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_1(y_1)\} & \cdots & \text{Im}\{\hat{Z}_1(y_q)\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Re}\{\hat{Z}_{L-1}(y_1)\} & \cdots & \text{Re}\{\hat{Z}_{L-1}(y_q)\} \\ \text{Im}\{\hat{Z}_{L-1}(y_1)\} & \cdots & \text{Im}\{\hat{Z}_{L-1}(y_q)\} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \hat{w}_1 \\ \vdots \\ \hat{w}_q \end{pmatrix},$$

решая которую методом наименьших квадратов, находим ВВК линейного предсказания.

Эксперименты с моделью аддитивной смеси нескольких гармонических сигналов

Для сравнительного анализа была рассмотрена тестовая последовательность 64-х отсчетов данных, состоящих из смеси четырех гармоник, три из которых на частотах 6,25 кГц, 6,35 кГц и 6,70 кГц попадали в пределы элемента разрешения ДПФ по частоте, шириной обратно пропорциональной длительности выборки и равной 687 Гц. Четвертая гармоника была задана на частоте 3,00 кГц и выступала в качестве мешающей помехи.

Сначала анализировался исходный подход линейного предсказания «вперед-назад» с порядком модели $P=20$, затем была выполнена когерентная обработка данных двумя приведенными выше фазовыми методами с прореживанием. Резонансная частота ФПО была выбрана 6,2 кГц. При использовании фазового метода длина импульсной характеристики составляла $N_1 = 8$. Выполнялось прореживание выборки по 8 элементов. Исходное отношение гармоник к шуму было задано 45 дБ, однако учитывая длину выборки 64 отсчета, можно считать, что когерентное накопление энергии в пике ДПФ прибавляет еще 18 дБ. Таким образом, на момент построения спектральной функции ОСШ следует считать равным 63 дБ.

На рис. 3 показаны 200 реализаций спектральных функций, построенных исходным (классическим) методом линейного предсказания «вперед-назад» для одной и той же сигнальной ситуации при разных гауссовских шумах. Из рис. 3 видно, что источники на частотах 1 и 2 (6,25 кГц, 6,35 кГц) не разрешаются, а вместо них сформирован пик на частоте кажущегося центра. На рис. 4 и 5 представлены спектральные функции фазового и амплитудного когерентных методов линейного предсказания «вперед-назад» с прореживанием и с прореживанием движущимся окном.

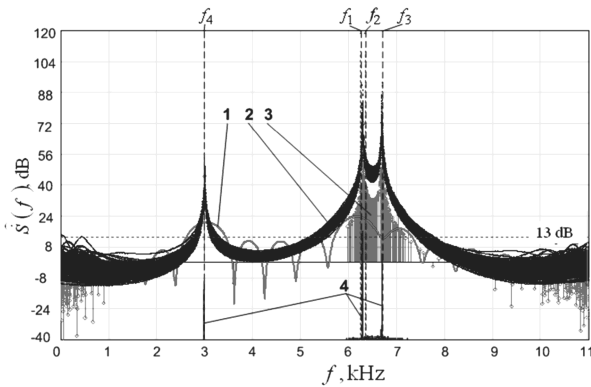


Рис.3. Спектральные функции исходного метода линейного предсказания: ДПФ выборки –1; 200 реализаций спектральных функций – 2; оценки амплитуд, соответствующих корням характеристического полинома, полученных по 200 реализациям – 3, гистограммы распределения оценок частот корней характеристического полинома –4

Исследование показало, что из 200 реализаций спектральных функций фазовых когерентных методов 80% реализаций содержали пики в окрестностях частот 1 и 2, а вероятность совместного обнаружения 1-й и 2-й гармоник составила 0,81, в то время как на спектральных функциях исходного метода вероятность появления частот 1 и 2 составила ноль. Разность частот в 100 Гц между первой и второй гармониками на частотах 6,25 кГц и 6,35 кГц составляла почти седьмую долю ширины главного лепестка АЧХ фильтра ДПФ. Присутствие третьей гармоники на частоте 6,70 кГц заметно ухудшало обусловленность системы уравнений линейного предсказания, что потребовало для разрешения гармоник около 45 дБ исходного ОСШ. Для разрешения источников с частотами, разность которых составляет от половины до трети ширины лепестка АЧХ фильтра

ДПФ, требуется ОСШ гораздо меньше от 15 до 20 дБ.

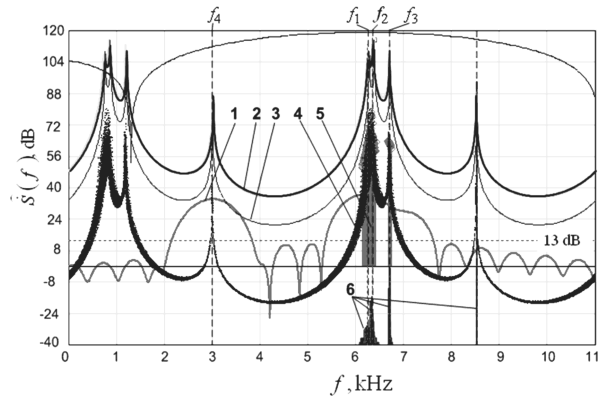


Рис.4. Спектральные функции фазового когерентного метода с прореживанием: ДПФ всей выборки –1; одна из реализаций спектральной функции –2 (график приподнят на 30 дБ); математическое ожидание спектральных функций 3 (график приподнят на 46 дБ); 200 спектральных функций– 4; оценки амплитуд, соответствующие корням характеристического полинома–5; гистограммы распределения оценок частот корней характеристического полинома –6.

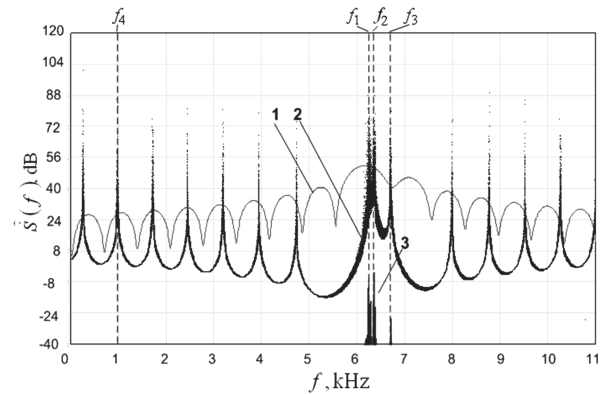
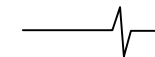


Рис. 5. Спектральные функции когерентного метода с прореживанием движущимся окном: ДПФ выборки –1; 200 реализаций спектральной функции –2; гистограммы распределения оценок частот, определяемых по пикам спектральной функции –3

Основным достоинством рассмотренных методов является существенно малые вычислительные затраты по сравнению с исходными методами спектрального анализа, так как размерность корреляционной матрицы определяется порядком модели соизмеримым с количеством источников, т.е. $P = 2, 3, 4, \dots$, из-за чего количество операций умножения и сложения при больших объемах выборок на несколько порядков ниже чем в исходных методах. Основным недостатком фазовых когерентных методов с прореживанием является повторение спектральных линий, возникающее из-за прореживания данных, когда частота следования отсчетов после прореживания становится меньше частот самих гармоник, т.е. происходит нарушение условий теоремы Котельникова–Шеннона. Однако, например, для радиолокационных задач предварительная фильтрация сигналов с помощью операций прямого и обратного ДПФ устраняет паразитное влияние сигналов помех, частоты которых лежат далеко за пределами рассматриваемого строга частоты, определяемого шириной фильтра ДПФ.



Заключение

Из приведенных двух когерентных методов наилучшей точностью измерения частот обладает модифицированный метод нормирования Абраменкова (рис.2). Судя по четко разделяющимся спектральным линиям спектральной функции, этот метод обеспечивает наименьшие дисперсии оценок частот. Однако это происходит в случае, когда порядок модели равен количеству источников сигнала. В противном случае один из пиков в пределах главного лепестка ДПФ будет всегда ложным и обусловленным шумовыми составляющими. Кроме этого есть проблема высокого уровня ложных тревог, присущих данному методу обработки. Ложные тревоги обусловлены тем, что собственные шумы, проходя узкополосный фильтр предварительной обработки, превращаются в узкополосный случайный процесс, зачастую легко аппроксимируемый весовой суммой двух-трех гармоник в виде модели авторегрессии низкого порядка. Это основная причина появления ложных пиков при отсутствии сигнала при обработке методом нормирования. С этой точки зрения фазовый метод, использующий более широкополосные фильтры предварительной обработки, занимает промежуточное положение между методом нормирования и исходным методом, у которого уровень ложных тревог наименьший из-за отсутствия фильтров, сужающих спектр шума.

Все приведенные процедуры прореживания сигналов с когерентным накоплением могут быть применены в рамках известных методов спектрального анализа, таких как MUSIC, EV, Matrix Pencil, ESPRIT и прочих авторегрессионных методов, позволяющих достигать сверхразрешения по частоте, по пространству и по другим параметрам, что позволяет, в конечном счете, решением систем обратных уравнений [36] при известных КЧХ и оценках параметров разделять не разрешающиеся обычными способами обработки сигналы.

Литература

1. Стретт Джон Вильям (лорд Релей). Волновая теория света: Пер. с англ./Под ред. М. А. Дивильковского. – М.: Едиториал УРСС, 2004. –208 с.

2. S. M. Kay, «Modern spectral estimation : theory and application», Englewood Cliffs, N.J. : Prentice Hall, 1988.

3. S. Haykin, «Advances in spectrum analysis and array processing», Englewood, Cliffs, N.J.: Prentice Hall, 1991

4. Гейбриэл У. Ф. Спектральный анализ и методы сверхразрешения с использованием адаптивных антенных решеток // ТИИЭР. 1980. Т. 68. № 6.

5. Кейпон Дж. Пространственно-временной спектральный анализ с высоким разрешением // ТИИЭР, 1969, т. 57, №8, С.69–79

6. J. P. Burg, Maximum entropy spectral analysis, Proc. 37th Meet. Soc. Exploration Geophysicists, 1967; reprinted in Modern Spectrum Analysis (D. G. Childers, ed.), IEEE Press, New York, 1978, pp. 34-39.

7. Тафтс Д. У., Кумаресан Р. Оценивание частот суммы нескольких синусоид: Модификация метода линейного предска-

зания сравнимая по эффективности с методом максимального правдоподобия // ТИИЭР. 1982. Т. 70, № 9. С. 77–94

8. Полрадж А., Рой Р., Кайлатх Т. Оценивание параметров сигнала методом поворота подпространств // ТИИЭР. 1986. Т. 74. № 7. С. 165–166

9. Марпл-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / Пер. с англ. М.: Мир, 1990.

10. Stoica P, Moses R. L. Introduction to Spectral Analysis. New Jersey, Prentice-Hall, Inc. 1997, 319 p.

11. H. Akaike, «Power spectrum estimation through autoregressive model fitting». Annals of the Institute of Statistical Mathematics, v. 21, p. 407-420, 1969

12. E. Parzen, Some recent advantages in time series modeling. IEEE Transactions on Automation Control, v. AC-19, pp. 723-730, Dec. 1974.

13. Ulrich T.J., Clayton, R. W., «Time series modeling and maximum entropy» Phys. Earth Planet. Inter., vol. 12, pp. 188 – 200, 1976

14. Ратынский М.В. Адаптация и сверхразрешение в антенных решетках – М.: Радио и связь, 2003. – 200 с.

15. Ермолаев В.Т., Родыгин Ю.Л., Флакман А.Г. Методы определения вектора пространственной адаптивной обработки при короткой выборке помехи // Изв. Вузов. Радиофизика. 1994. Т.37, № 4. С. 493-509.

16. Черемисин О.П. Эффективность адаптивных методов пеленгации помех // Радиотехника и электроника. 1989. Т. 34, № 9. С. 1850–1857.

17. Дрогалин В.В. Алгоритмы оценивания угловых координат источников излучений, основанные на методах спектрального анализа. /В.В. Дрогалин и др. // Успехи современной радиоэлектроники. 1998. №2. С 3–17

18. Леховицкий Д.И., Флексер П.М., Атаманский Д.В., Кириллов И.Г. Статистический анализ некоторых «сверхразрешающих» методов пеленгации источников шумовых излучений в антенных решетках при конечном объеме обучающей выборки//Антенны, 2000, №2, с. 23.

19. Слюсар В.И. Интерпретация метода Прони для решения дальномерных задач // Радиоэлектроника: Изв. Вузов. 1998. № 1. С. 61–67

20. Абраменков В.В. Накопление сигнала при использовании современных методов спектрального анализа // Радиотехника. 2002. № 12. С. 88–91.

21. Абраменков В.В., Жибуртович Н.Ю., Климов С.А., Савинов Ю.И., Чижов А.А. Оценка влияния искажений характеристик направленности элементов антенных решеток на эффективность измерения угловых координат методом Прони // Информационно-измерительные и управляющие системы, 2005. Т.3. №6. С. 36-41.

22. Абраменков В. В. Измерение угловых координат источников излучения методом нормирования сигнала к амплитудам образовавших его источников // Сб. статей. Авионика 2002 – 2004. М.: Радиотехника, 2005. С. 218 – 221.

23. Савинов Ю. И. Когерентный метод Прони с квазипрореживанием // Вопросы радиоэлектроники. Серия РЛТ. Вып. 3, 2008. С. 122-128.

24. Нечаев Ю.Б. Метод оценки количества сигналов в задачах радиопеленгации при небольшом времени наблюдения/

А. Зотов, Ю.Б. Нечаев // Изв. вузов. Радиотехника. 2008. № 6. С 3–9.

25. Аджемов С. Исследование алгоритмов сверхразрешения в адаптивных антенных решетках / С. Аджемов, Г.О. Бокк, А.Г. Зайцев и др. // Радиотехника. 2000. №11. С. 66–71.

26. Добырин В.В. Эффективность применения сверхразрешающих спектральных оценок в бортовых угломерных фазированных антенных решетках / В.В. Добырин, А.В. Немов // Радиотехника. 1999. №9. С.65–67.

27. Ганков И.В. Предельные характеристики сверхразрешения когерентных источников при предварительной декорреляции выборки. Радиотехника, 1994. №10. С. 23–27

28. Варюхин В. А. Основы теории многоканального анализа. – Киев, ВА ПВО СВ им. А. М. Василевского. 1993.

29. Crochiere R.E. and Rabiner L.R. Multirate Digital Signal Processing. Englewood Cliffs NJ: Prentice-Hall, 1983.

30. Bellanger M. Traitement numerique du signal: theorie et pratique. Paris: Mason, 1984. - 432 p.

31. Витязев В.В., Зайцев А.А. Многоскоростная обработка сигналов: ретроспектива и современное состояние, часть 1 // Цифровая обработка сигналов, №1, 2008, с.12–21

32. Витязев В.В., Зайцев А.А. Многоскоростная обработка сигналов: ретроспектива и современное состояние, часть 2 // Цифровая обработка сигналов, №3, 2008, с.2–9

33. Витязев В.В. Цифровая частотная селекция сигналов. – М.: Радио и связь, 1993, 240 с.

34. Григорян Д.С. Устранение неоднозначности измерения угловых координат источников излучения с использованием адаптивной антенной решетки // Радиотехника. 2006. №13. С. 56.

35. Григорян Д.С. Определение области сверхразрешения источников излучения по пространству при собственных шумах и неидентичностях приемных трактов // Радиотехника. 2007. № 8. С. 43–48.

36. Григорян Д.С. Сверхразрешение слабых гармонических сигналов в спектральных оценках линейного предсказания методом регуляризации Тихонова // Радиотехника. 2011. № 11. С. 32–42.

37. Григорян Д.С. Сверхразрешение по частоте при обработке радиолокационных сигналов когерентными методами линейного предсказания вперед-назад с прореживанием данных // Журнал радиоэлектроники (электронный журнал). 2011, № 7.

38. Григорян Д. С. Предварительная когерентная обработка данных в задачах цифрового спектрального анализа радиосигналов со сверхразрешением // Радиотехника, 2012, № 9. С. 80.

39. Григорян Д. С., Семченков С. М. Сверхразрешение по дальности при обработке радиолокационных сигналов когерентными методами линейного предсказания вперед-назад с прореживанием данных // Журнал радиоэлектроники (электронный журнал). 2011, № 8.

40. Григорян Д.С., Климов С.А., Митрофанов Д.Г., Прохоркин А.Г. Обработка эхосигналов группового объекта методами сверхрелеевого разрешения по дальности и скорости на основе экспериментальных данных // Журнал радиоэлектроники (электронный журнал). 2012, № 6.

41. Григорян Д. С. Когерентная обработка данных в задачах спектрального анализа радиолокационных сигналов со сверхразрешением // Журнал радиоэлектроники. - 2012, № 3.

42. Кейпон Дж. Пространственно-временной спектральный анализ с высоким разрешением // ТИИЭР. 1969. Т.57, №8. С. 59.

43. Burg J. P. Maximum Entropy Spectral Analysis. A dissertation submitted to the Department of Geophysics and the committee on graduate studies of Stanford University In partial fulfillment of the requirements for the degree of doctor of philosophy. 1975 –123 p.

44. Мюнье Ж., Делиль Ж.Ю. Пространственный анализ в пассивных локационных системах с помощью адаптивных методов // ТИИЭР. -1987. -т.75. - N11. - с.21-37.

45. Lagunas M. A., Gasull A. Measuring True Spectral Density from ML Filters. Proceedings of the 1984 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, San Diego, Calif., pp. 14.10.1–14.10.4, March 1984.

46. Schmidt R.O. A Signal Subspace Approach to Multiple Emitter Location and Spectral Estimation. Ph. D. dissertation, Department of Electrical Engineering, Stanford University, Stanford, Calif., November 1981.

47. Джонсон Д. Х. Применение методов спектрального оценивания к задачам оценивания угловых координат источников излучения. ТИИЭР, 1982, т. 70, № 9, с. 126-139.

THE METHODS OF SIGNAL DATA DECIMATION WITH COHERENT ACCUMULATION IN DIGITAL SPECTRAL ANALYSIS WITH SUPERRESOLUTION

Grigoryan D.S.

In many goals of signal spectral analysis more currency have a questions of targets Doppler, distance and angular superresolution, which coming in compact group. Except of, exists the task of signal from noise countermeasure selection, which source operates from radar antenna mane lobe direction. The results of digital spectral analysis examinations show, that from third to tens parcel of Fourier transformation mane lobe superresolution from 30 dB signal to noise ratio is needed. Therefore radar superresolution demands of procedures, increasing the resolution possibilities of spectral analysis methods in typical for radar missions primary signal to noise ratios low than 30 dB.

The purpose of article is tree coherent spectral estimation methods explanation, which increasing the superresolution in comparison with classical autoregressive spectral methods in radar work conditions. The superresolution rising achieves out of proceeds better conditionality of data correlation matrixes, defined by primary data processing methods with data accumulation.

The considered coherent estimation methods may be used also in spatial signal processing and in sweeping frequency signals processing, which allows to get distance images. Advantage of considered methods consist of primary signal processing by filters, which have gain differences, defining the signals subspace correlation matrix conditionality decreasing. It gives the weight vector disturbances decreasing. This thesis confirmed by experimental data processing, reflected from two aircrafts, which were under tracing by 9C35M1 combat radar. Those coherent methods may be used by matrixes, constructed by Yule–Walker equations, MUSIC, EV, ESPRIT and other methods.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА СИНХРОННОГО ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПЕКТРА ПОЛИГАРМОНИЧЕСКОГО СИГНАЛА

*Глухов А.Ю., аспирант кафедры радиофизики Волгоградского государственного университета,
e-mail: GauRF@gmail.com*

*Негинский И.В., доцент кафедры радиофизики Волгоградского государственного университета,
e-mail: NIB@volsu.ru*

Ключевые слова синхронное детектирование, нелинейная среда, зондирование, оценка спектра, полигармонический сигнал.

Введение

Классическим методом изучения свойств материальных сред является зондирование среды моногармоническим сигналом. В общем случае реакция среды представляет собой полигармонический сигнал с широким спектром. Связь отклика среды с её параметрами определяется в рамках конкретной феноменологической модели. Однако исходной информацией для решения обратной задачи являются частотные и амплитудные зависимости отклика.

Для линейных сред (и, в некоторых частных случаях, для нелинейных) можно воспользоваться промышленными измерителями АЧХ и ФЧХ. Однако применение данных устройств для исследования, например, керамических высокотемпературных сверхпроводников с существенно нелинейными свойствами и со значительной пространственной и временной дисперсией, не представляется возможным [1]. В этом случае, в основном, используются оригинальные программно-аппаратные комплексы, адаптированные под конкретную задачу [2, 3].

При обработке первичных результатов таких исследований активно используются различные методы цифровой обработки сигналов. Для оценки спектральной плотности мощности и частот исследуемых сигналов наиболее распространенными являются непараметрические методы, такие как периодограммный метод и периодограмма Уэлча. Также широкое распространение получили параметрические методы – авторегрессионная модель, метод MUSIC, метод EV, метод Прони и другие [4]. Большинство методов хорошо оценивают спектральный состав изучаемого сигнала, хотя и в относительных величинах. Существенным недостатком является сложность определения фазового сдвига высших гармоник спектра относительно первой гармоники сигнала.

При применении для формирования зондирующего сигнала цифровых генераторов DDS хорошую альтернативу предлагает метод цифрового синхронного детектирования [5]. Данный метод часто применяется для оценки амплитуд и фаз линейных сред, например, в интерферометрии [6]. Доработка метода для анализа

Предложен метод цифрового синхронного детектирования для оценки абсолютных амплитуд и фаз существенно нелинейных сред с произвольным количеством гармонических составляющих. Описана возможность применения этого метода для использования в системах реального времени на базе цифровых сигнальных процессоров или микроконтроллерах. Приведены результаты экспериментальной проверки метода для сигнала типа меандр, а также результаты численного моделирования на тестовых моногармоническом и полигармоническом сигналах с аддитивным гауссовым шумом.

нелинейных сред позволяет исследовать системы с произвольным количеством гармонических составляющих. Существенным преимуществом этого метода является возможность его использования в системах реального времени на базе цифровых сигнальных процессоров [7] или даже в обычных микроконтроллерах.

Согласно алгоритму обработки сигналов методом синхронного детектирования [5] отсчеты опорных сигналов $\sin(m\omega t_i)$ и $\cos(m\omega t_i)$ перемножаются с экспериментально полученными отсчетами сигнала $S(t_i)$. Суммируя эти произведения по N выборкам, вычисляются квадратурные компоненты p_m , q_m . В рамках метода анализируются два сигнала: моногармонический тестовый $S_1(t) = A_1 \sin(\omega t + \varphi_1)$ и полигармонический сигнал отклика $S_2(t) = \sum_m A_{2m} \sin(m\omega t + \varphi_{2m})$. Используя квадра-

турное представление этих сигналов в виде

$$\begin{cases} S_1(t) = p_1 \sin(\omega t) + q_1 \cos(\omega t); \\ S_2(t) = \sum_m [p_{2m} \sin(m\omega t) + q_{2m} \cos(m\omega t)], \end{cases} \quad (1)$$

получаем для квадратурных компонент отсчетов гармоник сигналов $S_1(t)$ и $S_2(t)$ следующие выражения:

$$\begin{cases} p_1 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{1n} \sin(\omega n \Delta t); \\ q_1 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{1n} \cos(\omega n \Delta t); \\ p_{2m} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{2n} \sin(m\omega n \Delta t); \\ q_{2m} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{2n} \cos(m\omega n \Delta t). \end{cases} \quad (2)$$

где m – номер гармоники сигнала, n – номер отсчёта во времени, S_{1n} и S_{2n} – отсчёты соответствующих сигналов, Δt – интервал дискретизации, N – количество отсчётов сигнала.

Выражения для амплитуд A_{im} и фаз φ_{im} соответствующих гармоник сигналов могут быть записаны в виде

$$\begin{cases} A_1 = \sqrt{p_1^2 + q_1^2}; \\ A_{2m} = \sqrt{p_{2m}^2 + q_{2m}^2}; \end{cases} \begin{cases} \text{tg}(\varphi_1) = \frac{q_1}{p_1}; \\ \text{tg}(\varphi_{2m}) = \frac{q_{2m}}{p_{2m}}. \end{cases} \quad (3)$$

Сдвиг фаз между гармониками сигнала $S_2(t)$ и сигналом $S_1(t)$ примет вид

$$\Delta\varphi_m = \varphi_{2m} - \varphi_1 = \text{arctg}\left(\frac{p_1 q_{2m} - p_{2m} q_1}{p_1 p_{2m} + q_1 q_{2m}}\right) \quad (4)$$

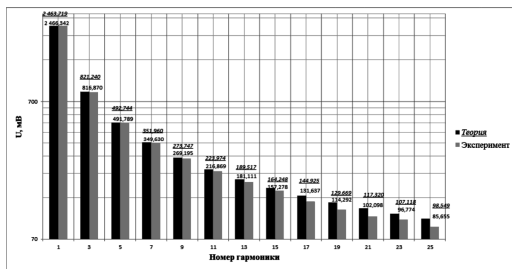


Рис. 1. Результаты экспериментального тестирования метода для меандра

Экспериментальная проверка метода проводилась для меандра. На рис. 1 представлены результаты сравнения спектрального состава меандра – как теоретического, так и полученного с помощью программно-аппаратного комплекса [3].

Как видно из графика, погрешность выше 1% возникает только для 15-й гармоники, что может быть связано с неидеальностью синтезатора тестируемого сигнала. Уровень четных гармоник не превышает 10^{-4} В, что значительно ниже амплитуд нечетных гармоник меандра.

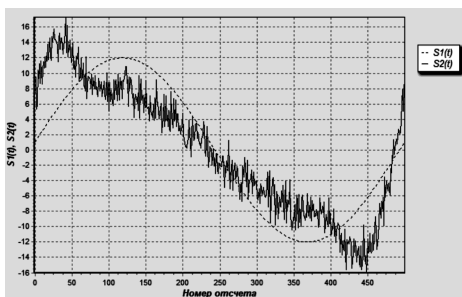


Рис. 2. Вид синтезированных сигналов: моногармонического $S_1(t)$ и полигармонического сигнала $S_2(t)$ с пятью гармониками и аддитивным шумом

Также было проведено численное моделирование данной модификации метода в среде разработки Embarcadero RAD Studio Builder XE [8]. Численно синтезировался тестовый моногармонический сигнал и полигармонический сигнал с различными амплитудами и фазами. К обоим сигналам добавлялся аддитивный шум $\xi_i(t)$ с нормальным распределением. Исследуемая система сигналов имеет вид (рис. 2)

$$S_1(t) = A_1 \sin(\omega t + \varphi_1) + \xi_1(t) \quad (5)$$

$$S_2(t) = A_{21} \sin(\omega t + \varphi_{21}) + A_{22} \sin(\omega t + \varphi_{22}) + A_{23} \sin(\omega t + \varphi_{23}) + A_{24} \sin(\omega t + \varphi_{24}) + A_{25} \sin(\omega t + \varphi_{25}) + \xi_2(t), \quad (6)$$

где $A_{21}, A_{22}, A_{23}, A_{24}, A_{25}$ – амплитуды пяти гармоник сигнала $S_2(t)$, $\varphi_{21}, \varphi_{22}, \varphi_{23}, \varphi_{24}, \varphi_{25}$ – фазы пяти гармонических составляющих, $\xi_1(t)$ и $\xi_2(t)$ – гауссов шум с нулевым средним.

Исходя из наилучших технических параметров генераторной части установки [3], отношение сигнал/шум для тестового сигнала задано на уровне 80 дБ, а уровень шума сигнала отклика среды $\xi_2(t)$ варьировался при тестировании. Очевидно, что наличие шумов в системе приводит к ошибкам восстановления значений амплитуд и фаз гармонических составляющих. Для увеличения точности решения применён один из методов цифровой фильтрации сигналов – алгоритм аппроксимации данных с применением регрессионного сплайна со штрафной функцией [9]. Данный механизм обработки экспериментальных данных (y_i, x_i) использует сплайн $S(x)$ с равномерно распределенными узлами, коэффициенты которого получаются путем минимизации ошибки аппроксимации LS и штрафной функции P , подавляющей нелинейность:

$$S(x) = \arg \min_{S(x)} [LS(S) + P(S)] = \quad (7)$$

$$= \arg \min_{S(x)} \left(\sum_i (y_i - S(x_i))^2 + \lambda \int (S''(x))^2 dx \right),$$

где $\lambda = 10^{\rho} \cdot C$, $\rho \in [-15, +15]$ – параметр регуляризации, $C = C(y_i, x_i)$ – масштабирующий фактор.

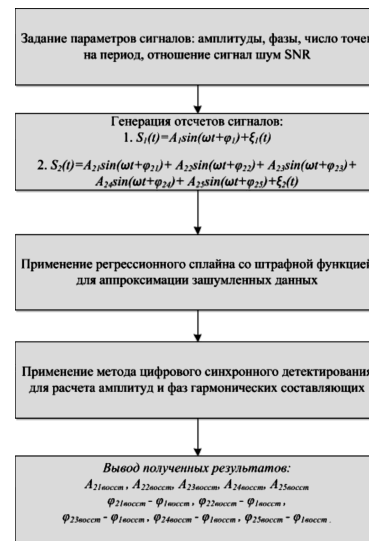
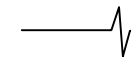


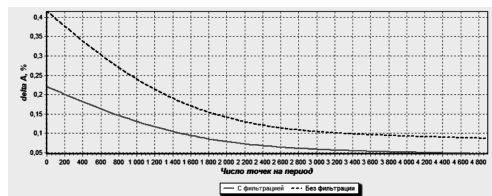
Рис. 3. Алгоритм тестирования метода синхронного детектирования

Таким образом, алгоритм тестирования изложенного выше метода определения амплитуд и фаз гармонических составляющих сигналов имеет вид рис. 3. Результатами работы алгоритма являются пять восстановленных амплитуд сигнала отклика $A_{2i\text{восст}}$ и сдвиги фаз для пяти гармонических составляющих сигнала отклика относительно первой гармоники задающего воздействия $\varphi_{2i\text{восст}} - \varphi_{1\text{восст}}$ ($i = 1 \dots 5$).

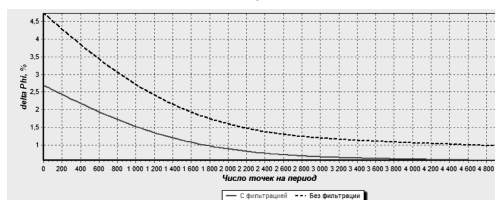
В реализованной интерфейсной программе были сгенерированы два тестовых сигнала $S_1(t)$ и $S_2(t)$ с па-



раметрами, схожими с экспериментально наблюдаемыми значениями при исследованиях ВТСП керамики [1].



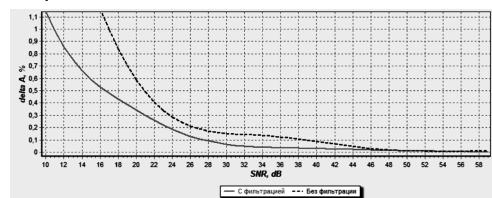
а)



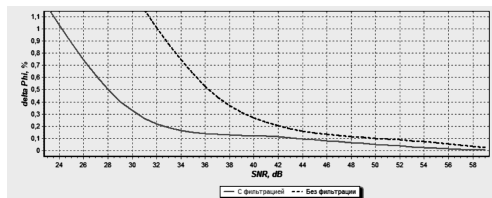
б)

Рис. 4. Зависимость ошибки восстановления амплитуды (а) и фазы (б) для первой гармоники полигармонического сигнала

Рассматривались оценки относительной погрешности восстановленных значений амплитуд δA_{ij} и сдвигов фаз $\delta \Delta \varphi_{ij}$ от заданного количества точек на период N для различных гармоник полигармонического сигнала. Динамика результатов для всех пяти гармоник схожа с приведёнными на рис. 4 для первой гармоники сигнала. Как видно из графика, при увеличении числа отсчётов на период N уменьшаются относительные погрешности. Так, при отношении сигнал/шум $SNR = 40$ дБ, относительные ошибки восстановленных параметров не превышают 0.5 % уже при $N = 500$ точек/период, а после порога $N = 3000$ точек/период уровни ошибок не превышают 0.1%. Отметим, что значение $N = 500$ точек / период вполне достижимо аппаратной частью [3], что делает возможным применение данного метода в реальном эксперименте.



а)



б)

Рис. 5. Относительная погрешность восстановления амплитуды (а) и фазы (б) третьей гармоники δA_{23} от отношения сигнал/шум SNR

Зависимости относительных погрешностей восстановления значений амплитуд δA_{ij} и сдвигов фаз $\delta \Delta \varphi_{ij}$ от уровня шума полигармонического сигнала приведены на рис. 5. Для каждой из погрешностей δA_{ij} и $\delta \Delta \varphi_{ij}$ построены зависимости с применением регрессионного сплайна со штрафной функцией для фильтрации за-

шумленного сигнала отклика, а также в отсутствии такой фильтрации.

Из графиков видно, что точность восстановления амплитуды с применением фильтрации достигает уровня 0.5% при шумах порядка 16 дБ. Без фильтрации данный показатель значительно хуже - 21 дБ. Восстановление фазы с применением регрессионного сплайна с точностью 0.5 % достигается при уровне шума $SNR = 28$ дБ и 36 дБ без него.

Таким образом, экспериментальное и численное моделирование метода цифрового синхронного детектирования с применением регрессионного сплайна со штрафной функцией демонстрирует устойчивость его использования в задачах восстановления параметров полигармонического сигнала даже при значительной зашумлённости сигналов.

Литература

1. Ignatjev V.K., Neginsky I.V. Low - field electrodynamics of granular high-temperature superconductors. *Low Temp. Physics*. 26(4) 2000. p. 247 - 254.
2. Игнатьев В.К., Негинский И.В. Программно-управляемый комплекс для измерения поверхностного импеданса. *Измерительная техника*, №4. 1999. с.23 - 26.
3. Глухов А.Ю., Негинский И.В. Цифровой синхронный измеритель поверхностного импеданса. – *Инженерный вестник Дона*, Номер 2, 2012. Режим доступа: [<http://ivdon.ru/magazine/latest/n2y2012/760/>].
4. Сергиенко А.Б. *Цифровая обработка сигналов*. - СПб.: Питер, 2002. - 608 с.
5. Лапшин В.И., Васильков А.В., Абезгауз Б.Е., Ларионов Ю.П. «Измерение параметров гармонических сигналов во вторичных преобразователях на базе ЦОС» // *Всероссийская научно-практическая конф. «Датчики и системы 2006»* - М: 2006.
6. Creath K. *Phase measurement interferometry techniques: Progress in Optics*, 1988, V. 26, Chap. 5. p. 349-383.
7. Техническое описание микросхемы AT91SAM9G45. Режим доступа: [<http://www.atmel.com/Images/6438s.pdf>].
8. Официальный сайт среды разработки Embarcadero BuilderXE. Режим доступа: [<http://www.embarcadero.com/ru/products/cbuilder>].
9. Информация с сайта производителя открытого источника кода. Режим доступа: [alglib.sources.ru/arcnews.php].

THE APPLYING OF SYNCHRONOUS DETECTION METHOD TO ESTIMATE THE SPECTRUM OF POLYHARMONIC SIGNAL

Glukhov A.U., Neginsky I.V.

Digital synchronous detection method of in the application for evaluation of the absolute amplitudes and phases of strongly nonlinear substances with an arbitrary number of harmonic components. The possibility of applying this method described to be used in real-time systems based on digital signal processors or micro-controllers. The results of experimental verification of the method for signal type square wave. We also present results of numerical simulation method to test signal mono harmonic and poly harmonic signal with additive Gaussian noise.

УДК 550.34

МЕТОД СЕЛЕКЦИИ И ОЦЕНИВАНИЯ СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКИХ ИМПУЛЬСОВ НА ЭВМ

Коротченко Р.А., к.т.н., старший научный сотрудник Тихоокеанского океанологического института им. В.И. Ильичева ДВО РАН, г. Владивосток, e-mail: romankor@mail.ru

Ключевые слова: сейсмоакустика, селекция импульсов, фоновые колебания, импульсный паттерн, автоматизированный поиск, модуляция.

Введение

Целью работы является описание методики и алгоритмов обработки временных рядов геофизических данных, обеспечивающих автоматизированный поиск, выделение и оценку импульсов с возможностью настройки различной степени детальности селектирования составляющих импульсного пакета. Детализация импульсного паттерна предполагает выделение волновых составляющих импульсного пакета (мод) по времени вступления и, соответственно, по скорости распространения. Для большей ясности изложения процедуры обработки будут рассматриваться на примере временных рядов сейсмоакустических наблюдений. Перенос методов в условия регистрации других типов данных возможен при соблюдении подходящих пропорций между длительностями и амплитудами импульсов, характеристиками фона и частотой дискретизации входного сигнала.

Метод может применяться как в процессе оперативной регистрации сигналов, так и при постобработке. Оперативный анализ в режиме реального времени предполагает обработку очередного захваченного буфера данных, что типично для систем оперативной регистрации и усвоения данных.

При оценивании сейсмоакустических импульсов рассматриваются следующие интегральные характеристики:

– *RMS* (root mean square) – величина, пропорциональная мощности импульса. Для сейсмоакустических данных *RMS* – это среднеквадратичное значение звукового давления $p(t)$ в импульсе:

$$RMS_{imp} \equiv \sqrt{\frac{\int_{t_1}^{t_2} p^2(t) dt}{T_{90\%}}} \quad (\text{мкПа}),$$

где $T_{90\%}$ – длительность импульса, вычисляемая в интервале от 5% до 95% кумулятивной энергии сигнала.

– *SEL* (*Sound Exposure Level*) – величина, пропорциональная общей энергии импульса

$$E_{imp} = \int_{t_1}^{t_2} p^2(t) dt \quad (\text{мкПа}^2\text{с}), \text{ где } t_2 - t_1 = T_{90\%},$$

Описаны метод и последовательность алгоритмов обработки, предназначенные для автоматизированного поиска, выделения и оценки параметров сейсмоакустических импульсов с различной степенью детализации волнового структурного шаблона (паттерна). Процедуры распознавания и селекции импульсов успешно работают в широком диапазоне отношения «сигнал/шум», благодаря использованию модели импульсов как низкочастотной модуляции фоновых колебаний. Приводятся примеры обработки реальных сигналов сейсмоакустического мониторинга.

$$SEL_{imp} \equiv SEL = 10 \log \left(\int_{t_1}^{t_2} p^2(t) dt \right) \quad (\text{дБ отн. } 1 \text{ мкПа}^2\text{с});$$

и *SPL* (*Sound Pressure Level*):

$$SPL_{RMS,imp} \equiv SPL_{rms} = 10 \log \left(\frac{\int_{t_1}^{t_2} p^2(t) dt}{T_{90\%}} \right) \quad (\text{дБ отн. } 1 \text{ мкПа}).$$

– пиковое значение амплитуды импульса. В сейсмоакустике – максимальное значение модуля вариаций звукового давления в импульсе: $P_{peak}^{imp} = \max |p(t)|$ {Па} или

$SPL_{peak}^{imp} = 20 \log(\max |p(t)|)$ (здесь $p(t)$ в мкПа и, соответственно, SPL_{peak}^{imp} имеет размерность дБ отн. 1 мкПа).

Методика селекции и оценки импульсов Модель импульса

Типичный сейсмоакустический импульс содержит колебания с частотами от 5 до 250 Гц и характеризуется значительными изменениями амплитуды сигнала $p(t)$ и его огибающей. Импульсы, как локализованные пакеты волн различных частот и видов (продольные, поперечные и пр. моды), имеют структурный шаблон – паттерн, который может быть детализирован выделением отдельных волновых составляющих.

При наличии импульса наблюдается сильное изменение амплитуды огибающей временного ряда, обрисовывающие контур импульса (рис. 1). При более внимательном рассмотрении формы импульсного пакета и поведения огибающей можно выделить составные части паттерна: «вступление», основную часть, реверберационный «хвост». Без импульса огибающая временного ряда фоновых колебаний изменяется слабо. По сути, импульс обеспечивает низкочастотную амплитудную модуляцию несущих сейсмоакустических колебаний.

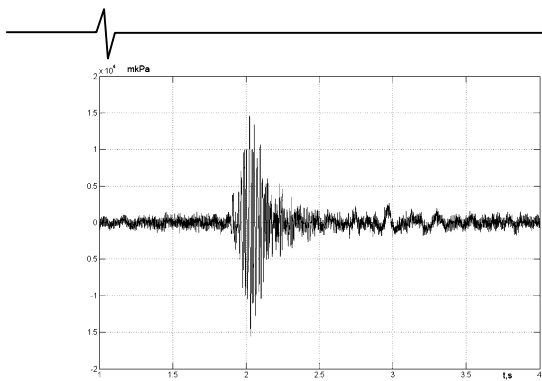


Рис.1 Типичный сейсмоакустический импульс

Поиск импульсов на фоне сейсмоакустического шума

Распознавание присутствия в сигнале $p(t)$ импульсов основано на количественной квалификации рассмотренных выше признаков. На первом шаге выполняется специальная обработка входного сигнала, далее определяются границы импульса и затем оцениваются его характеристики.

Для выделения амплитуды и фазы произвольный временной сигнал $p(t)$ представляется как вещественная часть комплексного сигнала $z(t)$. Поиск мнимой части (сопряженного сигнала) $v(t)$ производится с помощью преобразования Гильберта: ряду $p(t)$ сопоставляется сопряженный ряд с такой же огибающей [1]:

$$p(t) \rightarrow v(t) = p(t) * (1/\pi t), \quad (* - \text{свертка функций}).$$

Искомый комплексный аналитический сигнал можно записать в виде:

$$z(t) = p(t) + i \cdot v(t) = P(t) \cdot e^{i\omega t},$$

с амплитудной огибающей:

$$P(t) = |z(t)| = \sqrt{p(t)^2 + v(t)^2}.$$

Для быстрого вычисления преобразования Гильберта удобно использовать алгоритм БПФ.

Этапы работы с реальными данными состоят в следующей последовательности операций обработки.

1. Выбирается длина анализируемого блока данных. Длина блока определяется по ограничению отношения максимальной и минимальной амплитуд импульсов на сегменте как 5:1, чтобы избежать пропуска самых слабых импульсов. Отношение может меняться в зависимости от уровня шума в сигнале.

2. Блок данных дублируется. Выполняется удаление сбоев, подавление шумов и центрирование дублированного фрагмента – используется ограничение по максимально допустимой амплитуде и цифровая фильтрация полосовым фильтром в полосе 40-100 Гц [2].

3. Вычисляется огибающая фильтрованного временного ряда (цифровое преобразование Гильберта на основе БПФ с вычислением модуля сформированного комплексного сигнала).

4. Проводится медианное сглаживание огибающей с заданным окном для устранения высокочастотных колебаний.

5. Выполняется оценка минимума и максимума огибающей – поиск уровней фона и максимального пика. Разность уровней соответствует выделяемой амплитуде колебаний импульса.

6. Задаются критерии относительного превышения уровня амплитуды огибающей над фоном для переднего и заднего фронтов импульса. Типичные значения критериев – 20% и 10%. Выполняется проход вдоль огибающей ряда для поиска грубых границ импульсов.

7. Выделенный временной интервал импульса расширяется в 3-4 раза, чтобы включить слабые граничные колебания – этим достигается захват 100% временного интервала импульсных колебаний ($T_{imp(100\%)}$). Информация о границах сохраняется для оценивания параметров импульсов.

Особенности настройки селекция импульсов

При подстройке к особенностям регистрируемых временных рядов – «обучению» вычислительной системы – параметры сглаживания, расширения и пр. могут меняться.

1. Длина блока анализируемых данных выбирается исходя из изменчивости амплитуд поступивших импульсов. Внутри блока не должно быть импульсов, отличающихся более чем на порядок по амплитудам, т.к. критерии селекции нацелены на относительное превышение огибающей над фоном.

2. Выбор полос цифрового фильтра при обработке исходного временного ряда позволяет концентрировать внимание на нужном частотном интервале сигнала и подавить шумы в процессе регистрации.

3. Ширина окна медианного сглаживания и задание относительных уровней превышения максимума огибающей над фоном определяет уровень грубости выделения изменчивости ряда. Поскольку импульсный пакет «диспергирует» в процессе распространения, то эти параметры позволяют рассматривать импульс либо как одно целое, либо разделить импульс на комбинацию сигналов от составляющих волнового пакета с разным временем прибытия в точку регистрации.

Например, в условиях гидроакустики на шельфе полосовая частотная фильтрация позволяет выделить в импульсе водную составляющую со скоростью распространения около 1500 м/с и низкочастотные грунтовые группы волн. Зная дистанцию от источника до точки приема, легко оценить скорости распространения грунтовых волн.

Оценка характеристик импульса

Согласно найденным в исследуемом блоке данных границам импульсов, проводится дальнейшая обработка оригинальных данных по следующему алгоритму:

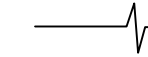
1. Оценка величины пропорциональной энергии импульса на определенном грубом 100% интервале при $E_{imp} = 90\%$ от E :

$$E = \int_{T_{imp100\%}} p^2(t) dt \approx \sum_{T_{imp100\%}} p_i^2 \cdot dt,$$

где dt – интервал между отсчетами (с), p – давление (мкПа).

2. Определение временного интервала 90% кумулятивной энергии импульса ($T_{90\%}$) предполагает:

2.1. Определение момента $t_{5\%}$ из условия



$\int_{T_0}^{t_{5\%}} P^2(t) dt = 0.05 \cdot E$, где T_0 – начало 100%-го временного интервала.

2.2. Определение момента $t_{95\%}$ из условия

$$\int_{T_0}^{t_{95\%}} P^2(t) dt = 0.95 \cdot E.$$

2.3. Оценка $T_{90\%} = t_{95\%} - t_{5\%}$, – интервала длительности импульса для изменения энергии сигнала от 5% до 95%.

3. Оценка величин *SEL* и *SPL* на интервале $T_{90\%}$.

Дополнительная фильтрация реальных импульсов от сбоев и импульсоподобных шумов производится сравнением времени $T_{90\%}$ и уровней *SEL* с минимальными и максимальными уровнями типичных сигналов. В частности, натурные фоновые акустические «всплески» имеют значения *SEL* на порядки меньшие, чем сигналы сейсмоисточников.

Примеры применения обработки импульсов в сейсмоакустических наблюдениях

Рассмотрим реальные примеры применения изложенной методики из практики обработки данных в ходе сейсмоакустического мониторинга [3].

На рис. 2 иллюстрируется работа реализованной компьютерной программы автоматического обнаружения для ситуации появления импульсов малой амплитуды в условиях зашумленного ряда данных. Отражены фрагмент исходного сигнала, результат полосовой фильтрации данных, рассчитанная огибающая, селективные импульсы, выделенные временные интервалы $T_{100\%}$ и $T_{90\%}$.

На рис. 3 представлен результат автоматической уточняющей селекции хорошо проработанного гидроакустического импульса в процессе определения типичного паттерна волновых пакетов. Основная часть энергии пакета распространяется в водной среде со скоростью около 1500 м/с, но часть энергии передается в грунт, где возбуждаются различные типы волн, распространяющиеся с другими скоростями. В частности, для продольных и поперечных упругих волн скорости в грунте – 1800-2400 м/с. Обычно наблюдение подхода импульса к точке регистрации начинается со вступления низкочастотных грунтовых волн. На рис. 3 отчетливо видно, что по мере распространения импульса произошло существенное скоростное разделение волновых составляющих пакета. Установка подходящих критериев выделения фронтов импульса над уровнем шума и слабого сглаживания огибающей позволили разделить головные, водную и реверберационную части большого волнового пакета в виде отдельных импульсов при соотношениях амплитуд более чем 1:10.

Заключение

Разработанный метод распознавания и селекции импульсов успешно работает в широком отношении «сигнал/шум», благодаря использованию модели импульсов как низкочастотной модуляции сейсмоакустических фоновых колебаний. Набор применяемых про-

цедур обработки реализуется на основе эффективных цифровых алгоритмов и в процессе анализа данных управляется ограниченным числом параметров. Эффективность методики на практике была подтверждена в ходе сезонного мониторинга шумов сейсморазведки, обеспечив успешную автоматическую обработку многотерабайтного объема полевых данных. Число пропущенных импульсов было статистически не значимым (менее 0.1%). Следует отметить, что использование изложенной обработки применимо к разнообразным сигналам, содержащим импульсоподобные паттерны – например, к анализу речи, в сейсмологии, в системах связи и др.

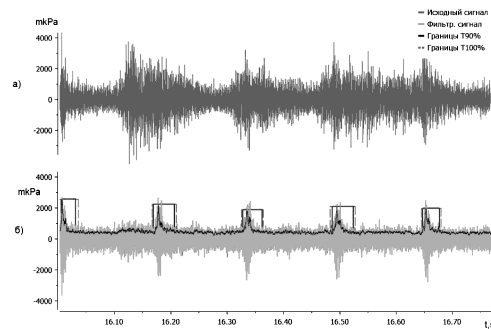


Рис. 2 Выделение слабых импульсов на фоне помех:

а) зарегистрированный сигнал,

б) результат обработки сигнала и селекции импульсов

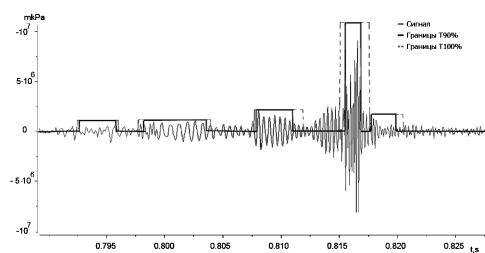


Рис.3 Селекция составляющих «диспергировавшего» импульсного пакета

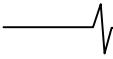
Литература

1. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002.
2. Хемминг Р. Цифровые фильтры. – М.: Недра, 1987.
3. Рутенко А.Н., Гаврилевский А.В., Коротченко Р.А. и др. Мониторинг сейсмоакустических сигналов и антропогенных шумов на шельфе о. Сахалин // Акустический журнал, 2012, т. 58, № 2, С. 248-257.

METHOD FOR SEISMOACOUSTIC IMPULSES SELECTION AND ESTIMATION IN COMPUTER PROCESSING

Korotchenko R.A.

Method for detection of pulses in seismoacoustic data series is disclosed. Searching procedure can recognize pulse patterns with degrees of detail varying to separate the dispersed components of the wave packet. The method of pulses recognition and selection is based on a model of pulse shape as low-frequency modulation of the high-frequency signal and is successfully applied in a wide range of the «signal/noise» ratio. The examples of real-time signal data processing of seismoacoustic monitoring are presented.



ПЕРВЫЕ ШАГИ В НАУКЕ

УДК 621.391

РАСШИРЕНИЕ КЛАССА КУМУЛЯТИВНЫХ КОДОВ

Зуев А.Г., аспирант Института электронных управляющих машин имени И.С. Брука, г. Москва, e-mail: Vikset@yandex.ru;

Уваров В.А., инженер Института электронных управляющих машин имени И.С. Брука;

Научный руководитель - Головков В.М., к.т.н., ведущий научный сотрудник Института электронных управляющих машин имени И.С. Брука.

Ключевые слова: кодирование, код Голея, кумулятивный, автокорреляционная функция, алгоритм вычисления.

Введение

Предлагаемые коды имеют своими предшественниками коды Голея [1,2] использующие сопряжённые пары кодов с нулевой суммой боковых сигналов двух АКФ. При этом функция автокорреляции n -разрядного кода S_n^i имеет выражение в виде суммы произведений:

$$S_n^i = \sum_{j=1}^i \{a_{i-j+1} \times a_{n-j+1} + b_{i-j+1} \times b_{n-j+1}\} \quad (1)$$

где a_j и b_j – элементы двух проверочных матриц с разрядностью n , а их множители – это располагаемые в данный момент времени со сдвигом на i разрядов соответствующие разряды поступившего кода.

Разряды проверяющего кода принимают значения +1 или -1, а двоичные разряды испытуемого входного кода задаются положительными и отрицательными сигналами равной амплитуды u_0 . При полном совпадении полярностей элементов проверочной матрицы с полярностями соответствующих разрядов принимаемого декодируемого кода значение автокорреляционной функции в данной временной точке становится равным

$$S_n^n = 2n \times u_0 \quad (2)$$

где u_0 абсолютная величина сигналов нуля или единицы поступившего кода. При этом полное совпадение полярностей может быть принято за приём двоичной единицы, а полное несовпадение знаков проверочной матрицы и поступивших кодов, когда S_n^i становится равной

$$S_n^n = -2n \times u_0, \quad (3)$$

принимается за двоичный ноль.

Коды Голея являются идеальными в том смысле, что сумма боковых сигналов двух АКФ всегда равна нулю, что обеспечивает максимально возможный запас достоверности их определения при влиянии шумов. Хотя данные коды находят своё применение [3], но всё же плата в виде дополнительного канала связи

Приведены методы кодирования и декодирования информации с применением пар одноканальных кумулятивных кодов (А и В) с нулевыми боковыми сигналами автокорреляционной функции (АКФ) в чётных тактах, определяемых общим для всех абонентов связи «полёт-сигналом». Приведены коды, не имеющие регулярной структуры с чётной разрядностью от 6 до 30 с возможностью многократного удвоения разрядности по общей рекуррентной формуле. Достоинством рассматриваемых кумулятивных кодов является расширение возможности выбора длины кода в зависимости от конкретных условий его применения в качестве кода повышающего достоверность принимаемой информации, а также повышение вдвое эффективности кодирования.

(или расширение спектра сигнала) считается довольно высокой.

Для описываемых пар одноканальных кумулятивных кодов передача двоичной информации происходит тем или иным кодом пары постоянного знака с одновременным приёмом на два вычислителя разных АКФ, один из которых вычисляет собственно АКФ, а второй устанавливает результат взаимной корреляции используемых кодов. При этом результаты вычисления автокорреляционной и взаимокорреляционных функций принимаются во внимание только в чётных тактах приёма кода [4]. Чётные такты сдвига задаются «полёт-сигналом» в виде синусоиды половинной частоты или другим сигналом, с помощью которого возможно выделение чётных тактов приёма кодов всем абонентам данного узла связи.

Применение предлагаемого способа значительно снижает (в сравнении с известными способами) требуемое оборудование, необходимое для передачи и приёма кодируемой информации, а также позволяет применять коды разнообразной длины и, соответственно, осуществлять передачу информации оптимальным образом для существующего уровня шумов.

Данный способ передачи и приёма информации занимает промежуточное положение между способами передачи и приёма одноканальных кодов Баркера (3) и двухканальных кодов Голея (5). В отличие от способа приёма двухканальных кодов Голея, передача и приём последовательных кумулятивных кодов осуществляется по одному каналу, а в отличие от одноканальных кодов

Баркера в нём используется дополнительный опорный широкополосный канал с синусоидальным или другим периодическим сигналом, частота которого вдвое меньше основной тактовой частоты передаваемых кодов. Данный синусоидальный «полёт-сигнал» является непрерывным и общим для всех абонентов конкретной узловой станции и не несёт информации.

Известный способ использования «полёт-сигналов» основан на двух парах четырёхразрядных кодов [3]

$$A_4 = 1000; B_4 = 1011 \quad (4)$$

и

$$A_4 = 0010; B_4 = 0001. \quad (5)$$

Коды каждой пары имеют в чётных тактах нулевые значения боковых сигналов автокорреляции и взаимокорреляции, что позволяет каждым кодом кодировать двоичную информацию, соответственно парой кодов кодировать два двоичных разряда. Как и для кодов Голея, для каждой пары кодов A_n и B_n с указанными свойствами применимы рекуррентные формулы

$$A_{2n} = A_n B_n \text{ и } B_{2n} = A_n \overline{B_n}, \quad (6)$$

а также

$$A_{2n} = a_1 b_1 a_2 b_2 \dots a_n b_n \text{ и } B_{2n} = a_1 (-b_1) a_2 (-b_2) \dots a_n (-b_n), \quad (7)$$

дающие возможность строить коды с аналогичными характеристиками с разрядностью, определяемой степенью 2.

Из исходной пары кодов (4) можно получить 8-разрядные пары кодов 10001011 и 10000100, 16-разрядные 1000101110000100 и 1000101101111011 и т.д.

Недостатком указанных кодов является постоянная составляющая, создающая проблемы при передаче информации по стандартным линиям связи. От этого недостатка избавлены коды с применением «полёт-сигналов», построенные из следующих четырёхразрядных «кирпичиков»

$$C_4 = 0011, D_4 = 0110, \quad (8)$$

что позволило в [2] решить более сложную задачу – построить систему кодов с разрядностью 2^n без постоянной составляющей, обеспечивающую использование для их передачи линии связи HDB3, а именно, с накоплением не более двух тактов. Платой за подобную возможность является пониженная в сравнении с первой группой пропускная способность, при которой каждый код может передавать только одну определённую двоичную единицу, что обусловлено появлением отрицательных боковых сигналов в единственном чётном такте их АКФ, в силу чего коды (8) и (9) при положительных основных лепестках могут иметь только одну поляризованность, кодирующую «0» одним кодом и «1» – другим. Аналогично (6) и (7), рекуррентное соотношение позволяет строить подобные коды с увеличенной разрядностью, подчиняющейся степени 2. Примерами таких кодов являются 8-разрядные пары 00110110, 00111001, 16-разрядные 0011011000111001, 0011011011000110 и т.д.

В принципе, стандартное положение отрицательного бокового сигнала, расположенного в соседнем чётном такте с тактом основного лепестка, не создаёт особых проблем и для передачи такими кодами двух раз-

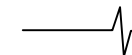
рядной двоичной информации. При указанных кодах кодирования возникает ограничение в разрядности кодов, в особенности оно ощущается, например, при разрядности кратной $10 \cdot 2^n$, что обеспечивают коды Голея.

В данной работе проведён поиск дополнительных одноканальных кодов с «полёт-сигналом» и с разрядностями вне 2^n , охватывающими чётные значения разрядности от 6 до 30, которые могут быть использованы в конкретных случаях, дающих оптимальные затраты при преодолении конкретных шумовых условий передачи и приёма кодов.

С самого начала поставленная задача решалась таким образом, что найденные коды не должны оставаться уникальными, но были способны трансформироваться в большую разрядность по общим для них рекуррентным соотношениям, которые фактически и объединяли данные коды в общую по свойствам группу. При чётном числе разрядов таких кодов естественно (для разрядностей с нечётным частным при делении на 2) не существует, и поэтому их поиск начинался с минимальной возможной разрядности и по сути дела был индивидуальным для каждой минимальной разрядности. Тем не менее, уже после нахождения нескольких удовлетворяющих приведённым выше условиям пар кодов, можно говорить о некоторых общих их свойствах, которые объединяют новую группу кодов со второй приведённой выше группой. Эти общие свойства заключаются в равенстве нулю или отрицательным значениям боковых сигналов чётных тактов АКФ и равенству нулю всех чётных тактов взаимокорреляционной функции пары кодов, кодирующих двоичную информацию. Именно второе свойство обеспечивает рекуррентное преобразование пары кодов с увеличением их разрядности, согласно (6) или (7), и поэтому подбор пары кодов начинался с проверки их корреляционных свойств и заканчивался поиском оптимальных решений с точки зрения относительной величины постоянной составляющей каждого кода. Как правило, всегда из каждой пары кодов удавалось найти один код без постоянной составляющей, при этом второй код имел минимальную её величину для принятой разрядности. Начиная поиск пар кумулятивных кодов с минимальной (после четырёх) разрядностью, сформулируем следующие требования к характеристикам кодов, обеспечивающих определение значения их АКФ вычислением последней только в чётных тактах с помощью дополнительного «полёт-сигнала», посылаемого одновременно всем абонентам сети связи:

- чётное число разрядов, не кратное 2^n ;
- наличие либо всех нулевых сигналов АКФ в чётных тактах, либо наряду с нулевыми некоторого числа отрицательных боковых сигналов АКФ кодов в чётных тактах;
- равенство нулю во всех чётных тактах сигналов взаимокорреляции пары кодов;
- минимизация накопления постоянного уровня.

Данные требования объясняются, во-первых, тем, что равенство нулю боковых сигналов во всех чётных тактах является идеальным для пар кодов; во-вторых, наличие двух кодов предполагает одновременное использование двух вычислителей разных АКФ и каждый вычислитель должен реагировать на «свой» код, не замечая «чужого»,



как и все отрицательные сигналы АКФ и шумов; в третьих, положительные основные сигналы АКФ позволяют легко игнорировать боковые сигналы противоположной полярности, способствующие к тому же снижению уровня коррелированного положительного шума.

Поиски пар кодов с указанными свойствами и в указанных границах показали, что число таких пар увеличивается с ростом разрядности. Поэтому в дальнейшем будут приводиться только отдельные примеры для каждой разрядности и отмечаться специфические особенности кодов и их АКФ.

Наличие отрицательно бокового сигнала не даёт возможности применения инверсных значений кодов, в силу чего каждый из них передаёт только одну двоичную информацию и можно условиться, что передача кода A_6 соответствует передаче двоичного «0», а кода B_6 – двоичной «1». Неожиданностью явились шестнадцать пар 20-разрядных кодов с ограничением постоянной составляющей на уровне ± 2 и ± 6 (табл. 1), имеющие в чётных тактах своих АКФ только нулевые значе-

ния и, следовательно, не нуждающиеся в смежных кодах, так как допускают использование своих инверсных значений для кодирования двоичной информации. Все коды A данной табл. имеют накопления -2, а коды B с накоплениями - 6.

Указанные коды объединены в пары по единственному критерию – их взаимная корреляция имеет в чётных тактах нулевые значения, чему соответствуют далеко не все коды Голея, к числу которых можно отнести и пары табл. 2. Хотя указанные коды получены с помощью программы поиска, но они вне сомнения вытекают из 10-разрядных кодов с применением рекуррентной формулы (7), применение которой наделяет результирующие 20-разрядные коды свойствами отличными от свойств исходных 10-разрядных пар Голея.

Нулевые значения АКФ чётных тактов кодов (табл. 2) уже позволяют кодировать ими двоичную информацию прямыми и инверсными кодами без использования сопряжённого кода. Поскольку первое свойство уникально и не присуще остальным кодам чётной разрядности (кроме 2^n), уникальные 20-разрядные коды сведены в табл. 2 и исследована их помехоустойчивость.

Таблица 1

	№ 1	№ 2	Автокорреляция $A_n * A_n; B_n * B_n$
A_6	110001	010011	1 0 -3 -2 1 6
B_6	001001	011000	1 0 -1 -2 1 6
A_{10}	1110 00 1001	1101 00 0110	1 0 -3 -2 1 0 1 -2 1 10
A_{10}	0011 10 1101	1100 10 0001	1 0 -1 -2 -1 0 -1 -2 1 10
A_{12}	11110 00 10010	11010 00 11010	-1 0 -1 -2 1 -2 -1 -2 1 0 1 12
B_{12}	00011 10 11010	00001 10 11110	1 0 -1 -2 -5 -2 1 -2 1 0 3 12
A_{14}	111011 00 001001	100110 00 010111	1 0 -1 -2 1 0 -7 -2 1 0 3 -2 1 14
B_{14}	001110 10 011101	010000 10 110011	-1 0 1 -2 -3 0 3 -2 1 0 1 -2 -1 14
A_{18}	00101111 00 11000101	01110111 00 00101100	-1 0 1 -2 5 0 1 -2 -1 0 -3 -2 1 0 -3 -2 -1 18
B_{18}	00001001 10 01011110	10011110 10 01000100	-1 0 3 -2 -3 0 1 -2 -3 0 1 -2 1 0 3 -2 -1 18

Таблица 2

Пары	Троичные коды A_{20}	Троичные коды B_{20}	Двоичные коды $A_{20} B_{20}$
1	00000000-1-100-1-1-11-111-1	11-1-1-1-11-1001-100000000	11000010001000010110
2	00000000-1-100-1-11-11-1-11	11-1-1-1-1-1100-1100000000	11000001000100101001
3	00000000-1-100-1-1-111-11-1	-1-1-1-1111-1001-100000000	00001101000100011010
4	00000000-1-100-1-11-1-11-11	-1-1-1-1111-1001-100000000	00001110001000100101
5	000000-1-100-1-100-11-111-1	11-1-1-1-1001-1001-1000000	11000000100010010110
6	000000-1-100-1-1001-11-1-11	11-1-1-1-100-1100-11000000	110000000100010101001
7	000000-1-100-1-100-111-11-1	-1-1-1-11100-1100-11000000	000011000100010111010
8	000000-1-100-1-1001-1-11-11	-1-1-1-111001-1001-1000000	00001100100010100101
9	-1-1-110000-1100-1-11-10000	0000111-100-1-10000-1-11-1	00011110010000100010
10	-1-1-1100001-100-1-11-10000	0000-1-1-1100-1-1000011-11	00010001100000101101
11	-1-11-100001-100-1-1-110000	000011-1100-1-10000-1-1-11	00101101100000010001
12	-1-11-10000-1100-1-1-110000	0000-1-11-100-1-10000111-1	00100010010000011110
13	-1-100-1100001-1-1-1001-100	00-1-100-11-1-100001100-11	00000101001000111001
14	-1-1001-10000-11-1-100-1100	00-1-100-1111000011001-1	00001010000100110110
15	-1-100-110000-11-1-1001-100	0011001-1-1-10000-1-1001-1	00110110000100001010
16	-1-1001-100001-1-1-100-1100	001100-11-1-10000-1-100-11	00111001001000000101

На рис. 1 приведена АКФ кода A_{20} №2 и также АКФ с запретом результатов нечётных тактов методом умножения на ноль АКФ нечётных тактов и на единицу – чётных тактов АКФ. Для сравнения приведены аналогичные результаты АКФ кода $A_{20}n$ - одной из восьми 20-разрядных пар кодов без постоянной составляющей с комбинацией сигналов АКФ чётных тактов 0,-2, 0,-2,-2, 0,-2, 0,+20.

$$A_{20} = 111000100\ 00\ 110110101$$

$$B_{20} = 111110001\ 10\ 100010010$$

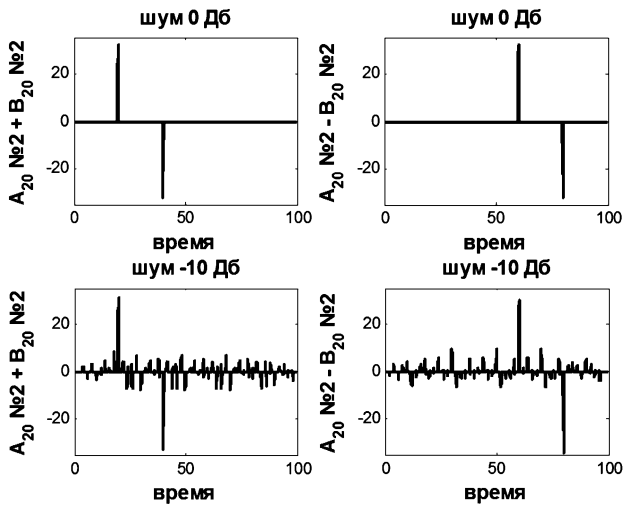


Рис. 1

Схема реализации алгоритма вычисления АКФ приведена на рис. 2. Со входного регистра данные, соответствующие расположению в последовательности $A_{20}B_{20}$, поступают на умножители (на ± 1). Затем соседние результаты складываются по пирамиде. Получаем взаимокорреляцию входного сигнала с A_{20} и с B_{20} . Далее в четных тактах вычисляются сумма и разность A_{20} и B_{20} . В зависимости от выхода и уровня – декодируем четыре состояния.

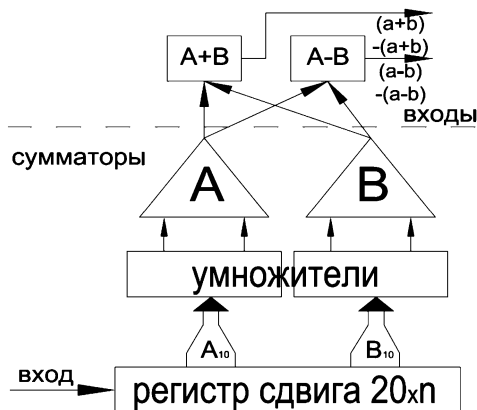


Рис. 2

Проведённые сравнительные исследования кодирования одним кодом и парами кодов показали более высокую устойчивость к шумам во втором случае, что в основном предопределено снижением уровня коррелированных шумов за счёт отрицательного фона боковых сигналов. В табл. 3 приведены результаты моделиро-

вания, в процентах указаны ситуации, когда основной сигнал превышает боковые в 1.5 раза. Важным преимуществом кодов табл 2 является возможность кодировать с помощью их пар двухразрядные двоичные коды путём использования их прямых и инверсных значений.

Таблица 3

Шум, -ДБ	$A_{20}B_{20}$, %
4	100
10	100
16	93.2
18	74.8

Среди множества 22-разрядных пар кумулятивных кодов можно выделить две из них, имеющих минимальные накопления постоянной составляющей

№ 1

A_{22} 1110001001 00 0011101101,

B_{22} 0001110110 10 0011101101,

№ 2

A_{22} 0101100111 00 1000001111,

B_{22} 0101101011 10 0100110000.

Результаты чётных тактов АКФ данных кодов выстраивают следующий ряд цифровых значений 0,0,0,0,0,-2,-2,-2,-2,-2,-2, 22. В данном случае отношение основного сигнала к боковому уже сравнимо с аналогичным числом 11-разрядного кода Баркера, что указывает на вполне допустимое использование инверсных значений кодов и увеличение тем самым вдвое пропускной способности канала связи. При инверсном значении принимаемого кода все сигналы АКФ инвертируются, но даже в непрерывном режиме передачи информации боковые сигналы не будут удвоены, поскольку предыдущий код имеет двойки в боковых сигналах в завершающих пяти чётных тактах, соответствующих во времени пяти начальным тактам следующего за ним кода с нулевыми значениями в данных чётных тактах.

24-разрядную пару кумулятивных кодов можно построить из любой пары 12-разрядных кодов приведённых выше, по рекуррентному соотношению (6)

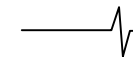
A_{24} 11110001001 00 00111011010,

B_{24} 0001110110 10 00111011010.

Всего найдено 16 пар с аналогичными свойствами, в чётных тактах своих АКФ они формируют следующий ряд: 0,0,0,0,0,0,0,-4,-4,-4,0, +24. Эти коды и их рекуррентные модификации не содержат постоянной составляющей. Разрядность данной пары кодов, являясь средней между 16 и 32, может оказаться оптимальной в тех случаях, когда необходимы должная защита от шумов и специфический спектр кодов. Высокие значения боковых сигналов автокорреляции являются платой за отсутствие постоянных составляющих в данных кодах.

Среди 26-разрядных кодов найдены 24 пары кодов, один из двух в которых не имеет постоянной составляющей и оба имеют автокорреляционный ряд значений

0,0,0,0,0,0,-2,-2,-2,-2,-2,-2, +26 при нулевой взаимокорреляции, что позволяет использовать данные коды в двух полярностях и в непрерывном режиме с соотношением основного сигнала к боковому 13:1, как в коде Баркера с максимальной разрядностью. Типовыми предста-



вителями 26-разрядных пар являются:

№ 1

A₂₆ 100011101101 00 000111011011,

B₂₆ 011100010010 10 000111011011,

№ 2

A₂₆ 111100010010 00 111000100101,

B₂₆ 000011101101 10 111000100101.

Пробел между половинами кодов подчёркивает их удобное для декодирования свойство, которое позволяет формировать две АКФ суммированием промежуточных АКФ правой пирамиды с прямым и одновременно с инвертированным результатом левой пирамиды для образования двух сумм, одна из которых в чётных тактах будет равна нулю, а другая составит величину основного сигнала принятого кода. Таким образом, достигается двойная экономия оборудования вычислителя двух кодов, которая достижима в тех случаях, когда нет чёткого разделения на половины полного кода, но одна половина разрядов имеет совпадающие коды, а вторая – инверсные. И в этом случае допустимо разделение вычислителя АКФ на две «пирамиды» с простым объединением их сумм.

Поиск следующих пар 28-разрядных кумулятивных кодов проводился по условию равенства нулю их постоянной составляющей и ограничении боковых сигналов на уровне -2. Найдены четыре пары, отвечающие этим условиям, два примера таких пар кодов приведены ниже.

№ 1

A₂₈ 1011101101001 00 0110000011101,

B₂₈ 1110110101100 10 0011110001000,

№ 2

A₂₈ 1001101111001 00 0111000010101,

B₂₈ 1111110100100 10 0011010001100.

Сигналы чётных тактов указанных АКФ образуют следующую последовательность:

-2,0,-2,0,0,-2,-2,-2,0,0, -2,0,-2, + 28. Сигналы взаимокорреляции во всех чётных тактах равны нулям как и в предыдущих парах кумулятивных кодов. Существует множество других пар 28-разрядных кумулятивных кодов без постоянной составляющей с наборами отрицательных боковых сигналов из комбинаций 0 и -2 с включением -4, и т.д., однако их мгновенные накопления выше, чем в первой группе.

Из множества кумулятивных 30-разрядных пар кодов, с характеристиками аналогичными кодам с разрядностью не кратной четырём, приводятся ниже две пары кумулятивных кодов из четырёх с набором сигналов АКФ 0,0,0,0,0,0,0,-2,-2,-2,-2,-2,-2,-2,+30

№ 1

A₂₈ 00011010110001 00 11010111110010,

B₂₈ 11100101000001 10 00100111110010,

№ 2

A₂₈ 00001111110101 00 11000110100110,

B₂₈ 11001111001001 10 00000101011010.

Поиск и исследования свойств сопряжённых пар кумулятивных кодов с нулевыми боковыми сигналами АКФ в чётных тактах показал их высокую устойчивость к шумам и возможность увеличения информационной ёмкости за счёт применения инверсных значений кодов.

Литература

1. В.М. Головков, «Регулярные кумулятивные коды», доклад на Международной конференции «Цифровая обработка сигналов», Москва, март 2007г.

2. Головков В.М. Одноканальные кумулятивные коды без постоянной составляющей. Вопросы радиоэлектроники, Серия (ЭВТ), выпуск 2, Москва, 2008 год.

3. Bob Pearson. Complementary Code Keying Made Simple. Intersil, AN9850.1, may 2000.

4. Yasuo Taki, «Even-Shift Orthogonal Sequences», IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, VOL. IT-15, NO. 2, MARCH 1969 pp.295-300.

5. Бернард Скляр, «Цифровая связь», Москва – Санкт-Петербург - Киев, 2003.

6. M.J.E. Goley, «Complementary series», IRE Trans. Inform. Ntheory, vol IT-7 pp.82-97, 1961.

THE PAPER PRESENTS METHODS FOR ENCODING AND DECODING USING

Zyev A.G., Uvarov V.A., Golovkov V.M.

Pairs of single-channels cumulative codes (A and B) with zero side-lobes signals autocorrelation (ACF) in the even cycles, defined by common for all subscribers of flight signal. If the known similar cumulative single-channel codes [L2] with a regular structure and without a constant component provides the duration of the codes corresponding to 2, then in this article are codes that do not have a regular structure with an even digit from 6 to 30 with the possibility of multiple double digit in the general recursive formula.

The advantage of the considered codes is the cumulative expansion of choice of code length, depending on the specific conditions of its use as a code improves the validity of the received information, as well as increase the efficiency of double coding.

УДК 621.391

МЕТОДИКА НЕЭТАЛОННОЙ ОЦЕНКИ ОТНОШЕНИЯ СИГНАЛ/ШУМ И ВЕРОЯТНОСТИ БИТОВОЙ ОШИБКИ ДЛЯ СИГНАЛОВ С КВАДРАТУРНОЙ МОДУЛЯЦИЕЙ

Дубов М.А., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова

Научный руководитель - Приоров А.Л., д.т.н., доцент Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова

Ключевые слова: отношение сигнал-шум, вероятность битовой ошибки, методика измерения, неэталонная оценка.

Введение

Современные системы связи, как правило, используют спектрально эффективные методы модуляции типа *QAM* или *M-PSK*. Однако, как известно [1], чем выше порядок созвездия, тем более высокие требования предъявляются к каналу передачи. Поэтому многие системы (например, *GPRS*) используют адаптивный подход к работе системы связи в целом. Вид модуляции выбирается как результат компромисса между желаемой скоростью передачи данных и качеством канала связи. Кроме того, всем цифровым системам связи свойственен пороговый эффект, когда система работает на грани корректирующей способности канального декодера и минимальное ухудшение качества сигнала может привести к обрыву связи. Поэтому оценка близости системы к такому порогу срыва позволит избежать неожиданных эффектов.

Итоговым критерием качества работы цифровой системы связи часто выступает текущая величина битовой (*BER*) или символьной ошибки (*SER*) [2]. Их измерение производится либо на основании анализа эталонных последовательностей, которые передаются вместе с сигналом, либо на основании данных о происходящих ошибках, получаемых от декодера [3]. Такой подход подразумевает наличие эталонных последовательностей и требует достаточно большого количества символов для получения результата с приемлемой погрешностью (рис. 1а). Кроме того, наблюдается значительная зависимость времени и погрешности определения *BER* от количества обработанных символов. Например, для подсчета *BER* 10^{-3} требуется обработка не менее 10^4 битов, а для *BER* 10^{-6} – не менее 10^7 битов. Некоторые системы выдают результат измерения *BER* только после фиксирования 100 ошибок [2].

Похожая проблема возникает и при тестировании цифровых систем связи, т.к. для подсчета вероятности битовой ошибки требуется наличие исходной последовательности битов (рис. 1б).

С практической точки зрения было бы удобно иметь способ оценки вероятности битовой ошибки по самому сигналу без привлечения каких-либо эталонных последовательностей. Напрямую произвести оценку *BER*, не зная переданной последовательности, невозможно,

Производится сравнительный анализ мало описанных в русской язычной литературе методов оценки зашумленности сигналов и предлагается относительно простая методика слепой оценки отношения сигнал/шум для сигналов с квадратурными видами модуляции (на примере *QAM*). Предлагается модификация этой методики, позволяющая определить вероятность битовой (символьной) ошибки с достаточно высокой точностью по небольшой выборке и без необходимости наличия каких-либо эталонных последовательностей в сигнале.

однако для каждого вида модуляции известна функциональная зависимость *BER* от отношения сигнал/шум (ОСШ) в канале, по которой его можно вычислить. Таким образом, если существует способ измерения ОСШ в канале, то значение битовой ошибки будет получено. Недостатком такого подхода является то, что под шумом подразумевается только аддитивный белый гауссовский шум (АБГШ), другие искажения сигнала, в т.ч. присущие радиоканалам замирания, не учитываются.

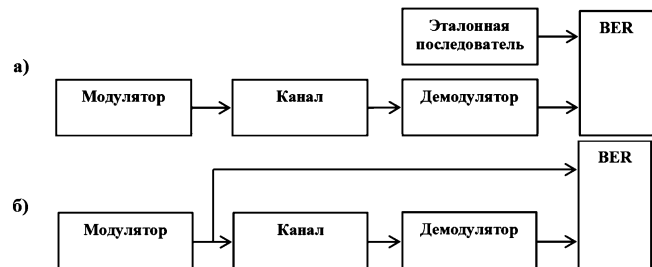
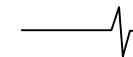


Рис. 1. Традиционные методы измерения вероятности битовой ошибки

В литературе по статистической теории радиотехнических систем [4] достаточно подробно описаны методы оценки различных параметров сигналов, однако оценка дисперсии шума является достаточно сложной и мало описанной задачей. При неизвестной дисперсии шума применяют, как правило, адаптивные методы, которые достаточно успешно работают, но не решают задачи непосредственной оценки этой величины. Достаточно полная теория синтеза устройств оценки отношения сигнал/шум, в т.ч. оптимальных, описана в монографии [5]. Количество патентов на подобные устройства не сокращается и в настоящее время. В основном они основаны на методах прямого измерения мощности сигнала и шума с помощью накапливающих измерителей мгновенной мощности [6]; выделения фазовых флуктуаций сигнала, обусловленных влиянием помех, и их анализа на основе полученной зависимости дисперсии фазовых флуктуаций



от ОСШ [7]; стробоскопического эффекта (измеритель ИСШ-4 «НИИ телевидения»); эталонных сигналов [8] и др. Отличительной особенностью приведенных методов является то, что практически все они аналоговые по своей сути и не учитывают особенностей обрабатываемых сигналов.

В данной работе производится анализ мало описанных в русскоязычной литературе методов оценки зашумленности сигналов и предлагается относительно простая методика слепой оценки отношения сигнал/шум для сигналов с квадратурными видами модуляции (на примере *QAM*). Предлагается модификация этой методики, позволяющая определить вероятность битовой (символьной) ошибки с достаточно высокой точностью по небольшой выборке и без необходимости наличия каких-либо эталонных последовательностей в сигнале.

Метрики для оценки искажений сигналов

Для общности рассуждения сначала определимся со значением классических метрик: отношение сигнал/шум (*SNR*), отношение несущая/шум (*CNR*), отношение энергии бита к спектральной плотности мощности шума (E_b/N_0) и отношение энергии символа к спектральной плотности мощности шума (E_s/N_0).

Метрика *SNR* – это отношение средней мощности сигнала к средней мощности шума в полосе сигнала. Под сигналом подразумевается видеосигнал, сосредоточенный в низкочастотной части спектра (до модулятора в передатчике или после демодулятора в приемнике). Метрика *CNR* – это отношение средней мощности несущей (или радиосигнала) к средней мощности шума в шумовой полосе (после модулятора в передатчике или до демодулятора в приемнике). Основным недостатком этих метрик является то, что они не учитывают внутрисполосные искажения сигнала. Поэтому даже при высоких значениях *CNR* сигнал может быть искаженным [9]. Эти метрики являются естественными для оценки искажений аналоговых сигналов.

Для цифровых сигналов естественными мерами качества являются отношения E_b/N_0 или E_s/N_0 , показывающие соответственно отношения энергии бита E_b или символа E_s к спектральной плотности мощности шума N_0 [1]. Однако они почти никак не характеризуют отдельные виды сигналов, в частности квадратурные, хотя формально применимы и используются на практике.

Естественной мерой искажения квадратурных сигналов является мера отклонения точек созвездия от своих оригинальных положений [10]. Ниже приведены три метрики, которые получили наибольшее распространение. Все они не имеют устоявшихся названий на русском языке, поэтому будем использовать свой вариант перевода.

Modulation Error Ratio (MER) – коэффициент модуляционных ошибок – это отношение средней мощности символа к средней мощности ошибки, выраженное в дБ [3, 11-12]. В такой формулировке его легко спутать с классической мерой отношения сигнал/шум (*SNR*). Но *SNR* определено для обычных видеосигналов, а *MER* – именно для квадратурных. То есть, можно сказать, что

MER – это цифровой аналог *SNR* для квадратурных сигналов:

$$MER = 10 \lg \frac{P_c}{P_{ou}}, \quad (1)$$

где P_c – средняя мощность оригинального (переданного) созвездия, P_{ou} – средняя мощность ошибки.

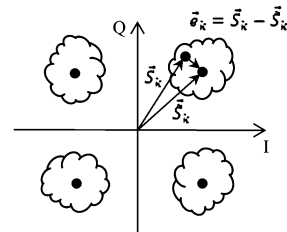


Рис. 2. Графическое представление вектора ошибки

При определении средней мощности ошибки используется понятие вектора ошибки [3, 11-12], т.е. разности между переданным \vec{S}_k и принятым \vec{S}_k' символами (рис. 2). С учетом этого понятия можно записать формулу расчета среднего значения *MER* для фрейма (пачки символов), состоящего из N символов:

$$MER = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^N (I_k^2 + Q_k^2)}{\sum_{k=1}^N e_k^2}, \quad (2)$$

где I_k и Q_k – это синфазная и квадратурная координаты принятого символа созвездия, а квадрат модуля вектора ошибки e_k^2 определяется выражением:

$$e_k^2 = (I_k - \tilde{I}_k)^2 + (Q_k - \tilde{Q}_k)^2. \quad (3)$$

Таким образом, *MER* – это прямая и естественная мера искажения квадратурных сигналов. Причем такую метрику можно отнести к классу эталонных, т.к. для ее расчета требуется знание как переданного, так и принятого сигналов.

Вместо оригинальных (переданных) значений координат точки созвездия \tilde{I}_k и \tilde{Q}_k можно использовать координаты, восстановленные в приемнике. В таком случае мы приходим к неэталонной модификации метрики *MER*. Такое возможно только для дискретных сигналов, и в этом заключается принципиальное отличие данной и последующих метрик от традиционных, определенных для аналоговых сигналов. Ниже будем добавлять букву «*R*» (от слова «receive») к названию таких метрик [9]. Таким образом, неэталонная метрика, требующая знания только принятого сигнала, будет называться *RMER*.

В некоторых источниках, например [11], дополнительно вводится формула расчета *MER* для каждого отдельного символа (k -го) внутри фрейма:

$$MER_k = 10 \lg \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_k^2 + Q_k^2)}{e_k^2}. \quad (4)$$

В случае, если в системе действует исключительно АБГШ и полоса сигнала равна символьной скорости (критерий Найквиста), то эталонное *MER* численно равно отношению сигнал/шум [10]:

$$SNR = E_s / N_0 = MER. \quad (5)$$

Error Vector Magnitude (EVM) – относительная ошибка модуляции – это отношение среднеквадратического отклонения вектора ошибки к средней амплитуде квадратурного сигнала, выраженное в процентах:

$$EVM = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N e_k^2}{\sum_{k=1}^N (I_k^2 + Q_k^2)}} \cdot 100\% = \sqrt{\frac{P_{ош}}{P_c}} \cdot 100\%. \quad (6)$$

Данная величина обратно пропорциональна MER. По аналогии с MER для каждого символа можно ввести и формулу расчета EVM:

$$EVM_k = \sqrt{\frac{e_k^2}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_k^2 + Q_k^2)}} \cdot 100\% = \frac{|e_k|}{\sqrt{P_c}} \cdot 100\%. \quad (7)$$

Приведенные выше метрики однозначно связаны друг с другом, поэтому достаточно знать только одну из них, чтобы получить значение другой:

$$MER[\text{дБ}] = 10 \lg \frac{1}{EVM^2[\text{паз}]} = -20 \lg EVM[\text{паз}]. \quad (8)$$

Waveform Quality Factor (WQF) – коэффициент качества сигнала – третья распространенная метрика, которую определим, согласно [12], как отношение средней по фрейму мощности оригинального сигнала $P_{ориг}$ к средней мощности принятого $P_{принят}$:

$$WQF = \frac{P_{ориг}}{P_{принят}} = \frac{P_{ориг}}{P_{ориг} + 2P_{кор} + P_{ош}}, \quad (9)$$

где $P_{кор}$ – корреляционный момент сигнала и ошибки. В случае, если корреляции нет, величина $2P_{кор}$ обращается в ноль, и становится возможным выразить отношение сигнал/шум через величину WQF:

$$SNR = \frac{P_{ориг}}{P_{ош}} \approx 10 \lg \left(\frac{WQF}{1 - WQF} \right). \quad (10)$$

Из такой формулировки видно, что вектор ошибки отдельно рассчитывать не требуется, достаточно усреднить по фрейму мощность принятых и оригинальных (или восстановленных в приемнике) символов.

Изначально описанные выше эталонные метрики были предназначены лишь для использования в передатчиках, т.к. они подразумевают, что исходный сигнал известен. MER и EVM обязаны своему появлению кабельному телевидению [3], а WQF – системе с шумоподобными сигналами, в частности CDMA [12]. Однако сейчас эти метрики используются также при тестировании каналов и приемников. Практически все современные приборы, предназначенные для анализа модулированных сигналов, имеют функции подсчета BER, MER или EVM [3, 13]. Естественно, наиболее интересен случай, когда оригинальное сигнальное созвездие неизвестно, и расчет ведется по восстановленному созвездию, однако неэталонные метрики имеют свои особенности и на данный момент исследованы мало [10, 14].

Исследование неэталонных метрик

Главная проблема использования неэталонных метрик заключается в том, что в случае ошибки в символе величина модуля вектора ошибки окажется меньше, чем на самом деле, т.к. детектор с жестким решением «притянет» символ к ближайшей точке созвездия (рис. 3). Например, значение RMER окажется завышенным по сравнению с эталонным MER. В метрологических рекомендациях [3] этот момент отмечается, но пути его преодоления не приводится. Предлагается считать значение RMER некорректным, если величина символьной ошибки превышает 1%.

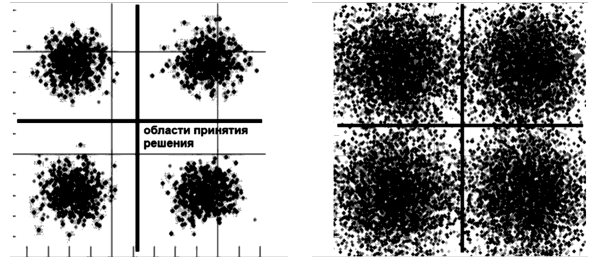


Рис. 3. Фрагмент созвездия в случае малого (слева) и большого (справа) шума

В связи с этим предел измерения приборов ограничен снизу значением RMER, соответствующем символьной ошибке порядка $10^{-2} \div 10^{-3}$ и называется порогом отказа. Естественно, это значение зависит от типа модуляции и составляет, например, для QPSK 7 ÷ 10 дБ; 16-QAM 15 ÷ 18 дБ; 64-QAM 22 ÷ 24 дБ; 256-QAM 28 ÷ 30 дБ. Верхний предел большинства приборов ограничен 40 ÷ 45 дБ даже для идеального незашумленного сигнала. Это связано с наличием шума, вносимым самим прибором [9]. Отметим тот факт, что приборы дополнительно измеряют BER или SER описанными во введении методами, что позволяет принять решение относительно корректности RMER, а типичная заявленная погрешность определения RMER ± 2 дБ [15].

Для того чтобы проанализировать поведение неэталонных метрик при ОСШ меньше порога отказа, было проведено моделирование системы связи и расчет метрик по вышеуказанным формулам в среде MatLab версии 2011b. На рис. 4 приведена структурная схема экспериментальной модели на примере метрики MER. Во время экспериментов всегда поддерживалась постоянная средняя мощность созвездия.

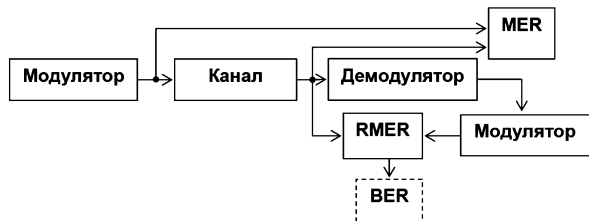


Рис. 4. Структурная схема экспериментальной модели

На рис. 5 приведены экспериментальные зависимости усредненных по $K = 100$ фреймам (каждый фрейм состоит из $N = 1000$ символов) значений MER, полученных по оригинальному и восстановленному созвездию для QAM различных порядков.

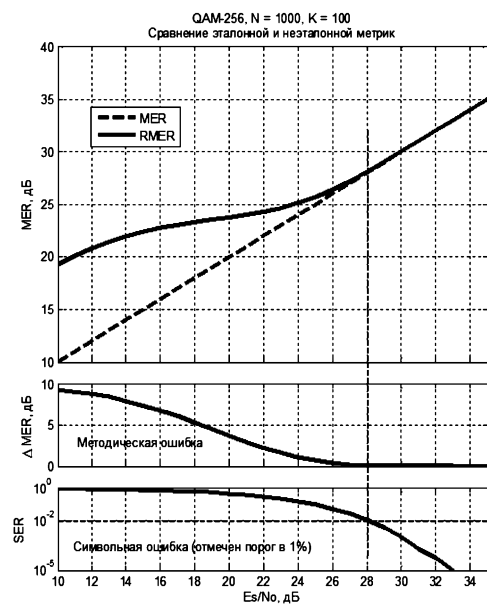
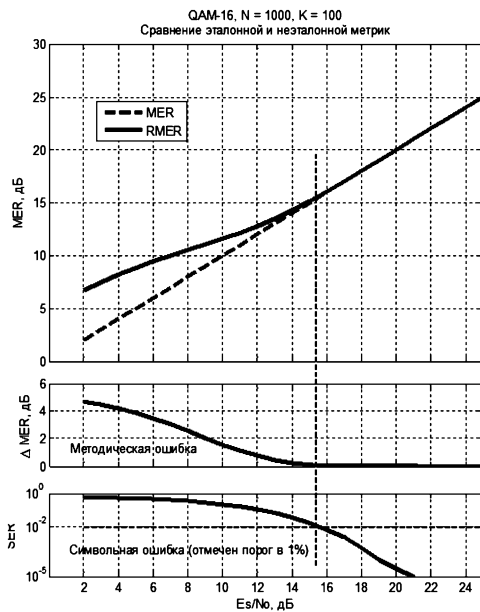


Рис. 5. Сравнение эталонной и неэталонной метрик MER

По графикам видно, что ниже определенного значения E_s/N_0 , все неэталонные кривые идут вверх по сравнению с эталонными, т.е. значение $RMER$ действительно оказывается завышенным, что дает методическую ошибку до $2 + 9$ дБ. Начало расхождения графиков соответствует указанным выше пределам (показано пунктиром). Отметим, что ситуации, когда одному значению $RMER$ соответствует два разных значения E_s/N_0 , не наблюдается, функция монотонно убывает с уменьшением ОСШ. Это очень важная особенность, которая позволяет по измеренному $RMER$ однозначно восстановить истинное значение ОСШ и тем самым расширить диапазон измерительных приборов.

Сравним теперь эталонную и неэталонную метрики EVM . Схема эксперимента аналогична изображенной на рис. 4, за исключением измерителя. Результаты для двух видов модуляции представлены на рис. 6.

Как и следовало ожидать, неэталонная метрика так-

же дает результат, лучше реального при низких значениях ОСШ. Поскольку она однозначно связана с MER и SNR формулой (8), то с практической точки зрения для задачи определения ОСШ удобнее использовать MER .

Наконец, рассмотрим неэталонную метрику WQF . Она принципиально отличается от описанных выше тем, что отдельный расчет вектора ошибки не требуется. Как это отражается на результате, показано на рис. 7. По графикам видно, что ошибка метрики достаточно мала, но вычисление ОСШ по формуле (10) затруднено, особенно при больших значениях E_s/N_0 , т.к. требуется очень высокая точность получения значения WQF и возникает опасность деления на ноль.

Как итог, можно отметить общую особенность неэталонных метрик: они все имеют склонность к выдаче более хорошего результата, чем эталонные. С практической точки зрения наиболее удобна для использования метрика MER .

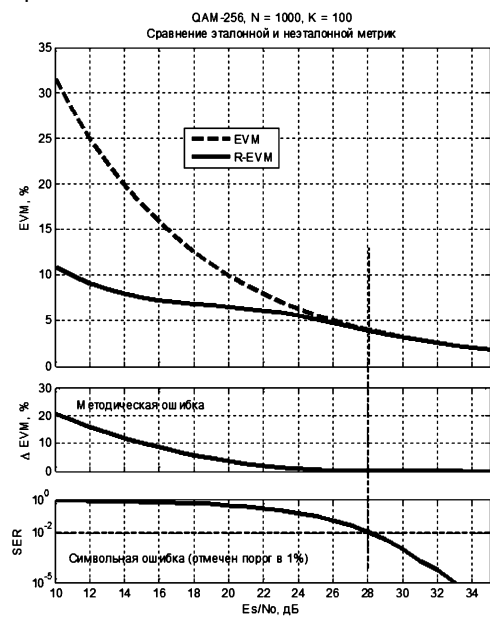
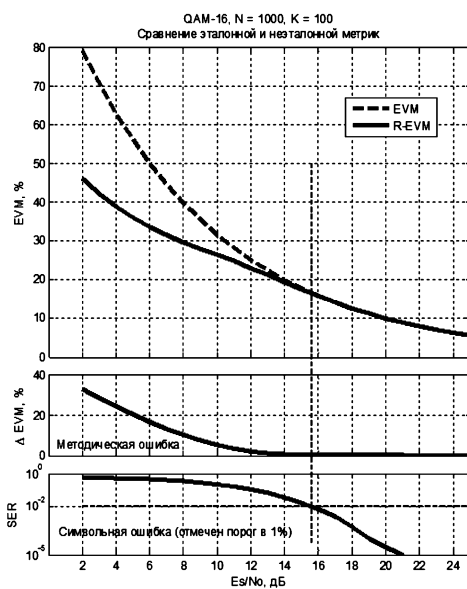


Рис. 6. Сравнение эталонной и неэталонной метрик EVM

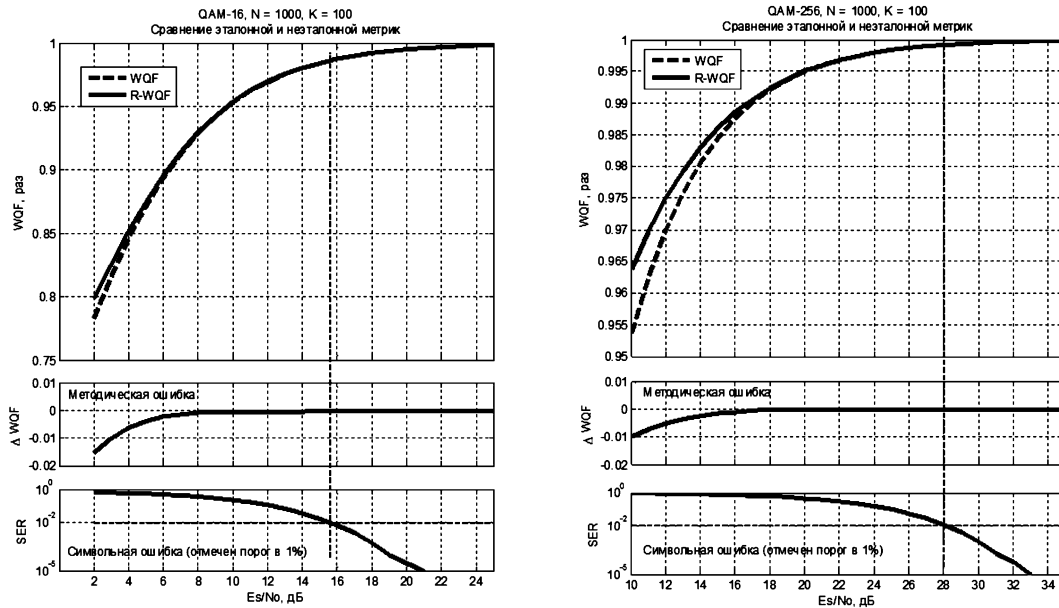


Рис. 7. Сравнение эталонной и неэталонной метрик WOF

Методика оценки отношения сигнал/шум

Поставим следующую задачу. Тип модуляции сигнала известен (4-QAM (QPSK), 16-QAM, 64-QAM или 256-QAM), единственный искажающий фактор – АБГШ, шумы квантования не учитываются, передаваемая последовательность битов не известна. Предлагается оценить отношение сигнал/шум в приемнике с «жестким» детектором.

Для оценки отношения сигнал/шум будем использовать неэталонную метрику *RMER*. На рис. 5 показано, что она дает несмещенную оценку ОСШ только в случае $SER < 10^{-2}$, что равносильно определенному порогу, который однозначно определяется для каждого типа модуляции. В случае нахождения ниже порога отказа возникает методическая ошибка, зависящая от реального ОСШ в канале. Значение *RMER* в таком случае должно быть скорректировано.

В зависимости от аппаратной реализации измерителя погрешность может быть скорректирована двумя способами:

- 1) созданием калибровочной таблицы с шагом, определяющим точность метода (много памяти – мало вычислений);
- 2) аппроксимацией кривой ниже порога отказа какой-либо функцией (мало памяти – много вычислений).

В качестве аппроксимирующей функции выберем полином, коэффициенты которого могут быть найдены с помощью метода наименьших квадратов (МНК):

$$\frac{E_s}{N_0} = a_0 + a_1 (RMER) + a_2 (RMER)^2 + a_3 (RMER)^3 + \dots \quad (11)$$

Результат вычисления коэффициентов приведен в табл. 1, при условии, что *RMER* и E_s/N_0 выражены в дБ. В таблице также указана среднеквадратическая ошибка (СКО) σ на заданном диапазоне измерений *D*. Отметим следующую закономерность, – с увеличением порядка созвездия уменьшается точность аппроксимации, а порядок полинома растет.

Отдельно следует отметить, что кривая на рис. 5, соответствующая неэталонной метрике, получена на очень большой выборке символов. Реально экспериментальные точки несколько рассеяны около нее, что обуславливает случайную погрешность метода. На рис. 8 представлены графики зависимости СКО от отношения сигнал/шум для различных модуляций. Видно, что для неэталонной метрики величина погрешности зависит от абсолютного значения E_s/N_0 при нахождении ниже порога отказа.

Методика оценки вероятности битовой ошибки

Предложенная выше методика может быть использована не только для определения ОСШ, но и для вычисления по нему вероятности битовой (или символьной) ошибки. Будем рассматривать по-прежнему модуляции типа QAM, при условии, что созвездие не искажено никакими другими факторами кроме АБГШ и эффект квантования не учитывается. Тогда определить значение битовой ошибки в приемнике можно следующим образом:

- 1) измерить *RMER* по восстановленному после оптимального детектирования созвездию;

Таблица 1. Коэффициенты аппроксимирующего полинома

Модуляция	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	σ , дБ	<i>D</i> , дБ
4-QAM	-2,672	1,518	-0,023	-	-	-	0,02	0..7
16-QAM	5,559	-2,959	0,455	-0,014	x	-	0,1	0..15
64-QAM	-62,35	19,845	-2,300	0,1181	0,0021	-	0,25	0..22
256-QAM	169,43	-59,35	7,898	0,498	0,0151	-0,0002	0,5	0..28

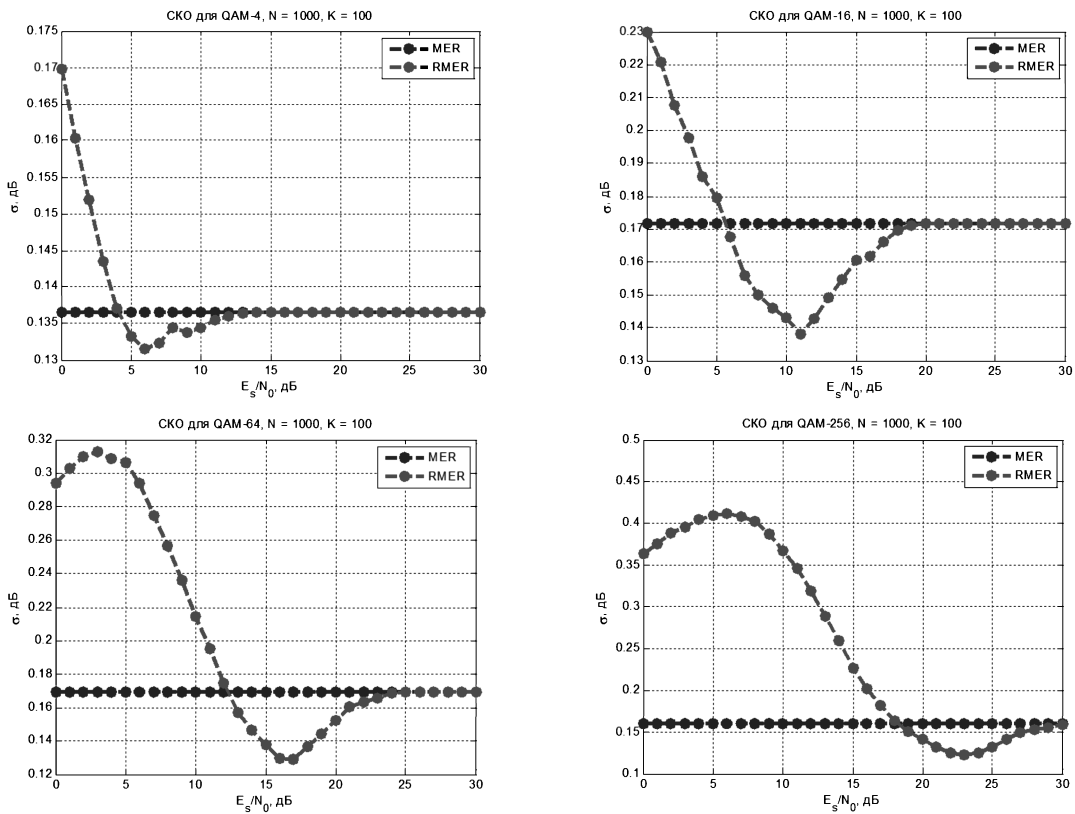


Рис. 8. Зависимость СКО неэталонной метрики от E_s/N_0

2) если $RMER$ превышает критическое значение для данного типа модуляции, то $E_s/N_0 = RMER$; если величина $RMER$ попадает на нелинейную часть графика (рис. 5), значение E_s/N_0 рассчитывается с учетом методической ошибки по приведенной выше формуле (11);

3) рассчитать значение BER по модифицированной формуле из [1, 14]:

$$BER \approx \frac{4}{k} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}} \right) Q \left\{ \sqrt{\left(\frac{3}{M-1} \right) RMER} \right\}, \quad (12)$$

где k – число бит/символ, M – порядок созвездия, $Q(x)$ –

функция ошибок, определенная, например, в [1].

Предложенная методика открывает принципиально другой подход к определению BER в приемнике по сравнению с классическими подходами, описанными в [2]. Главные отличия: нет каких-либо эталонных последовательностей и сигналов; BER определяется не прямым подсчетом ошибочных битов, а вычисляется на основании измеренного ОСШ.

Такой подход дает значительный выигрыш по времени определения BER (рис. 9) при больших ОСШ и не уступает классическим при малых.

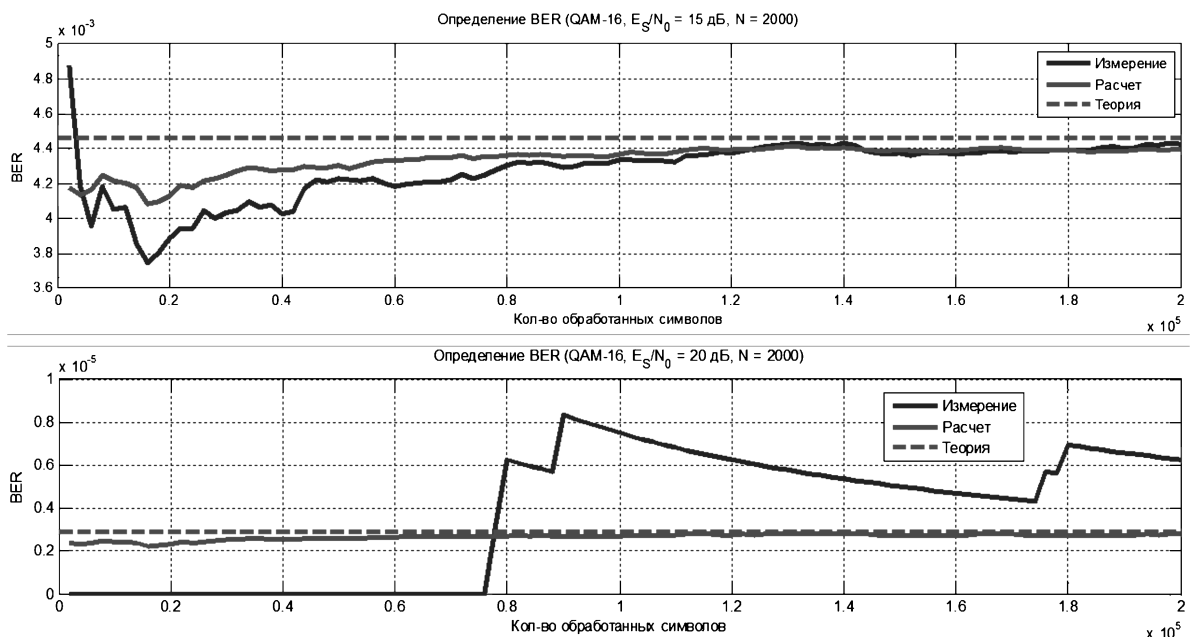


Рис. 9. Преимущество предлагаемой методики при больших E_s/N_0

Заключение

Предложена методика оценки отношения сигнал/шум для сигналов с квадратурными видами модуляции на основании неэталонной метрики RMER. Установлено, что зависимость величины RMER от истинного значения ОСШ описывается взаимно-однозначной функцией независимо от типа модуляции, поэтому ее можно аппроксимировать с заданной точностью полиномом, либо представить в табличной форме и скорректировать методическую ошибку оценки ОСШ.

Предложенная методика позволяет существенно расширить диапазон измерения отношения сигнал/шум специализированных измерительных приборов. Описана модификация методики, позволяющая значительно быстрее и с меньшей погрешностью по сравнению с традиционными методами определить текущее значение битовой ошибки в приемнике без необходимости использования каких-либо эталонных последовательностей.

Результаты получены при условии отсутствия любых других искажающих сигнал факторов, кроме АБГШ. Дальнейшая работа может быть направлена в сторону доработки методики с учетом прочих негативных факторов.

Литература

1. Скляр Б. Цифровая связь. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003.
2. Канаков В.А. Новые технологии измерения в цифровых каналах передачи информации: учеб.-метод. матер. по прогр. повышения квалификации «Современные системы мобильной цифровой связи, проблемы помехозащищенности и защиты информации». Нижний Новгород, 2006.
3. Measurement guidelines for DVB systems, ETSI TR 101 290, 2001.
4. Попов Д.И. Статистическая теория радиотехнических систем: учеб. пособ. / Рязан. гос. радиотехн. ун-т. – Рязань, 2009.
5. Рожков И.Т. Синтез измерителей отношения сигнал/помеха принимаемых радиосигналов. – Саратов: Изд-во Сарат. ун-та, 1990. – 166 с.
6. Пшихопов В.Х., Дорух И.Г., Дорух А.П., Вережкина Л.С. Устройство для измерения отношения сигнал/шум // Патент РФ 2007100416/28, 09.01.2007.

7. Леглер В.В., Патюков В.Г., Патюков Е.В. Устройство измерения отношения сигнал/шум // Патент РФ 2007117230/28, 08.05.2007.

8. Волкодаев Б.В., Ганина Ж.М., Орлов А.В., Пересторонин Е.В. Способ ускоренного определения качества цифрового канала (тракта) передачи // Патент РФ 2008124922/09, 18.06.2008.

9. Digital Transmission: Carrier-to-Noise Ratio, Signal-to-Noise Ratio, and Modulation Error Ratio. White Paper, Cisco, 2006.

10. Дубов М.А., Полянин Ю.В., Стоянов Д.Д., Брюханов Ю.А. Оценка вероятности битовой ошибки приема сигналов с квадратурной модуляцией неэталонными методами // Докл. 14-й междунар. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA-2012». М., 2012. Т. 1. С. 173-177.

11. Tony J. Roupheal RF and Digital Signal Processing for Software-Defined Radio. – Newnes, 2009.

12. Qizheng Gu RF System Design of Transceivers for Wireless Communications. – Springer, 2005.

13. Hranac R. Broadband: Is MER Overrated? // Communications Technology. URL: www.cable360.net/ct/sections/columns/broadband/39246.html (дата обращения 30.05.2012).

14. Arslan H., Mahmoud H.A. Error Vector Magnitude to SNR Conversion for Nondata-Aided Receivers // IEEE Transactions on Wireless Communications. – May 2009. V. 10, No. 8. P. 2694-2704.

15. Цифровой анализатор сигнала с тестированием обратного канала CR1200R. URL: <http://www.syrus.ru> (дата обращения 30.05.2012).

NON-DATA-AIDED ESTIMATION METHOD OF SIGNAL-TO-NOISE RATIO AND BIT ERROR RATE FOR QAM MODULATED SIGNALS

Dubov M.A., Priorov A.L.

The comparative analysis of few described in Russian literature methods of measuring the signal-to-noise ratio (SNR) and bit error rate (BER) for QAM modulated signals are considered. The non-measurement based (calculation based) method simulation results are shown too. It is proposed «blind» modification of this method to determine the BER by signal-to-noise measurement with high accuracy by a small bit frames.

МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ БИФАЗНЫХ И ЧЕТЫРЕХФАЗНЫХ УНИМОДУЛЯРНЫХ ПЕРИОДИЧЕСКИХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ С ИРРАЦИОНАЛЬНЫМИ ФАЗАМИ

Потехин Е.Н., аспирант Поволжского государственного технологического университета, e-mail: potegor@yandex.ru;

Научный руководитель - Леухин А.Н., д.ф.-м.н., зав. кафедрой информационной безопасности Поволжского государственного технологического университета, e-mail: code@marstu.net.

Ключевые слова: унимодулярная последовательность, бифазная, четырехфазная, иррациональная фаза, корреляция, боковые лепестки.

Введение

Кроме унимодулярных периодических последовательностей с одноуровневой корреляцией, можно построить периодические последовательности, которые имеют двухуровневую периодическую автокорреляционную функцию. $r_\tau(a)$ для всех τ , удовлетворяющих условию $0 < \tau \leq N-1$, где N – длина последовательности. Такие последовательности называют *почти идеальными*. Данный термин был использован в разных значениях в работах [1] и [2] и исследован в работах [3] и [4].

Критерии оптимальности для унимодулярных циклических последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией были показаны Арасу в работе [5] для всех $\tau \neq 0 \pmod N$:

$$\begin{aligned} r_\tau(\gamma) &\in (0, 4) \text{ или } (0, -4), \text{ если } n = 0, \\ r_\tau(\gamma) &\in (1, -3), \text{ если } n = 1 \pmod 4, \\ r_\tau(\gamma) &\in (2, -2), \text{ если } n = 2 \pmod 4, \\ r_\tau(\gamma) &\in (-1, 3), \text{ если } n = 3 \pmod 4. \end{aligned} \quad (1)$$

Непрерывным понятием последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией является понятие *почти разностного множества*.

Теорема 1. Пусть G – аддитивная абелева группа порядка v . Тогда, подмножество D группы G называется (v, k, λ, s) – *почти разностным множеством* группы G , если $d_D(\tau)$ принимает значение λ ровно s раз и значение $\lambda + 1$ – ровно $v-1-s$ раз.

Для бинарных последовательностей с двухуровневой автокорреляцией в работе [5] доказана теорема о соответствующих им почти разностных множествах.

Теорема 2. Пусть a – бинарная последовательность периода N и пусть доступно $D = (0 \leq i \leq N-1) : a_i = 1$.

Пусть $N \equiv 3 \pmod 4$. Тогда $r_\tau(a) = -1$ для всех $\tau \neq 0 \pmod 4$, если D является $\left(N, \frac{N+1}{2}, \frac{N+1}{4}\right)$ или $\left(N, \frac{N-1}{2}, \frac{N-3}{4}\right)$ разностным множеством в \mathbb{Z}_N .

Предложен метод построения бифазных унимодулярных последовательностей на основе периодических оптимальных бинарных последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией. Показана зависимость уровня боковых лепестков от длины последовательности. Предложен метод построения четырехфазных последовательностей с идеальной ПАКФ на основе четвертичных оптимальных последовательностей.

Пусть $N \equiv 1 \pmod 4$. Тогда $r_\tau(a) \in (1, -3)$ для всех $\tau \neq 0 \pmod 4$, если D является $\left(N, k, k - \frac{N+3}{4}, Nk - k^2 - \frac{(N-1)^2}{4}\right)$ почти разностным множеством в \mathbb{Z}_N .

Пусть $N \equiv 2 \pmod 4$. Тогда $r_\tau(a) \in (2, -2)$ для всех $\tau \neq 0 \pmod 4$, если D является $\left(N, k, k - \frac{N+2}{4}, Nk - k^2 - \frac{(N-1)(N-2)}{4}\right)$ почти разностным множеством в \mathbb{Z}_N .

Пусть $N \equiv 0 \pmod 4$. Тогда $r_\tau(a) \in (0, -4)$ для всех $\tau \neq 0 \pmod 4$, если D является $\left(N, k, k - \frac{N+1}{4}, Nk - k^2 - \frac{(N-1)N}{4}\right)$ почти разностным множеством в \mathbb{Z}_N .

Бинарные последовательности с уровнем боковых лепестков $r_\tau(a) \in (0, -4)$ были описаны в работах следующих авторов: Сидельникова, Лемпела, Кона и Эстмэна [6, 7], Арасу, Динга, Хеллесета, Кумара и Мартинсена [8], Ю и Гонга [9], Танга и Гонга [10].

Бинарные последовательности с уровнем боковых лепестков $r_\tau(a) \in (1, -3)$ были описаны в работах следующих авторов: Лежандра [11], Динга, Хеллесета и Лама [12], Динга (последовательности двух простых) [13, 14].

Бинарные последовательности с уровнем боковых лепестков $r_\tau(a) \in (2, -2)$ были описаны в работах следующих авторов: Сидельникова, Лемпла, Кона и Эстмэна [6, 7], Динга, Хеллесета и Мартинсена [15], Но, Чунга, Сонга, Янга, Ли и Хеллесета [16].

Бинарные последовательности с уровнем боковых лепестков $r_{\tau}(a) \in (1, -3)$ были описаны в работах следующих авторов: Танга, Гонга [17].

Кроме этого, существует достаточно большое количество последовательностей, которые были синтезированы методами перебора при помощи средств вычислительной техники, но регулярные алгоритмы их построения остаются не известными.

Впервые в 1970 году, в книге Амиантова [18] было показано, что если в бинарной последовательности с одноуровневой периодической АКФ (с уровнем боковых лепестков $a = -1$) произвести замену символов $\gamma_n = -1$ на символы

$$\gamma_n = \exp(i\varphi), \cos(\varphi) = \frac{N-1}{N+1} \quad (2)$$

то можно получить бифазную последовательность (фазовый алфавит содержит лишь 2 символа

$$A(a) = \left\{ 0; \pi \pm \arccos\left(\frac{N-1}{N+1}\right) \right\}$$

с идеальной периодической АКФ. Такие последовательности были названы последовательностями с непротивоположными символами. Позднее в 1992 году в работе [19] эти последовательности были заново переоткрыты, а в 2007 году в работе [20] была выведена формула преобразования для любого заданного уровня боковых лепестков.

Бинарную периодическую последовательность с двухуровневой автокорреляционной функцией, где $r_{\tau}(\gamma) \in (1, -3)$, $0 < \tau \leq N-1$, можно преобразовать в бифазную последовательность с одноуровневой по модулю автокорреляционной функцией, то есть $r_{\tau}(\gamma) \in (+PSL, -PSL)$, $0 < \tau \leq N-1$. Для этого необходимо воспользоваться формулой заменой второго символа алфавита, аналогично замене, применяемой для унимодулярных бинарных последовательностей с одноуровневой АКФ.

$$\varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{N-1}{N+1}\right). \quad (3)$$

Отличие состоит в том, что получаемый при этом уровень корреляции равен не нулю, как для периодических бинарных последовательностей с одноуровневой автокорреляционной функцией ($PSL = -1$), а принимает значение

$$|PSL| = \frac{2N}{N+1}, \quad (4)$$

где N – либо длина последовательности с двухуровневой автокорреляционной функцией, либо длина последовательности, лежащей в ее основе.

Пример 1. Пусть a – последовательность Лежандра длины $N = 4 \cdot 3 + 1 = 13$. Тогда квадратичными вычетами будут элементы на позициях 1, 3, 4, 9, 10 и 12, а квадратичными невычетами элементы на позициях 2, 5, 6, 7, 8 и 11. Тогда последовательность Лежандра будет равна

$$a = 1, 1, -1, 1, 1, -1, -1, -1, 1, 1, -1, 1,$$

а ее периодическая автокорреляционная функция

$$r(a) = 13, 1, -3, 1, 1, -3, -3, -3, 1, 1, -3, 1.$$

Заменим фазу -1 выбранной последовательности на

иррациональную фазу $\varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{N-1}{N+1}\right)$, где

$$N = 13. \text{ Тогда } \varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{12}{14}\right) = 148.997^\circ. \text{ Учитывая,}$$

что $e^{i\varphi} = e^{i148.997} = -0,857 + 0,515i$, получим унимодулярную бифазную последовательность

$$b = 1, 1, -0,857 + 0,515i, 1, 1, -0,857 + 0,515i, -0,857 + 0,515i$$

$$-0,857 + 0,515i, -0,857 + 0,515i, 1, 1, -0,857 + 0,515i, 1$$

с одноуровневой по модулю периодической автокорреляционной функцией, боковой лепесток которой по модулю равен

$$|PSL| = \frac{2 \cdot 13}{13+1} = 1,857.$$

$$r(b) = 13, 1,857 - 1,857i, 1,857, -1,857,$$

$$-1,857, -1,857, -1,857, -1,857, -1,857, -1,857, -1,857.$$

Иначе обстоит дело с бинарными последовательностями, имеющими периодическую автокорреляционную функцию $r_{\tau}(a) \in (0, -4)$. Для их преобразования необходимо заменить одну из фаз (π) на значение

$$\varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{N-2}{N+2}\right). \quad (5)$$

В этом случае модуль значения уровней боковых лепестков будет равен

$$|PSL| = \frac{2N}{N+2}. \quad (6)$$

Пример 2. Пусть a – последовательность Сидельникова-Лемпела-Кона-Эстмэна длины $N = 28$.

$$a = 11-1-11-1-1-1-1-1111-1-11-111-11-1111-1-1,$$

а ее периодическая автокорреляционная функция

$$r(a) = 28, 0, -4, 0, -4, 0, 0, 0, 0, -4, 0, 0, 0, -4, 0, 0, 0, -4, 0, 0, 0, -4, 0, 0, 0, -4, 0, -4, 0.$$

Заменим фазу -1 выбранной последовательности на

иррациональную фазу $\varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{N-2}{N+2}\right)$, где

$$N = 28. \text{ Тогда } \varphi = \pi \pm \arccos\left(\frac{26}{30}\right) = 150.074^\circ. \text{ Учитывая,}$$

что $e^{i\varphi} = e^{i150.074} = -0,867 + 0,499i$, получим унимодулярную бифазную последовательность

$$b = 1, 1, -0,867 + 0,499i, -0,867 + 0,499i, 1, -0,867 + 0,499i, -$$

$$-0,867 + 0,499i, -0,867 + 0,499i, -0,867 +$$

$$+0,499i, 1, 1, 1, 1, -0,867 + 0,499i - 0,867 +$$

$$+0,499i, -0,867 + 0,499i, 1, 1, -0,867 + 0,499i, 1, -$$

$$-0,867 + 0,499i, 1, 1, 1, -0,867 + 0,499i, -0,867 + 0,499i$$

с одноуровневой по модулю периодической автокорреляционной функцией, боковой лепесток которой по модулю равен

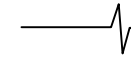
$$|PSL| = \frac{2 \cdot 28}{28+2} = 1,867.$$

$$r(b) = 28, 1,867, -1,867, 1,867 - 1,867i, 1,867, 1,867, 1,867, 1,867, 1,867,$$

$$-1,867, 1,867, 1,867, 1,867, -1,867, 1,867, 1,867, 1,867, -1,867,$$

$$1,867, 1,867, 1,867, 1,867, 1,867, -1,867, 1,867, -1,867, 1,867.$$

Стоит отметить два момента. Во-первых, новые последовательности имеют одинаковый по модулю, но противоположенный по знаку уровень боковых лепест-



ков. Вследствие этого нет смысла производить изменение фаз вышеприведенным способом для бинарных последовательностей с уровнем боковых лепестков $r_t(a) \in (2, -2)$. Во-вторых, подобное преобразование стремится к уровню боковых лепестков $r_t(a) \in (2, -2)$,

поскольку $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{2N}{N+1} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{2N}{N+2} = 2$. Но это спра-

ведливо лишь для сбалансированных последовательностей, в противном случае модуль уровня боковых лепестков растет. Последовательности с уровнем боковых лепестков $r_t(a) \in (3, -1)$ оказались несбалансированными, поэтому найденные формулы не дают для них уровня, близкого к $r_t(a) \in (2, -2)$.

С ростом длины последовательности N модуль боковых лепестков все больше приближается к числу 2. Поэтому последовательности малых периодов предпочтительнее с точки зрения критерия максимального бокового лепестка. На рис. 1 представлены зависимости абсолютного значения боковых лепестков от периода последовательности.

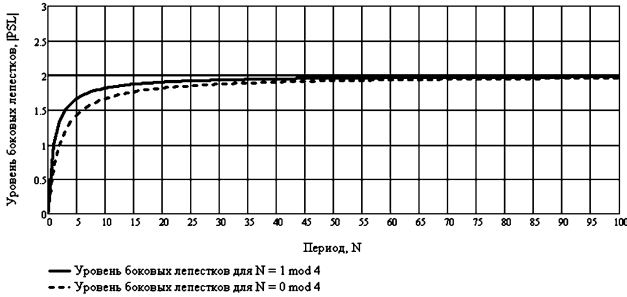


Рис. 1. Зависимость абсолютного значения боковых лепестков от периода последовательности

Кроме бинарных унимодулярных последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией существует целый класс четвертичных оптимальных последовательностей с двухуровневой автокорреляцией, которые можно преобразовать в идеальные четырехфазные последовательности. Построение четвертичных последовательностей с оптимальными характеристиками $r_t(\gamma) \in (0, -2)$ описано в работах следующих авторов: Джанг, Ким, Ким, Но [21], Ким, Джанг, Ким, Но [22-23], Лим, Но [24]. В работе Янга и Ке описываются четвертичные последовательности с уровнем боковых лепестков $r_t(\gamma) \leq \sqrt{5}$.

Для того чтобы четвертичные последовательности с оптимальными корреляционными характеристиками превратить в четырехфазные последовательности с идеальными корреляционными характеристиками, их нужно некоторым образом модифицировать, изменив значения, по крайней мере, двух фаз.

Рассмотрим подобную модификацию на примере четвертичных последовательностей, приведенных в работе [22]. Пусть $b_0(t)$ и $b_1(t)$ – бинарные последовательности периода $p = 1(\text{mod})4$, определенные следующим образом:

$$b_0(t) = \begin{cases} 0, & \text{для } t = 0, \\ 0, & \text{для } t \in QR, \\ 1, & \text{для } t \in QNR. \end{cases} \quad (7)$$

$$b_1(t) = \begin{cases} 0, & \text{для } t = 0, \\ 0, & \text{для } t \in QR, \\ 1, & \text{для } t \in QNR. \end{cases} \quad (8)$$

где QR и QNR – множества квадратичных вычетов и квадратичных невычетов на множестве чисел по модулю p . Тогда $b_0(t)$ имеет больше нулей, чем единиц и $b_1(t)$ – больше единиц, чем нулей. Пусть $s_0(t)$ и $s_1(t)$ – две бинарные последовательности периода $2p$, определяемые как

$$s_0(t) = \begin{cases} b_0(t), & \text{для } t \equiv 0 \pmod{2} \\ b_1(t), & \text{для } t \equiv 1 \pmod{2} \end{cases} \quad (9)$$

$$s_1(t) = \begin{cases} b_0(t), & \text{для } t \equiv 0 \pmod{2} \\ b_1(t) \oplus 1, & \text{для } t \equiv 1 \pmod{2} \end{cases} \quad (10)$$

где \oplus означает сложение по модулю 2. Тогда четвертичная последовательность периода $2p$ определяется как

$$q(t) = \phi(s_0(t), s_1(t)) \quad (11)$$

где $\phi(s_0(t), s_1(t))$ – обратное преобразование Грэя, определяемое как

$$\phi[a, b] = \begin{cases} 0, & \text{если } (a, b) = (0, 0) \\ 1, & \text{если } (a, b) = (0, 1) \\ 2, & \text{если } (a, b) = (1, 1) \\ 3, & \text{если } (a, b) = (1, 0) \end{cases} \quad (12)$$

Подставляя вместо 0, 1, 2, 3 фазы $\varphi_1 = 0$, $\varphi_2 = \frac{\pi}{2}$,

$\varphi_3 = \pi$ и $\varphi_4 = \frac{3\pi}{2}$ получаем четвертичную последовательность с уровнем боковых лепестков $r_t(\gamma) \in (0, -2)$.

Решая систему уравнений, которая строится на основании периодической автокорреляционной функции, можно получить следующие модифицированные значения фаз φ_1 и φ_4 :

$$\varphi_1 = a \cos \left(\frac{N/2 - 1}{N/2 + 1} \right), \quad (13)$$

$$\varphi_4 = \frac{3\pi}{2} a \cos \left(\frac{N/2 - 1}{N/2 + 1} \right). \quad (14)$$

Пример 3. Пусть $p = 4 \cdot 3 + 1 = 13$, $N = 2p = 26$. Тогда $b_0(t)$ и $b_1(t)$ в соответствии с (7) и (8) будут равны:

$$b_0 = 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0$$

$$b_1 = 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0$$

На основании $b_0(t)$ и $b_1(t)$ построим $s_0(t)$ и $s_1(t)$ в соответствии с (9) и (10):

$$s_0 = 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0$$

$$s_1 = 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1$$

Теперь построим саму четвертичную последовательность $q(t)$ по формуле (11):

$$q = 0, 1.571, 3.142, 1.571, 0, -1.571, 3.142, -0, 1.571, 3.142, 1.571, 0, -1.571, 0, -1.571, 0, -1.571, 0, 1.571, 3.142, -1.571, 3.142, -1.571, 0, 1.571, 3.142, 1.571$$

Корреляция построенной последовательности q равна:

$$r(q) = 26, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0, -2, 0$$

Далее по выведенным формулам (13) и (14) определим новые значения фаз φ_1 и φ_4 :

$$\varphi_1 = a \cos \left(\frac{26/\sqrt{2} - 1}{26/\sqrt{2} + 1} \right) = 0.541099526... \text{рад.}$$

$$\varphi_4 = \frac{3\pi}{2} + a \cos \left(\frac{26/\sqrt{2} - 1}{26/\sqrt{2} + 1} \right) = 5.2534885063... \text{рад.}$$

Тогда новая четырехфазная последовательность будет иметь вид:

$$b = 0, 541, 1.571, 3.142, 1.571, 0.541, 5.253, 3.142, 5.253, 3.142, 1.571, 0.541, 5.253, 0.541, 5.253, 0.541, 5.253, 0.541, 1.571, 3.142, 5.253, 3.142, 5.253, 0.541, 1.571, 3.142, 1.571$$

Значения корреляционной функции такой последовательности будут равны:

$$r(b) = 26, 0$$

Изменению можно подвергать не обязательно те фазы, что приведены в примере, существуют и другие комбинации модифицируемых фаз. Это касается и других четвертичных последовательностей с возможными уровнями боковых лепестков $r_\tau(\gamma) \in (0, -2)$.

Упомянутые бинарные и четвертичные последовательности доступны в онлайн-конструкторе последовательностей [25].

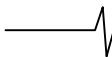
Таким образом, в статье предложен метод построения бифазных последовательностей с иррациональными фазами с равным по модулю уровнем боковых лепестков из бинарных последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией, а также периодических четырехфазных последовательностей с идеальными периодическими автокорреляционными характеристиками на основе периодических четвертичных последовательностей с оптимальным уровнем боковых лепестков

$$r_\tau(\gamma) \in (0, -2).$$

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ №12-07-00-552, ГК №02.740.11.0838, ГК №П783, НИР №1.07.2012

Литература

1. Jungnickel, D., Pott, A., Perfect and almost perfect sequences, *Discrete Appl. Math.*, V. 95, 1999, pp.331-359.
2. Ma, S.L., Ng, W.S., On non-existence of perfect and nearly perfect sequences, *Int. J. Information and Coding theory*, Vol. 1, No. 1, 2009, pp.15-38.
3. Arasu, K.T., Ma, S.L., Voss, N.J., On a class of almost perfect sequences, *J. Algebra*, Vol. 192, No. 2, 1997, pp.641-650.
4. Leung, Ka Hin, Ling, San, Ma, Siu Lun, Tay, Kian Boon, Almost perfect sequences with $\theta = 2$, *Arch. Math. (Basel)* 70, no. 2, 1998, pp. 128-131.
5. Arasu, K.T., Ding, C., Helleseth, T., Kumar, P.V., Martinsen H., Almost difference sets and their sequences with optimal autocorrelation, *IEEE Trans. Inform. Theory*, V.47, 2001, pp.2834-2843.
6. Sidelnikov, V.M., Some v -valued pseudo-random sequences and nearly equidistant codes, *Probl. Inf. Transm.* 5, 1969, pp.12-16.
7. Lempel, A., Cohn, M., Eastman, W.L. A class of binary sequences with optimal autocorrelation properties, *IEEE Trans. Inform. Theory*, V.23, 1977, pp.38-42.
8. Arasu, K.T., Ding, C., Helleseth, T., Kumar, P.V., Martinsen. H., Almost difference sets and their sequences with optimal autoacceleration, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 47, 2001, pp. 2834 -2843.
9. Yu., N.Y., Gong, G., New Binary Sequences with Optimal Autocorrelation Magnitude, *IEEE Trans. Inform. Theory* (submitted to) (August 2006).
10. Tang, X., Gong, G., New constructions of binary sequences with optimal autocorrelation value/magnitude, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 56, Issue 3, March 2010.
11. Legendre, A.M., *Essai sur la theorie des nombres*, Paris, 1798, p.186.
12. Ding, C., Helleseth, T., Lam, K.Y. Several classes of sequences with three-level autocorrelation, *IEEE Trans. Inform. Theory*, V.47, 2001, pp.428-433.
13. Ding, C., Autocorrelation values of the generalized cycloymic sequences of order 2, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 44, 1998, pp.1698-1702.
14. Ding, C., *Lecture slides on binary sequences with optimal autocorrelation*, 2008.
15. Ding.C., Helleseth.T., Martinsen.H.M., New families of binary sequences with optimal three-level autocorrelation, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 47, 2001, pp. 428-433.
16. No, J.S., Chung, H., Song, H.Y., Yang, K., Lee, J.D., Helleseth, T., New construction for binary sequences of period $p^m - 1$ with optimal autocorrelation using $(z+1)^d + az^d + b$, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 47, 2001, pp. 1638-1644.
17. Tang, X., Gong, G., New constructions of binary sequences with optimal autocorrelation value/magnitude, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 56, Issue 3, March 2010.



18. Амиантов И.Н. Избранные вопросы статистической теории связи. – М.: Сов. радио, 1971, 416 с.

19. Golomb S. W. Two-valued sequences with perfect periodic autocorrelation// IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, March 1992, V. 28, № 2, pp. 383–386.

20. Леухин А.Н., Тюкаев А.Ю., Бахтин С.А. Синтез и анализ сложных фазокодированных последовательностей// Электромагнитные волны и электронные системы, 2007, Т. 12, №4, с. 32-37.

21. J.-W. Jang, Y.-S. Kim, S.-H. Kim, and J.-S. No, New quaternary sequences with ideal autocorrelation constructed from binary sequences with ideal autocorrelation, in ISIT 2009, Seoul, Korea, 2009, pp. 278-281.

22. Y.-S. Kim, J.-W. Jang, S.-H. Kim, and J.-S. No, New construction of quaternary sequences with ideal autocorrelation from Legendre sequences, in ISIT 2009, Seoul, Korea, 2009, pp. 282-285.

23. Y.-S. Kim, J.-W. Jang, S.-H. Kim, and J.-S. No, New quaternary sequences with optimal autocorrelation, in ISIT

2009, Seoul, Korea, 2009, pp. 286-289.

24. T. Lim, J.S. No. New Construction of Quaternary Sequences With Ideal Autocorrelation and Balance Property, ICTC 2010, 2010, Vol. 1, pp. 395-396.

25. Тематический сайт, посвященный синтезу сигналов и их применению [Электронный ресурс]. Дата обновления: 20.06.2012. – URL: <http://signalslab.marstu.net> (дата обращения: 20.06.2012).

METHODS OF CONSTRUCTIONS BIPHASE AND FOUR-PHASE UNIMODULAR PERIODIC SEQUENCES WITH IRRATIONAL PHASES

Potekhin E.N., Supervisor: Leukhin A.N.

Gives method of a biphasеunimodular sequences construction based on periodical binary sequences with optimal two-level autocorrelation function. The dependence of sidelobes level on the length of the sequence is shown. Gives method of a four-phase sequences construction with ideal PACF based on quaternary optimal sequences.



SAMSUNG ELECTRONICS ПРИГЛАШАЕТ НА РАБОТУ ПРОГРАММИСТОВ, МАТЕМАТИКОВ, ИНЖЕНЕРОВ

Samsung Electronics Co., Ltd. – мировой лидер в разработке цифрового, телекоммуникационного и полупроводникового оборудования – приглашает на работу разработчиков, программистов и инженеров в исследовательские центры компании в Республике Корея (Южная Корея).

Особый интерес представляют специалисты следующих направлений:

- **Разработка программного обеспечения, информационная безопасность, криптография** (C/C++, Linux, Embedded Linux, Android, Java, RTOS, UI, RTOS, Security)
- **Разработка мобильных устройств, мультимедийных систем, цифровая обработка сигналов** (Smartphone, Messaging, Multimedia, Streaming, RIL, DSP)
- **Разработка систем цифрового телевидения** (Digital TV, Set-Top Box, FPGA, Verilog HDL, SoC, 3D Display, Metamaterials)
- **Разработка антенных устройств, радиоэлектронных систем, устройств для телекоммуникации и сетевых технологий** (Antenna Design, ASIC Design, Integrated Circuits, FPGA, HW / SW Co-Design, System LSI, TCP / IP Protocol, VoIP, OFDM-MIMO)

Требования к кандидатам:

- Образование: высшее / ученая степень кандидата технических / физико-математических наук в области программирования, кибернетики, прикладной математики, телекоммуникаций, радиоэлектроники, полупроводниковой физики, наук о материалах, химии;
- Опыт работы: научная / исследовательская работа / прикладные разработки (**по одному из вышеперечисленных направлений**) НЕ МЕНЕЕ 3~5 ЛЕТ;
- Английский язык: хорошее владение английским языком (устным и письменным).

Дополнительная информация: <http://JOB.samsung.ru>

Электронная почта: JobFair@samsung.com

УДК 004.934

АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ МГНОВЕННОЙ ЧАСТОТЫ ОСНОВНОГО ТОНА РЕЧЕВОГО СИГНАЛА

Азаров И.С., к.т.н., Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, e-mail: azarov@bsuir.by

Вашкевич М.И., аспирант кафедры электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, e-mail: vashkevich@bsuir.by

Петровский А.А., д.т.н., профессор, зав. кафедрой электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, e-mail: palex@bsuir.by

Ключевые слова: оценка основного тона, мгновенная частота, синусоидальная модель, алгоритм слежения, кросс-корреляционная функция.

Введение

Параметрическое представление речи часто подразумевает использование частоты основного тона (ЧОТ) в качестве параметра модели [1]. Выбор определенного алгоритма для оценки частоты основного тона зависит от целевого приложения и всегда представляет собой некоторый компромисс между частотно-временным разрешением, устойчивостью к ошибкам, алгоритмической задержкой и вычислительной сложностью. Настоящая работа направлена на поиск алгоритма оценки основного тона для приложений, где необходима максимальная точность оценки, и частота основного тона рассматривается как непрерывная функция от времени. К таким приложениям относятся широкий класс систем обработки речи, использующих детерминистическую/стохастическую декомпозицию сигнала. Точностью оценки основного тона определяется насколько хорошо можно разделить сигнал на детерминистическую и стохастическую составляющие, от нее зависит также число разделяемых гармоник, которые можно описать отдельными наборами параметров. Точность оценки частоты основного тона определяется двумя основными характеристиками: 1 – временное разрешение т.е. как быстро алгоритм оценки реагирует на изменения частоты, 2 – частотное разрешение т.е. насколько малые изменения частоты алгоритм может определить. Обе характеристики чувствительны к модуляциям основного тона и степени зашумленности сигнала (интенсивности шума как фонового так и обусловленного смешанным возбуждением речевого тракта).

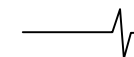
В настоящее время предложено большое число разнообразных алгоритмов оценки основного тона, основные из них описаны в работах [1-6]. Сегодня наиболее популярными алгоритмами оценки ЧОТ являются RAPT [7], YIN [8] и SWIPE' [9]. Популярность данных алгоритмов обусловлена хорошей функциональностью, низким процентом грубых ошибок и наличием свободно распространяемых версий их реализаций. Тем не менее,

Предлагается способ оценки мгновенной частоты основного тона на основе устойчивого к ошибкам алгоритма слежения за основным тоном RAPT (robust algorithm for pitch tracking). В отличие от RAPT, который выполняет оценку частоты, относящуюся к фрейму анализа, предлагаемый метод выполняет оценку, относящуюся к заданному моменту времени. Другая особенность метода - низкая чувствительность точности оценки к модуляциям частоты основного тона. Перечисленные свойства достигаются за счет использования специальной функции оценки периодичности, которая аналогична нормированной кросс-корреляционной функции, используемой в RAPT, однако вычисляется на основе мгновенных гармонических параметров синусоидальной модели сигнала. Предложенный алгоритм сравнивается с другими современными алгоритмами при помощи искусственных и натуральных речевых сигналов. В случае значительных частотных модуляций основного тона предложенный метод обеспечивает ошибку оценки в несколько раз меньшую по сравнению с ближайшим конкурентом, о чем свидетельствуют результаты анализа синтетических сигналов с известными значениями мгновенной частоты основного тона.

как будет показано ниже, возможность этих алгоритмов оценивать мгновенную частоту существенно ограничена. Ограничение обусловлено периодической (стационарной) моделью сигнала, лежащей в их основе, которая подразумевает точное повторение периода основного тона и не допускает его изменения на протяжении анализируемого фрейма. При появлении модуляций (изменений частоты основного тона) точность оценок существенно снижается.

Для оценки мгновенной частоты основного тона в последнее время было предложено несколько оригинальных методов [10-13], которые имеют хорошее теоретическое основание, однако не имеют свободных программных реализаций, доступных для использования и тестирования. Потому сложно объективно оценить данные методы и на практике убедиться в их применимости к тем или иным приложениям.

Авторы настоящей работы видят своей целью создание алгоритма, который: 1) обеспечивает оценку мгновенной ЧОТ, что позволит повысить качество параметрического синтеза речи (в частности в задаче конверсии голоса [14]); 2) устойчив к частотным модуляциям основного тона; 3) имеет достаточно низкую вычислительную сложность для работы в реальном времени; 4) имеет алгоритмическую задержку не более 100мс; 5) применим



в практических задачах обработки речи (обладает достаточно высокой робастностью); 6) имеет свободную программную реализацию¹.

Предложенный в настоящей работе алгоритм основывается на RAPT [7]. Из RAPT заимствован общий «каркас» алгоритма и отдельные элементы, в частности используется функция оценки периодичности сходная с нормированной кросс-корреляционной функцией (НККФ). За основу можно было бы взять любой другой алгоритм, использующий корреляционные функции в качестве генератора кандидатов периода основного тона, тем не менее в пользу RAPT можно привести следующие аргументы:

– RAPT широко распространенный алгоритм с хорошо изученными преимуществами и недостатками;

– RAPT имеет относительно низкую алгоритмическую задержку, низкую вычислительную сложность и обеспечивает хорошую устойчивость к ошибкам в условиях зашумленности;

– практические эксперименты показывают, что RAPT в большинстве случаев более других алгоритмов устойчив к влиянию частотных модуляций основного тона;

– RAPT широко используется в речевых приложениях и имеет несколько доступных реализаций с открытым исходным кодом.

Идея алгоритма, предложенного в данной работе, заключается в том, что можно существенно улучшить характеристики RAPT, используя функцию оценки периодичности на основе мгновенных гармонических параметров синусоидальной модели вместо НККФ. Дополнительное улучшение точности можно достичь на этапе постобработки путем оценки параметров сигнала, масштабированного во времени.

В работе кратко излагаются основы RAPT, теоретически обосновываются преимущества основных предлагаемых модификаций, приводится описание нового алгоритма и его экспериментальное сравнение с существующими алгоритмами.

Оценка основного тона речевого сигнала

Если допустить, что анализируемый сигнал является строго периодичным, то частота основного тона (F_0) может быть определена как величина обратная длине его периода. Период в свою очередь определяется как минимальный временной сдвиг, сохраняющий исходный сигнал. Почти все сигналы, с обработкой которых встречаются в практических приложениях, не являются строго периодичными.

Определение ЧОТ в различных приложениях имеет различный смысл. Например, в обработке вокализованной речи обычно считают, что ЧОТ соответствует частоте колебаний голосовых связок. Предполагается, что хотя их колебания и не являются строго периодичными,

то, во всяком случае, на некотором непродолжительном временном интервале можно наблюдать почти повторяющиеся фрагменты. Процесс речеобразования является сложным и нестационарным. Изменение параметров голосовых связок, голосового тракта, интонации произношения, участие в процессе нескольких источников возбуждения делает оценку ЧОТ достаточно сложной задачей. Несмотря на разнообразие уже предложенных методов решения, эта задача продолжает привлекать пристальное внимание и множество усилий со стороны современных исследователей. Среди опубликованных подходов можно выделить использование аудиторных моделей [15], нейронных сетей [15,16] и специфических моделей сигнала [9,17]. Отдельно можно выделить направление, посвященное оценке мгновенной ЧОТ [11-13]. Данное направление представляет особый интерес, поскольку рассматривает сигнал как непрерывный процесс и позволяет его интерпретировать в виде непрерывных параметрических моделей. В этом случае к обычным характеристикам, важным для всех оценщиков без исключения (например устойчивость к грубым ошибкам, устойчивость к шуму, вычислительная сложность и т.д.), добавляются и играют ключевую роль такие характеристики как частотно/временное разрешение и устойчивость к модуляциям основного тона. Эти требования повышают сложность задачи, однако позволяют получить новую, более детальную информацию о сигнале. Оценщики мгновенной ЧОТ применимы не только в традиционных приложениях обработки речи, но и в специальных задачах, среди которых диагностика заболеваний речевого тракта, оценка эмоционального состояния диктора, измерение оборотной частоты вращающихся механизмов по звуковому сигналу, диагностика состояния турбин, шестерен и т.д.

Краткое описание RAPT

Основной задачей при разработке RAPT являлось достижение максимальной точности оценки и устойчивости к ошибкам. Настройки алгоритма позволяют адаптировать его к различным требованиям конечного приложения, особенностям голоса диктора или условиям записи.

Большинство оценщиков основного тона (и RAPT в том числе) состоят из трех основных компонентов: 1 – предобработка или приведение сигнала к требуемым характеристикам, 2 – генератор кандидатов действительного искомого периода основного тона, 3 – постобработка или выбор наилучшего кандидата с последующим уточнением значения частоты.

Вид предобработки определяется видом последующей функции генератора кандидатов периода основного тона. Основной целью предобработки является очистка сигнала от его составляющих, которые могут негативно повлиять на точность оценки (например, акустические шумы, состояние речевого тракта, постоянное смещение и т.д.). В алгоритме RAPT не применяется специальной предобработки такого рода. Однако, для уменьшения вычислительных затрат используется понижение частоты дискретизации.

В качестве функции, определяющей кандидатов пе-

¹ MATLAB реализация предложенного алгоритма доступна по адресу <http://dsp.tut.su/irapt.html>

риода основного тона используется НККФ (ее формальное определение будет дано ниже), которая позволяет оценить степень периодичности сигнала в зависимости от задержки сигнала в отсчетах.

Подразумевается, что анализируемый сигнал обладает следующими свойствами, характерными для речи [7]:

- локальный максимум НККФ, соответствующий действительному периоду основного тона вокализованной речи (исключая нулевую задержку), обычно является наибольшим и близким к единице;
- в случае, когда имеется несколько локальных максимумов НККФ близких к единице, то правильным будет выбрать тот, который соответствует наименьшему периоду;
- максимумы НККФ смежных фреймов расположены близко друг к другу, поскольку частота основного тона изменяется медленно;
- действительная частота основного тона иногда может резко увеличиться или уменьшиться в два раза;
- изменение состояния вокализованности происходит редко;
- для невокализованной речи значения НККФ (за исключением нулевой задержки) значительно ниже единицы;
- кратковременный спектр вокализованных и невокализованных фреймов сигнала обычно существенно различны;
- при переходе от невокализованного фрейма к вокализованному амплитуда сигнала обычно увеличивается, и, наоборот, при переходе от вокализованного к невокализованному – уменьшается.

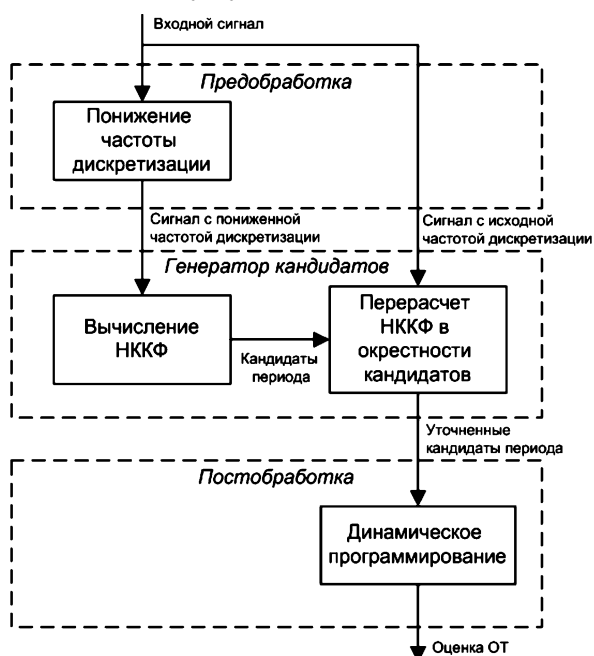


Рис. 1. Схема RAPT

На стадии постобработки выполняется поиск контура основного тона, объединяющего локальные максимумы НККФ, при этом накладывается ограничение, что частота основного тона изменяется медленно и, таким образом, значения ЧОТ смежных фреймов не должны сильно отличаться.

Основные шаги RAPT перечислены ниже [7] (рис. 1):

- создаются две версии анализируемого сигнала: одна с исходной частотой дискретизации, другая с существенно пониженной;
- вычисляется НККФ для всех фреймов сигнала с пониженной частотой дискретизации и всех задержек из допустимого диапазона периода основного тона; выполняется поиск и сохранение локальных максимумов полученных значений НККФ;
- вычисляется НККФ для всех фреймов сигнала с исходной частотой дискретизации в окрестностях локальных максимумов полученных значений НККФ с высоким разрешением;
- каждый из найденных максимумов является кандидатом периода основного тона для соответствующего фрейма;
- при помощи динамического программирования выполняется поиск контура частоты основного тона, соединяющего найденные кандидаты периода;

Краткое описание предлагаемого алгоритма

В предлагаемом алгоритме оценки частоты основного тона так же используется понижение частоты дискретизации (до 6кГц). При этом предполагается, что основная доля энергии вокализованного речевого сигнала приходится на нижнюю часть спектра (до 3кГц), и таким образом оценки мгновенной частоты каждой гармоники из этого диапазона достаточно для получения точного значения основного тона. При анализе других сигналов (отличных от речевых, например звука работающего двигателя) для получения более точных оценок частота дискретизации может не понижаться. Для оценки НККФ используются мгновенные гармонические параметры синусоидальной модели, характеризующие периодичность сигнала в каждый момент времени.

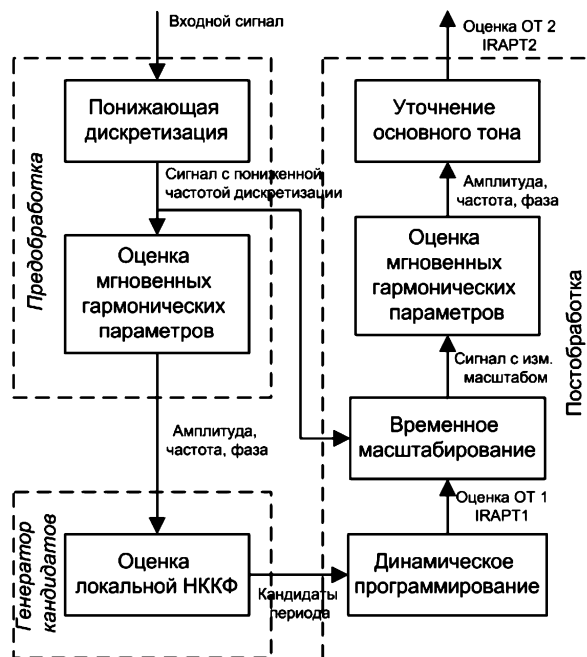


Рис. 2. Схема предлагаемого алгоритма оценки



Основные шаги предлагаемого алгоритма перечислены ниже [18] (рис. 2):

- понижение частоты дискретизации (как и в RAPT это выполняется для уменьшения числа требуемых операций); при обработке речевого сигнала новая частота дискретизации составляет примерно 6кГц; в отличие от RAPT точность оценки кандидатов не так сильно зависит от частоты дискретизации (в данном случае потеря точности обусловлена только потерей верхних гармоник), и потому оценка основного тона можно выполнить, используя всего один сигнал;

- вычисляются мгновенные параметры синусоидальной модели сигнала;

- вычисляется НККФ, используя полученные мгновенные параметры; значения НККФ сохраняются;

- каждый из локальных максимумов НККФ является кандидатом периода основного тона для соответствующего момента времени;

- при помощи метода динамического программирования выполняется поиск контура частоты основного тона, соединяющий найденных кандидатов периода; получаемая в результате оценка мгновенной частоты основного тона обозначена на схеме «IRAPT1»;

- используя контур полученной частоты основного тона сигнал масштабируется во временной области для того, чтобы обеспечить его стационарность;

- вычисляются мгновенные параметры синусоидальной модели масштабированного сигнала;

- на основе полученных параметров вычисляется уточненная оценка основного тона, которая обозначена на схеме «IRAPT2».

Оценка мгновенных гармонических параметров

Понятие мгновенных гармонических параметров возникает из предположения синусоидальной модели сигнала [19], которая представляет действительный сигнал $s(m)$ в виде суммы синусоид или действительной части комплексных экспонент с непрерывной амплитудой, частотой и фазой:

$$s(m) = \sum_p^P A_p(m) \cos \varphi_k(m) = \operatorname{Re} \left[\sum_p^P A_p(m) e^{j\varphi_p(m)} \right]$$

где P – число синусоид (комплексных экспонент), $A_p(m)$ – мгновенная амплитуда p -ой синусоиды, $\varphi_p(m)$ – мгновенная фаза p -ой синусоиды. Мгновенная частота $F_p(m)$, находящаяся в интервале $[0, \pi]$ (π соответствует частоте Найквиста), является производной от мгновенной фазы. Предполагается, что амплитуда $A_p(m)$ и частота $F_p(m)$ изменяются медленно, что означает ограничение полосы каждой из составляющих.

Представим сигнал $s(m)$ в виде суммы узкополосных аналитических сигналов $S_{F_\Delta, F_C^p}(m)$ [20], где $2F_\Delta$ соответствует ширине полосы, а F_C^p – центру полосы с индексом p , тогда

$$\begin{aligned} s(m) &= \operatorname{Re} \left[\sum_p^P S_{F_\Delta, F_C^p} \right] = \\ &= \sum_p^P A_p(m) \cos \varphi_k(m) = \operatorname{Re} \left[\sum_p^P A_p(m) e^{j\varphi_k(m)} \right], \\ A_p(m) &= \sqrt{R_p^2(m) + I_p^2(m)}, \\ \varphi_p(m) &= \arctan \left(\frac{-I(m)}{R(m)} \right), \\ F_p(m) &= \varphi'_p(m) \end{aligned}$$

где $R(m)$ и $I(m)$ являются действительной и мнимой частью $S_{F_\Delta, F_C^p}(m)$ соответственно. При вычислении $F_p(m)$, для того чтобы избежать разрывов, используются значения развернутой фазы из диапазона $[-\pi, \pi]$.

Нужно отметить, что приведенные выше соотношения имеют практический смысл только в том случае, если субполосные сигналы $S_{F_\Delta, F_C^p}(m)$ являются однокомпонентными [20], т.е. содержат не более одной гармоники основного тона. Для этого ширина полосы $2F_\Delta$ должна быть не больше минимально возможной частоты основного тона. Это условие достаточно легко удовлетворить в случае речевого сигнала, для которого принято считать, что основной тон не опускается ниже 50 Гц.

Требуемые аналитические сигналы $S_{F_\Delta, F_C^p}(m)$ могут быть получены путем фильтрации, используя следующую импульсную характеристику фильтров

$$h_p(n) = 2 \frac{\sin(F_\Delta n)}{n\pi} w(n) e^{-jF_C^p n}$$

где $w(n)$ – четная оконная функция. Данная импульсная характеристика может быть синтезирована оконным методом [20]. Выходом фильтра является требуемый узкополосный аналитический сигнал, который представляет собой свертку входного сигнала $s(m)$ с импульсной характеристикой $h_p(n)$:

$$S_{F_\Delta, F_C^p}(m) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_p(n) s(m-n) \quad (1)$$

При условии, что оконная функция $w(n)$ имеет конечную длину (равна нулю за пределами некоторого конечного интервала) и что значения частоты F_C^p распределены равномерно во всем частотном диапазоне, последнее выражение может быть вычислено при помощи быстрого преобразования Фурье (БПФ) или банка фильтров.

Изложенный метод оценки параметров синусоидальной модели позволяет более концентрированно распределить энергию квазипериодического сигнала в частотной области по сравнению с дискретным преобразованием Фурье (ДПФ). На рис. 3,а-б приведен пример представления речевого сигнала при помощи дискретного преобразования (ДПФ) и синусоидальной модели.

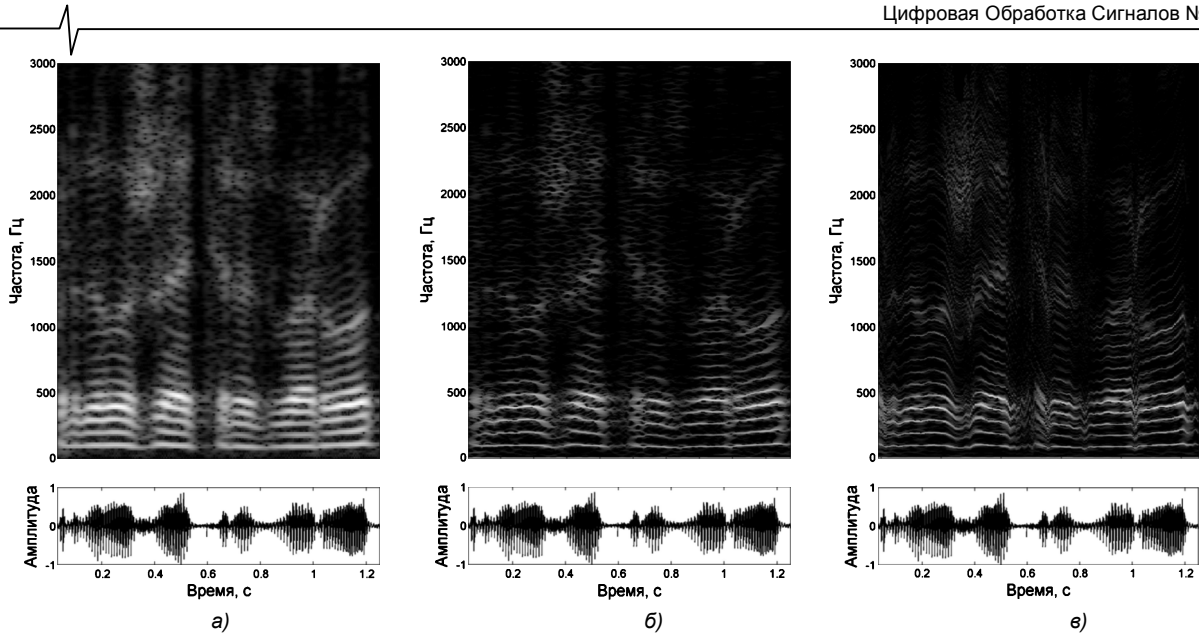


Рис. 3. Представление речевого сигнала в частотной области различными методами: а) ДПФ, б) оценка параметров синусоидальной модели, в) оценка параметров синусоидальной модели с временным масштабированием сигнала

В случае быстрых изменений частоты гармоники невозможно получить точной оценки ее параметров из-за указанного выше ограничения ширины полосы аналитических сигналов ($2F_{\Delta}$). Избежать влияния модуляций основного тона на оценку параметров можно путем использования частотно-модулированной импульсной характеристики фильтра [20]:

$$S_{F_{\Delta}, F_c^l}(m) = 2 \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin(F_{\Delta} n)}{n\pi} w(n) s(m+n) e^{-j\varphi_c(n)} \quad (2)$$

где $\varphi_c(n) = \sum_{l=0}^n F_c(l)$.

Для использования данного фильтра необходимо приближенно знать частотный контур каждой гармоники $F_c(l)$, который можно получить, имея приближенную оценку основного тона. В результате становится возможным оценить параметры гармоник более высоких порядков и еще больше локализовать энергию в частотной области – рис. 3 в.

Выражение (2) является неэффективным с вычислительной точки зрения и потому в практической реализации алгоритма не используется. Аналогичный результат можно получить, применяя выражение (1) к масштабированному сигналу. Временное масштабирование сигнала $s(m)$ заключается в его передискретизации с переменной частотой, согласованной с частотой основного тона, в результате чего частотный диапазон каждой гармоники сужается – рис. 4.

Операция временного масштабирования может существенно повысить точность оценки гармонических параметров для сигналов с быстрым изменением основного тона, однако она подразумевает увеличение алгоритмической задержки и вычислительной сложности. Контур частоты $F_c(l)$ не известен с самого начала, и это означает что данная техника может применяться только после предварительной (более грубой) оценки основного тона. В предлагаемом алгоритме данная процедура уточнения частоты основного тона является опциональной и выполняется на стадии постобработки.

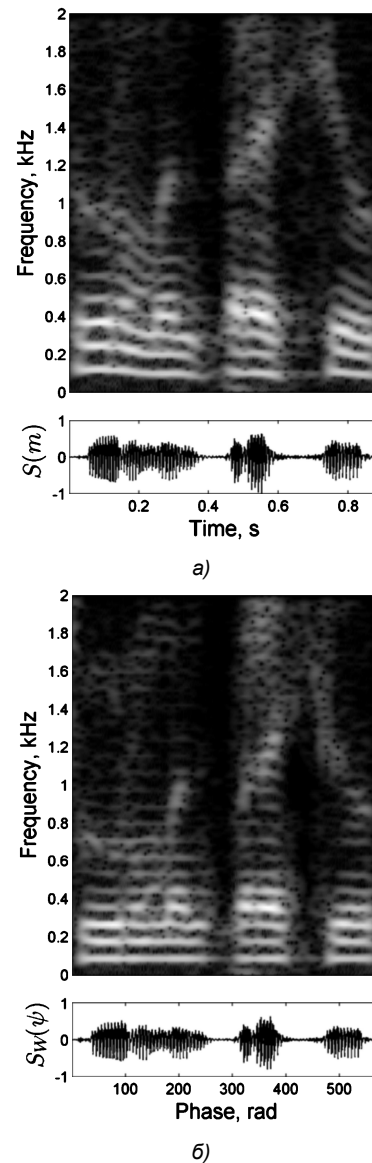
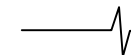


Рис. 4. Временное масштабирование сигнала, согласованное с частотой основного тона: а) исходный речевой сигнал; б) масштабированный сигнал



Функции оценки периодичности Начальная оценка ЧОТ (IRAPT1)

Одним из традиционных способом генерации кандидатов периода основного тона является автокорреляционная функция [7]. Пусть $s(m)$ – анализируемый сигнал, z – величина шага в отсчетах и n – размер окна, тогда автокорреляционная функция $R(x, k)$ для K отсчетов, задержки k и анализируемого фрейма x определяется как

$$R(x, k) = \sum_{i=m}^{m+n-k-1} s(i)s(i+k),$$

$$k = 0, K-1; m = xz; x = 0, M-1.$$

Благодаря относительной устойчивости к шуму автокорреляционная функция с успехом используется во многих алгоритмах оценки ЧОТ. Тем не менее, она имеет ряд недостатков, которые ограничивают ее использование в качестве функции генератора кандидатов периода. Основным из недостатков является необходимость использовать продолжительные окна анализа для того чтобы оценить периодичность сигнала во всем интересующем диапазоне. В результате резкие изменения ЧОТ приводят к потере четких пиков $R(x, k)$ в точке, соответствующей действительному периоду [7]. Другим недостатком является неодинаковое число отсчетов, участвующих в оценке $R(x, k)$ для разных задержек k . Это приводит к тому, что устойчивость автокорреляционной функции к шумам так же зависит от задержки и приводит к тому, что если для больших значений k окно анализа достаточно по длине, то для малых оно избыточно.

В RAPT периодичность фрагмента сигнала определяется при помощи НККФ $\phi(x, k)$, в которой недостатки автокорреляционной функции менее выражены. НККФ определяется как

$$\phi(x, k) = \frac{\sum_{i=m}^{m+n-1} s(i)s(i+k)}{\sqrt{e_m e_{m+k}}},$$

$$k = 0, K-1; m = xz; x = 0, M-1,$$

$$\text{где } e_i = \sum_{l=i}^{i+n-1} s_l^2.$$

Следует отметить, что значения $\phi(x, k)$ находятся в диапазоне от -1 до +1, причем функция приближается к верхнему пределу для задержек, кратных действительному периоду основного тона вне зависимости от амплитуды анализируемого сигнала. Допустимый диапазон периода основного тона не зависит от продолжительности окна анализа. Если анализируемый сигнал является белым шумом, то $\phi(x, k)$ будет приближаться к нулю для всех $k > 0$ при увеличении длины окна анализа.

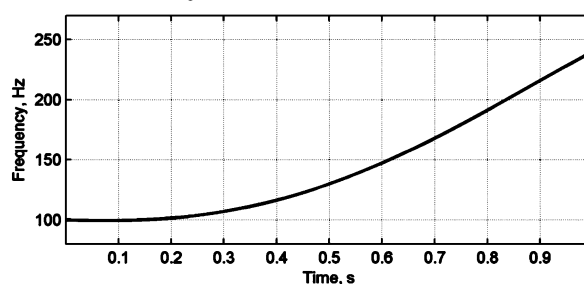
Как было сказано выше, в предлагаемом алгоритме оценки ЧОТ функция $\phi(x, k)$ оценивается при помощи мгновенных параметров синусоидальной модели сигнала. Параметрическое представление каждого отсчета $s(m)$, определяемое синусоидальной моделью, может быть использовано для вычисления мгновенной авто-

корреляционной функции $R_{inst}(m, k)$ используя теорему Винера-Хинчина:

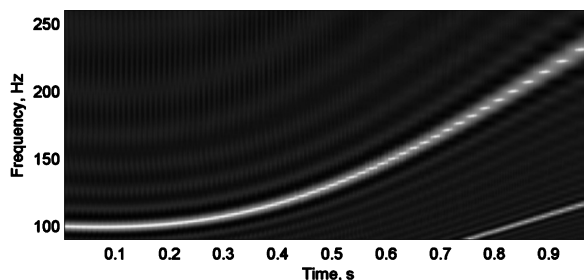
$$R_{inst}(m, k) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P A_p^2(m) \cos(F_p(m)k).$$

$R_{inst}(m, k)$ соответствует автокорреляционной функции, вычисленной для периодического сигнала бесконечной длины с постоянными значениями A_p и F_p . Поскольку окно анализа в данном случае бесконечно, то не будет разницы между нормированной автокорреляционной функцией и НККФ. Следовательно, НККФ можно оценить через мгновенные параметры синусоидальной модели следующим образом:

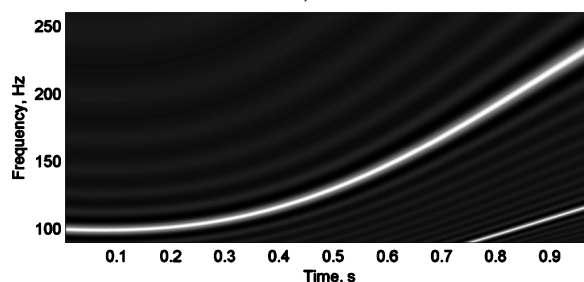
$$\phi_{inst}(m, k) = \frac{\sum_{p=1}^P A_p^2(m) \cos(F_p(m)k)}{\sum_{p=1}^P A_p^2(m)} \quad (3)$$



а)



б)



в)

Рис. 5. Функции генерации кандидатов искомого периода основного тона: а) действительный контур частоты основного тона, б) НККФ (RAPT), в) НККФ на основе синусоидальной модели сигнала (IRAPT)

Особенностью этой функции является то, что в отличие от НККФ, задержка k не обязательно должна быть целой и, таким образом, можно получить оценку периодичности для любого вещественного периода. Вторым важным отличием является то, что предлагаемая функция нечувствительна к любым изменениям частоты ос-

новного тона в окрестности отсчета m при условии, что полученные гармонические параметры являются достаточно точными. На рис. 5 показано, что для частотно-модулированного сигнала традиционная НККФ подвержена «эффекту ступенек», в то время как НККФ на основе синусоидальной модели формирует непрерывный контур кандидатов искомого периода основного тона.

Уточнение оценки ЧОТ (IRAPT2)

Учитывая то, что после первоначальной оценки основного тона и выполнения временного масштабирования каждый узкополосный аналитический сигнал соответствует одной гармонике основного тона, уточнение частоты основного тона может быть выполнено при помощи взвешенного среднего:

$$F_0(m) = \frac{\sum_{p=1}^P F_p(m) A_p(m)}{p \sum_{j=1}^P A_j(m)}.$$

Детали реализации алгоритма

Аппроксимация НККФ

Вычисление мгновенной функции генерации кандидатов периода основного тона $\hat{\phi}_{inst}(m, k)$ с высоким частотным разрешением непосредственно из приведенного выражения требует большого количества операций. На практике целесообразно использовать ее аппроксимацию $\hat{\phi}_{inst}(m, k)$, которая может быть получена при помощи следующих шагов:

1. Аппроксимация мгновенной частоты фиксированной равномерной шкалой $G = 0, \frac{\pi}{H}, \frac{2\pi}{H}, \dots, \frac{(H-1)\pi}{H}, \pi$. В результате чего вместо исходного вектора $F(m)$ мгновенной частоты формируется вектор $\hat{F}(m)$, содержащий элементы из фиксированного набора значений G . Число элементов шкалы $H+1$ определяет частотное разрешение аппроксимации.

2. Формирование амплитудного вектора $\hat{A}(m)$ размерности $2H$

$$\hat{A}_h(m) = \begin{cases} 0, G_{I(h)} \notin F(m) \\ \frac{A_p^2(m)}{\sum_{p=1}^P A_p^2(m)}, G_{I(h)} \in F(m), \text{ причём } G_{I(h)} = F_p(m) \end{cases},$$

где $I(h) = H+1 - |H+1-h|$, $h=1, 2, \dots, 2H$.

3. Вычисление быстрого обратного преобразования Фурье от вектора $\hat{A}(m)$.

4. Sinc-интерполяция полученных значений в нужном диапазоне.

Снижение вычислительной сложности происходит за счет использования быстрого обратного преобразования Фурье вместо многократного вычисления функции косинуса в выражении (3). В результате аппроксимация $\hat{\phi}_{inst}(m, k)$ вычисляется для некоторых фиксированных

дискретных значений k . Потеря точности определяется числом элементов частотной шкалы $H+1$ и шагом интерполяции.

Аппроксимация отсчетов масштабированного сигнала

Операция временного масштабирования может быть определена функцией масштабирования $W(\psi) = m$, которая ставит в соответствие отсчетам сигнала $s(m)$ фазу основного тона ψ . Масштабированный сигнал $s_W(\psi)$ вычисляется в моменты времени, соответствующие равному шагу фазы основного тона: $s_W(\psi) = s(W(\psi))$. Для вычисления сигнала в произвольный момент времени, соответствующий дробному значению m , используется теорема Котельникова, утверждающая, что непрерывный сигнал, соответствующий дискретному сигналу с ограниченным спектром можно интерполировать при помощи свертки дискретного сигнала с sinc-функцией. Для того, чтобы не вычислять sinc-функцию для каждого момента времени в процессе работы алгоритма используется заранее сформированная таблица sinc-функций со смещениями от -0.5 до 0.5 отсчетов и шагом 10^{-3} . Использование дискретного шага приводит к незначительному ухудшению точности, однако существенно сокращает число требуемых вычислительных операций.

Вычислительная сложность алгоритма и алгоритмическая задержка

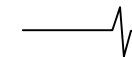
Вычислительная сложность понижения частоты дискретизации зависит линейно от частоты дискретизации исходного сигнала. Сложность оценки мгновенных параметров синусоидальной модели при помощи ДПФ-модулированного банка фильтров составляет $O(N + M \log_2 M)$, где N – порядок фильтра прототипа и M – число каналов банка. Сложность вычисления аппроксимации НККФ при помощи мгновенных параметров составляет $O(B \log_2 B)$, где B – формат быстрого обратного преобразования Фурье.

Первоначальная оценка частоты основного тона (IRAPT1) доступна с алгоритмической задержкой в 50мс, уточненная оценка (IRAPT2) требует дополнительной задержки в 43 мс.

Экспериментальная оценка точности алгоритма

Для оценки точности предложенного алгоритма используется набор искусственных, синтетических сигналов с заранее известной мгновенной частотой основного тона. Скорость изменения частоты основного тона сигналов изменяется от 0 до 2 Гц/мс. Значения тона находятся в пределах от 100 до 350Гц. Частота дискретизации сигналов – 44.1 кГц. К чистому тональному сигналу добавляется белый шум различной интенсивности для того, чтобы оценить устойчивость алгоритма к аддитивным шумам. Интенсивность шума определяется соотношением гармоники/шум (HNR)

$$HNR = 10 \lg \frac{\sigma_H^2}{\sigma_N^2},$$



где σ_H^2 - энергия гармонического сигнала и σ_N^2 - энергия шума. Диапазон HNR изменяется от 25дБ до 5дБ. Нижняя граница в 5дБ обусловлена тем, что фреймы с большим содержанием шума часто классифицируются RAPT как невокализованные.

Сравнивается пять различных алгоритмов: RAPT [7], YIN [8], SWIPE' [9] и две версии предложенного алгоритма оценки основного тона – одна без уточнения частоты основного тона (IRAPT 1) и вторая с уточнением частоты основного тона путем временного масштабирования сигнала (IRAPT 2).

Результат работы алгоритмов сравнивается в терминах: 1) процент грубых ошибок (gross pitch error - GPE) и 2) средний процент мелких ошибок (mean fine pitch error - MFPE).

Процент грубых ошибок вычисляется как

$$GPE(\%) = \frac{N_{GPE}}{N_V} \times 100,$$

где N_{GPE} - число фреймов с отклонением полученной оценки более чем на $\pm 20\%$ от настоящего значения основного тона, N_V - общее число вокализованных фреймов.

Средний процент мелких ошибок вычисляется для вокализованных фреймов без грубых ошибок

$$MFPE(\%) = \frac{1}{N_{FPE}} \sum_{n=1}^{N_{FPE}} \frac{|F_0^{true}(n) - F_0^{est}(n)|}{F_0^{true}(n)} \times 100,$$

где N_{FPE} - число вокализованных фреймов без грубых ошибок, $F_0^{true}(n)$ - действительные значения основного тона и $F_0^{est}(n)$ - оценочные значения основного тона.

Результаты тестирования алгоритмов с использованием синтетических сигналов приведены в табл. 1.

Приведенные результаты экспериментов показывают, что все алгоритмы имеют низкие показатели GPE и MFPE в случае неизменной частоты основного тона и преимущество IRAPT 1-2 становится заметным с увеличением частотных модуляций – рис. 6.

При наличии белого шума высокой интенсивности предлагаемый алгоритм сохраняет свое преимущество, однако при низких значениях HNR версия IRAPT 1 может быть предпочтительнее чем IRAPT 2.

Работа алгоритмов сравнивается с использованием натуральной речи при помощи речевой базы данных PTDB-TUG [21]. База данных содержит 2342 предложения, взятых из речевого корпуса TIMIT, прочитанных 10 дикторами мужчинами и 10 дикторами женщинами. База данных включает контрольные сигналы, полученные при помощи ларингографа и их оценочные значения частоты основного тона. Данные значения не могут рассматриваться как мгновенные, поэтому нельзя сравнить алгоритмы так же достоверно как в случае с синтетическими сигналами, однако эксперимент позволяет оценить применимость предложенного алгоритма к обработке настоящих речевых сигналов. Полученные результаты приведены в табл. 2.

Таблица 1. Сравнение алгоритмов оценки основного тона с использованием синтетических сигналов

		Скорость изменения частоты основного тона Гц/мс				
		0	0.5	1	1.5	2
HNR 25dB						
RAPT	GPE	0	0	0	7.90	18.42
	MFPE	0.037	0.103	0.219	0.405	0.778
YIN	GPE	0	0	0	0	5.36
	MFPE	0.002	0.156	0.778	2.136	3.905
SWIPE'	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.09	0.150	0.337	0.607	1.206
IRAPT 1	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.111	0.094	0.100	0.104	0.255
IRAPT 2	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.013	0.050	0.051	0.060	0.114
HNR 15dB						
RAPT	GPE	0	0	0	7.90	18.42
	MFPE	0.053	0.108	0.217	0.415	0.778
YIN	GPE	0	0	0	0	5.16
	MFPE	0.004	0.154	0.785	2.103	3.803
SWIPE'	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.165	0.193	0.347	0.632	1.194
IRAPT 1	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.113	0.094	0.102	0.111	0.273
IRAPT 2	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.049	0.056	0.065	0.074	0.148
HNR 5dB						
RAPT	GPE	0	0	0	10.52	18.42
	MFPE	0.161	0.205	0.268	0.506	0.871
YIN	GPE	0	0	0	0	4.33
	MFPE	0.019	0.151	0.813	1.948	3.524
SWIPE'	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.316	0.253	0.373	0.706	1.307
IRAPT 1	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.143	0.099	0.115	0.147	0.356
IRAPT 2	GPE	0	0	0	0	0
	MFPE	0.162	0.131	0.145	0.164	0.256

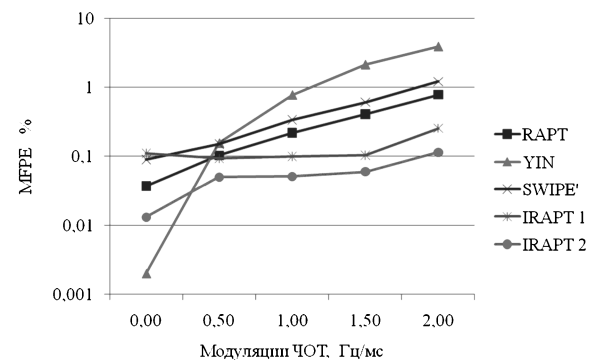


Рис. 6. Изменение точности оценки основного тона с увеличением частотных модуляций

Таблица 2. Сравнение алгоритмов оценки частоты основного тона с использованием речевых сигналов

	Мужской голос		Женский голос	
	GPE	MFPE	GPE	MFPE
RAPT	3.687	1.737	6.068	1.184
YIN	3.184	1.389	3.960	0.835
SWIPE'	0.783	1.507	4.273	0.800
IRAPT 1	1.625	1.608	3.777	0.977
IRAPT 2	1.571	1.565	3.777	1.054

Для натуральных речевых сигналов предложенный алгоритм показывает близкий результат к другим алгоритмам оценки, что говорит о его применимости в реальных приложениях обработки речи.

Заключение

В работе предложен алгоритм оценки мгновенной частоты основного тона. Основными достоинствами алгоритма являются высокое частотно/временное разрешение и устойчивость к частотным модуляциям основного тона. Алгоритм использует RAPT в качестве архитектурной основы, однако содержит ряд существенных модификаций: 1) генератор кандидатов искомого периода основного тона вычисляется на основе мгновенных гармонических параметров синусоидальной модели сигнала, что позволяет оценить периодичность применительно к отдельному моменту времени, а не к целому фрейму сигнала; 2) функция генератора кандидатов нечувствительна к частотным модуляциям основного тона; 3) на стадии постобработки выполняется уточнение основного тона путем временного масштабирования сигнала и более точной оценки параметров модели. Тестирование алгоритма выполнено с использованием синтетических сигналов с известной мгновенной частотой основного тона и различным соотношением гармоники/шум. Показано, что точность оценок предложенного алгоритма снижается медленнее чем у RAPT, YIN и SWIPE' при повышении скорости изменения частоты основного тона. Алгоритм является устойчивым к аддитивному шуму. Эксперименты с натуральной речью показали, что предложенный алгоритм применим к приложениям обработки речи. Алгоритм может быть использован в реальном масштабе времени в приложениях, где допускается постоянная алгоритмическая задержка в 50-90мс.

Литература

- Hess, W. J. «Pitch and voicing determination», in *Advances in Speech Signal Processing*, edited by S. Furui and M. M. Sohndi (**Marcel Dekker, New York), 1992, pp. 3–48.
- Hermes, D. J. «Pitch analysis,» in *Visual Representations of Speech Signals*, edited by M. Cooke, S. Beet, and M. Crawford Wiley, ** New York, 1993, pp. 3–25.
- D. Gerhard. Pitch Extraction and Fundamental Frequency: History and Current Techniques, technical report, Dept. of Computer Science, University of Regina, 2003.
- V. Sercov, A. Petrovsky «The method of pitch frequency detection on the base of turning to its harmonics» / Sercov V., Petrovsky A. //Proc. of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO-98), pp. 1137-1140, Island of Rhodes, Greece, 8-11 September, 1998.
- A. Pavlovets and A. Petrovsky, «Robust HNR-based closed-loop pitch and harmonic parameters estimation» / Pavlovets A., Petrovsky A. // Proc. the 12th Annual Conference of the International Speech Communication Association (Interspeech-2011), Italy, Florence, 27-31 August 2011.
- P. Zubrycki and A. Petrovsky, «Quasi-periodic signal analysis using harmonic transform with application to voiced speech processing»/ Zubrycki P., and Petrovsky A. // ISCAS 2010: 2374-2377.
- D. Talkin, «A Robust Algorithm for Pitch Tracking (RAPT)» in «Speech Coding & Synthesis», W B Kleijn, K K Paliwal eds, Elsevier ISBN 0444821694, 1995.
- A. Cheveigné and H. Kawahara «YIN, a fundamental frequency estimator for speech and music», *Journal Acoust. Soc. Am.*, vol. 111, no. 4, pp 1917-1930, Apr. 2002.
- A. Camacho and J. G. Harris, «A sawtooth waveform inspired pitch estimator for speech and music», *Journal Acoust. Soc. Am.*, vol. 123, no. 4, pp 1638-1652, Sep. 2008.
- J.O. Hong and P.J. Wolfe, «Model-based estimation of instantaneous pitch in noisy speech» in *Proceedings of INTERSPEECH*, 2009.
- B. Resch, M. Nilsson, A. Ekman and W. B. Kleijn «Estimation of the Instantaneous Pitch of Speech», *IEEE Trans. on Audio, Speech, and Lang. Process.*, 2007, vol. 15, no. 3, pp. 813-822.
- Kobayashi, T. Fundamental frequency estimation based on instantaneous frequency amplitude spectrum / T. Kobayashi, D. Arifianto, T. Masuko // Proc of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). – 2002. – P. I-329-I-332.
- Kawahara, H., Masuda-Katsuse, I., and de Cheveigne, A. «Restructuring speech representations using a pitch-adaptive time-frequency smoothing and an instantaneous-frequency-based F0 extraction: Possible role of a repetitive structure in sounds,» *Speech Commun.* 1999. 27, P. 187–207.
- E. Azarov, and A. Petrovsky, «Real-time voice conversion based on instantaneous harmonic parameters» / E. Azarov, and A. Petrovsky // Proc. of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP-2011), pp. 5140 - 5143, Prague, Czech Republic, May 22-27, 2011.
- Hajime Sano and B. Keith Jenkins. A neural network model for pitch perception. *Computer Music Journal*, 13(3):41–48, Fall 1989.
- Barnard, E., Cole, R. A., Vea, M. P., and Alleva, F. A. «Pitch detection with a neural-net classifier», *IEEE Trans. Signal Process.* 39, 1991, pp. 298–307.
- Shahnaz, C., Zhu W.P., Ahmad M. O. «Pitch estimation based on a harmonic sinusoidal autocorrelation model and a time-domain matching scheme», *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, no. 1, pp. 322-335, January 2012.
- Azarov, E. Instantaneous Pitch Estimation Based on RAPT Framework / E. Azarov, M. Vashkevich and A. Petrovsky // Proc. of the 20th European Signal Process. Conf. (EUSIPCO-2012). – 2012. – P. 2787–2791.
- Abe, T. and Honda, M. «Sinusoidal model based on instantaneous frequency attractors», *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, Volume: 14, Issue 4, pp. 1292 – 1300, July 2006.
- Al. Petrovsky, E. Azarov and A. Petrovsky, «Hybrid signal decomposition based on instantaneous harmonic parameters and perceptually motivated wavelet packets for scalable audio coding», *Signal Processing*, vol. 91, Issue 6, *Fourier Related Transforms for Non-Stationary Signals*, pp. 1489-1504, June 2011.
- G. Pirker, M. Wohlmayr, S. Petrik and F. Pernkopf, «A Pitch Tracking Corpus with Evaluation on Multipitch Tracking Scenario», in *Proceedings of INTERSPEECH*, 2011, p. 1509-1512.

ПИКФАКТОР СИГНАЛОВ OFDM И НЕЛИНЕЙНЫЕ ИСКАЖЕНИЯ В РАДИООБОРУДОВАНИИ СИСТЕМ БЕСПРОВОДНОГО ДОСТУПА

Шинаков Ю.С., д.т.н., профессор, зав. кафедрой Московского технического университета связи и информатики, e-mail: shinarov1@mtuci.ru.

Ключевые слова: беспроводной доступ, пикфактор, технология OFDM, нелинейные искажения, имитационное моделирование.

Введение

Беспроводные системы доступа обладают рядом очевидных преимуществ, таких как относительно низкая стоимость построения сети и доступность для мобильных абонентов. С другой стороны фундаментальным фактором, ограничивающим широкое распространение беспроводных систем, является ограниченность полосы радиочастот. В связи с этим были проведены активные исследования с целью разработки новых телекоммуникационных технологий, отвечающих современным требованиям к скорости передачи информации и высокой спектральной эффективности. Одной из наиболее подходящих технологий беспроводной связи в настоящее время считается ортогональное частотное разделение с мультиплексированием (Orthogonal Frequency Division Multiplexing - OFDM). Благодаря некоторым особенностям данной технологии соответствующие системы доступа обладают относительно высокой спектральной эффективностью и достаточно высокой устойчивостью к особенностям сигнала и к помехам, возникающим в каналах мобильной связи. Широко известные методы цифровой обработки сигналов, такие как дискретное преобразование Фурье и быстрые алгоритмы преобразования Фурье, лежащие в основе технологии OFDM, обеспечили существенное снижение сложности радиооборудования, что, в свою очередь, привело к снижению стоимости этого оборудования.

Общепризнанными преимуществами технологии OFDM являются: высокая потенциальная помехоустойчивость, эффективность использования полосы радиочастот, простота основных технических решений методами цифровой обработки сигналов. В настоящее время OFDM широко используется в европейских системах цифрового телерадиовещания. В России, в рамках происходящего перехода от аналогового вещания к цифровому, использование OFDM технологии для уплотнения каналов аналогового вещания позволяет в полной мере воспользоваться всеми преимуществами цифрового мультимедийного радио- и телевещания и информационного обслуживания. Технология OFDM выбрана в качестве основы стандартов беспроводных сетей нового типа (IEEE 802.11(Wi-Fi), IEEE 802.16 (WiMAX), 3GPP LongTermEvolution (LTE)).

Путем имитационного моделирования на ЭВМ и аналитическими методами показано, что анализ нелинейных искажений в усилителях мощности базовых и мобильных станций систем доступа с технологией OFDM может быть выполнен на основе анализа искажений как огибающей тестового сигнала, так и его мгновенных значений. Контролируемыми параметрами усилителя мощности являются мощность неискаженного сигнала и отношение Сигнал/Помеха на выходе усилителя.

Однако существенным недостатком этой технологии является высокое значение пикфактора радиосигналов, которые должны излучать абонентские терминалы и базовые станции. Такое значение пикфактора радиосигнала – отношение максимального мгновенного значения мощности колебания к ее среднему значению – объясняется тем, что радиосигнал при технологии OFDM является суммой большого количества поднесущих колебаний (как правило более 100) со случайными амплитудами и начальными фазами, вследствие чего в соответствии с центральной предельной теоремой теории вероятностей излучаемое колебание $X(t)$ можно рассматривать как узкополосный гауссовский случайный процесс. Средняя мощность P_{cp} такого процесса равна его дисперсии σ^2 , а мгновенное значение процесса может превысить значение 3σ с вероятностью 0,03, так что мгновенная мощность $P(t)$ может превысить P_{cp} примерно в 5 раз с конечной вероятностью. В результате стремление обеспечить линейный режим для усилительных элементов радиооборудования приводит к низкому значению коэффициента полезного действия передатчиков и не эффективному использованию батарей мобильных терминалов. Повысить энергетическую эффективность оборудования при технологии OFDM можно лишь допустив контролируемый уровень нелинейных искажений радиосигнала.

Поэтому представляются актуальными задачи исследования свойств помех, возникающих в радиооборудовании с технологией OFDM из-за наличия нелинейных искажений (компрессии) радиосигнала, и последующей оценки их влияния на помехоустойчивость соответствующих систем радиодоступа. Как правило, устройством, обуславливающим компрессию радиосигнала, является усилитель мощности мобильной или базовой станции.

В настоящее время имеется много опубликованных работ, в которых решаются задачи в той или иной степени близкие к названным выше. Здесь укажем лишь на некоторые из них. В первую очередь следует упомянуть монографии [1, 2, 3], в которых изложены общие аналитические методы анализа нелинейных устройств при случайных воздействиях. В статье [4] приведены резуль-

таты статистического моделирования при оценке влияния нелинейности амплитудной характеристики (АХ) передатчика на основные характеристики радиолинии – энергетическую и спектральную эффективность. Рассматривается резонансный усилитель мощности с нелинейной амплитудной характеристикой $y = f(x)$, определяющей функциональную связь между мгновенными значениями огибающих радиосигнала на входе x и на выходе y усилителя мощности (УМ); предполагается, что частота и фаза входного колебания воспроизводятся на выходе усилителя без искажения. Для анализа было выбрано несколько аналитических выражений для функции $f(x)$, описывающих как линейный режим усиления при малых уровнях входного сигнала, так и режимы компрессии и насыщения при больших значениях огибающей входного сигнала. Рассматривались следующие варианты входного испытательного сигнала: 1) два гармонических сигнала с одинаковыми амплитудами U и разными частотами, лежащими в полосе пропускания усилителя, 2) узкополосный гауссовский шум с П-образной спектральной плотностью мощности, 3) один сигнал с квадратурной амплитудной модуляцией КАМ-4, 16, 64 при фильтрации квадратурных компонент этих радиосигналов безинтерференционными фильтрами нижних частот [5]. Для оценки влияния нелинейности АХ усилителя выбраны следующие две зависимости: 1) зависимость $p(\sigma)$ полезной относительной доли выходной мощности

$$p = 10 \lg \left(\frac{P_{\text{вых } C}}{P_H} \right) \text{ к мощности насыщения } P_H \text{ от}$$

эффективного значения σ испытательного сигнала, 2) зависимость $r(\sigma)$ отношения значения мощности r помехи к мощности неискаженного сигнала на выходе УМ от эффективного значения σ испытательного сигнала.

Реальные характеристики УМ, полученные в том числе и в результате физических измерений, можно найти в [6, 7, 8], где приведены сведения как фазовых искажениях, так и о более общем описании нелинейных усилителей с помощью рядов Вольтерра, когда безинерционное нелинейное преобразование нельзя отделить от памяти устройства

Модели испытательного сигнала и нелинейного усилителя мощности

Входной сигнал усилителя мощности (УМ) будем рассматривать как квазигармоническое колебание с медленно меняющимися огибающей $A(t)$ и фазой $\Phi(t)$ [5]:

$$\begin{aligned} u(t) &= A(t) \cos[\omega_0 t + \Phi(t)] = \\ &= \text{Re}\{A(t) \exp[j\Phi(t)] \exp(j\omega_0 t)\} =, \\ &= \text{Re}\{\dot{a}(t) \exp(j\omega_0 t)\} \end{aligned} \quad (1)$$

где $\dot{a}(t)$ является комплексной огибающей.

Обычно в качестве УМ в современных системах ис-

пользуются лампы бегущей волны или твердотельные элементы. Динамические характеристики таких усилителей, связывающие комплексные огибающие $\dot{a}(t)$ входного и $\dot{b}(t)$ выходного сигналов, не являются линейными во всем обычно используемом диапазоне значений входного сигнала. Для описания таких нелинейных УМ часто используют следующую модель:

$$\dot{b}(t) = G[A(t)] \exp\{j\Phi(t) + Q A(t)\}, \quad (2)$$

где функции от вещественных аргументов $G(A)$ и $Q(A)$ описывают амплитудную нелинейную характеристику усилителя и дополнительную угловую модуляцию, возникающую в УМ из-за амплитудно-фазовой конверсии.

Как и в [4], в данной работе будем предполагать, что УМ воспроизводит «частоту и фазу входного колебания без искажений, так что его нелинейность определяется только нелинейностью амплитудной характеристики». В соответствии с этим предположением для дальнейшего мы принимаем, что $Q[A] \equiv 0, 0 \leq A < \infty$. Такое предположение оказывается правомерным в том случае, если в УМ предусматривается «линеаризатор», осуществляющий компенсацию амплитудно-фазовой конверсии.

Кроме того рассмотрение здесь ограничим лишь двумя моделями нелинейной АХ УМ: [4, 6]:

$$G1(A) = \begin{cases} A, & A \leq 1.0, \\ 1, & A > 1.0, \end{cases} \quad Q(A) \equiv 0, \quad (3)$$

$$G2(A) = \begin{cases} A - 0,148 \cdot A^3, & A \leq 1.5, \\ 1, & A > 1.5. \end{cases} \quad (4)$$

На рис. 1 приведены графики этих функций.

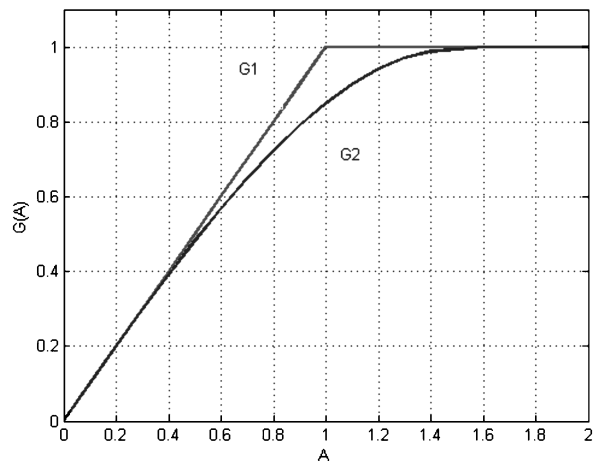
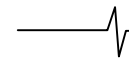


Рис. 1. Характеристики усилителя мощности для огибающих сигналов на входе и выходе

При такой нормировке значений огибающей, принятой на рис.1, мощность насыщения определяется для значения $A = 1$, так что $P_H = 0,5$.

Однако существует и широко используется и другой способ описания УМ как нелинейного безынерционного устройства, в основе которого лежит функциональная связь между мгновенными значениями входного $u(t)$ и выходного $y(t)$ сигналов:



$$y(t) = g[u(t)]; \quad (5)$$

Такая связь обычно применяется в радиотехнике, если $u(t)$ является напряжением на входе усилителя, а $y(t)$ – током в нагрузке усилителя. Эквивалентными для функций (3) и (4) в этом случае являются зависимости [7]:

$$g1(u) = \begin{cases} u, & |u| \leq 1.0, \\ 1, & u > 1.0, \\ -1, & u < -1.0, \end{cases} \quad (6)$$

$$g2(u) = \begin{cases} u - 0,148 \cdot u^3, & |u| \leq 1.5, \\ 1, & u > 1.5, \\ -1, & u < -1.5. \end{cases} \quad (7)$$

Графики функций (6) и (7), которые будем называть динамическими характеристиками УМ, изображены на рис. 2.

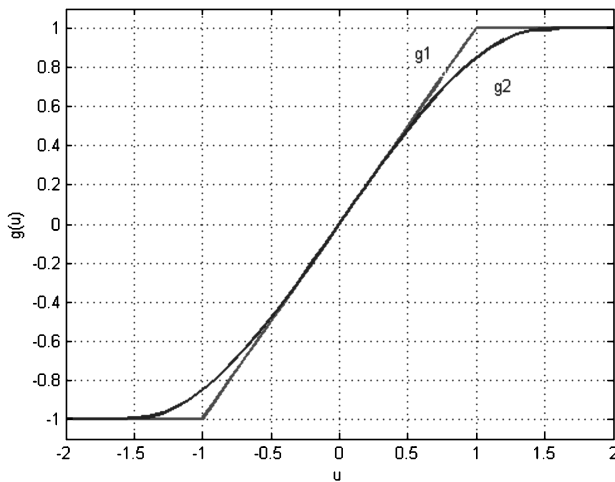


Рис. 2. Динамические характеристики усилителя мощности

В качестве испытательного сигнала $X(t)$ при изменении помех, возникающих из-за нелинейных искажений, используем узкополосный гауссовский стационарный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и физической спектральной плотностью мощности

$$S_x(f) = \begin{cases} b, & |f - f_0| \leq F, \\ 0, & |f - f_0| > F, \end{cases} \quad (8)$$

где f_0 – центральная частота этого спектра. Такая форма спектра испытательного сигнала удовлетворительно описывает форму реальной спектральной плотности мощности сигналов в широкополосных системах передачи информации с технологией OFDM. Дисперсия такого процесса (мощность) равна $\sigma^2 = b \cdot F$.

Для узкополосного процесса $X(t)$ огибающая $A(t)$ обычно определяется через квадратурные компоненты $B(t)$ и $C(t)$, которые в рассматриваемом здесь случае будут являться независимыми гауссовскими процессами с нулевыми математическими ожиданиями и одинаковыми спектральными плотностями мощности

$$S_B(f) = S_C(f) = \begin{cases} b, & |f| \leq F, \\ 0, & |f| > F. \end{cases} \quad (9)$$

Дисперсия каждого из этих процессов равна σ^2 . Вещественная огибающая $A(t)$ процесса $X(t)$ при этом определяется следующим образом:

$$A(t) = +\sqrt{B^2(t) + C^2(t)}; \quad (10)$$

Фаза $\Phi(t)$ в представлении (1) также может быть определена через квадратурные компоненты:

$$\Phi(t) = \arctg \left[\frac{C(t)}{B(t)} \right]. \quad (11)$$

Известны и обратные представления квадратурных компонент [1]:

$$B(t) = A(t) \cos[\Phi(t)], \quad C(t) = A(t) \sin[\Phi(t)]. \quad (12)$$

Анализ нелинейных искажений в УМ выполним двумя способами: 1) анализ на основе амплитудной характеристики УМ [4]; 2) анализ на основе динамической характеристики УМ [1]. Цель анализа – построение зависимостей выбранных выше параметров $p(\sigma)$ и $r(\sigma)$, характеризующих качество УМ при наличии компрессии, от эффективного значения σ процесса на входе усилителя. В результате мы получим возможность сравнить важнейшие характеристики УМ, полученные разными способами, условия применимости которых существенно различаются.

Методика анализа на основе амплитудной характеристики УМ

При анализе примем следующую нормировку входных и выходных сигналов [4]:

– значения огибающей сигнала на входе и выходе нормируем на их максимальные значения, при которых начинается насыщение для характеристики (3); коэффициент усиления УМ при такой нормировке оказывается равным 1;

– коэффициент компрессии УМ при $A = 1$ для характеристики (4) при этом оказывается равным $20 \lg(g(1)) = -1,41$ дБ;

– полином в (4) достигает максимального значения при $A = 1,48$.

При выбранном испытательном сигнале в виде узкополосного гауссовского случайного процесса с нулевым математическим ожиданием одномерная плотность вероятности огибающей является релейской:

$$w(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{a^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad a \geq 0. \quad (13)$$

В дальнейшем нам потребуется устанавливать различные уровни компрессии сигнала из-за нелинейности амплитудной характеристики УМ. В соответствии с определением, компрессия при АХ УМ (4) и значении амплитуды входного сигнала $A \leq 1,5$, равна

$$d = 20 \lg \left[\frac{A - 0,148A^3}{A} \right], \text{ [дБ]},$$

откуда можно определить пороговое значение огибающей входного сигнала, при котором значение компрессии оказывается равным заданному значению d дБ:

$$A_d = \left\{ \left[1 - 10^{-d/20} \right] / 0,148 \right\}^{1/2}.$$

В табл. 1 приведены некоторые значения огибающей входного сигнала УМ и соответствующие им значения компрессии, вычисленные по этим формулам.

Таблица 1. Компрессия при различных значениях огибающей

d [дБ]	- 0,5	- 1,0	- 2,0	- 3,0	- 4,0
A_d	0,6148	0,8572	1,1788	1,4048	1,5781
σ_d	0,23	0,3189	0,4386	0,5227	0,5872

В рассматриваемой задаче огибающая входного сигнала является случайным процессом, одномерная плотность вероятности которого является релейской. Поэтому традиционное определение компрессии здесь использовать не удастся. Можно лишь указать пороговые значения A_d , которые огибающая превышает с вероятностью p_d , при которых компрессия равна d дБ. Если при этом значение вероятности p_d выбрать достаточно малым, то можно быть уверенным, что значение компрессии практически не превышает значения d дБ.

Для огибающей с плотностью вероятности (13) вероятность превышения порогового значения A_d

$$P\{A \geq A_d\} = \exp\{-A_d^2 / 2\sigma^2\} = p_d.$$

Теперь можно указать значение параметра σ плотности вероятности огибающей $A(t)$, при котором огибающая сигнала на входе УМ превышает пороговое значение A_d , соответствующее компрессии d дБ, с заданной вероятностью p_d :

$$\sigma_d = A_d / [-2 \ln(p_d)]^{1/2}.$$

Последнее равенство позволяет для пороговых значений A_d , указанных в табл. 1, устанавливать значение параметра σ_d огибающей входного сигнала, при котором превышение этого порогового значения происходит с вероятностью p_d . Если при этом значение вероятности p_d выбрать достаточно малым, то можно утверждать, что значения реализации огибающей $A(t)$ на любом интервале времени практически не превышают значения A_d , что будет использовано в последующем при имитационном моделировании. Например, если принять $p_d = 0,027$, то значение параметра σ_d следует определять по формуле:

$$\sigma_d = A_d / 2,6877.$$

В табл. 1 приведены также значения параметра σ_d

распределения огибающей входного сигнала УМ, при которых огибающая превышает пороговые значения A_d с вероятностью $p = 0,027$.

Отметим также, что для гауссовского тестового сигнала мощность входного сигнала УМ $P_{BX} = \sigma^2$. Так что уровень компрессии для нелинейного УМ можно устанавливать путем изменения значения параметра σ^2 .

Для исследования вероятностных характеристик помехи, возникающей из-за нелинейности АХ УМ, используем методику имитационного моделирования на ЭВМ, предложенную в [4]. Испытательный сигнал на входе УМ имеет мощность, равную σ^2 , так что σ представляет собой «эффективное значение входного шумового радиосигнала УМ». Формирование реализаций огибающей будем осуществлять по реализациям квадратурных компонент в соответствии с формулой (12), в которой квадратурные компоненты имеют спектральную плотность мощности (9), нулевые математические ожидания и дисперсии σ^2 . Эти же реализации квадратурных компонент будем использовать для формирования реализаций фазы (11). Далее реализации огибающей подвергаются нелинейному функциональному преобразованию в соответствии с формулами (3) и (4), что позволяет сформировать реализации огибающей $D(t)$ радиосигнала на выходе УМ (рис. 3).

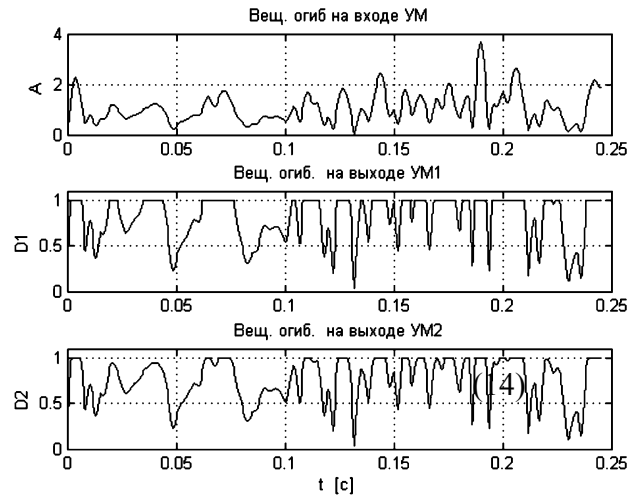
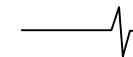


Рис. 3. Реализации огибающих на выходе УМ (D1 - АХ 1 (3); D2- АХ 2 (4))

Сформированные таким образом реализации огибающей $D(t)$ и фазы $\Phi(t)$ (11) радиосигнала на выходе УМ далее можно использовать для формирования квадратурных компонент выходного сигнала УМ по формулам (12):

$$B_D(t) = D(t) \cos[\Phi(t)], C_D(t) = D(t) \sin[\Phi(t)].$$

Теперь, следуя методике работы [4], разделим выходной сигнал на два слагаемых: 1) неискаженный усиленный сигнал на входе $K_x(t)$, 2) разность $z(t) = y(t) - K_x(t)$ между выходным сигналом $y(t)$ усилителя и $K_x(t)$, которую примем в качестве



модели помехи, возникшей из-за нелинейности АХ УМ. Значение коэффициента

$$K = \overline{x(t)y(t)} / \overline{x^2(t)}$$

находим из условия минимального значения величины $\overline{z^2(t)}$, где черта сверху обозначает среднее значение по времени соответствующей реализации. В обозначениях данной статьи выражение для коэффициента K имеет вид:

$$K = \overline{[B(t)B_D(t) + C(t)C_D(t)]} / \overline{B^2(t) + C^2(t)}.$$

В результате для оценки мощности полезного неискаженного сигнала на выходе УМ можно принять

$$\hat{P}_{\text{вых } C} = 0,5K^2 \overline{x^2(t)}.$$

Если в качестве оценки общей мощности выходного колебания УМ принять $\hat{P}_{\text{вых общ}} = 0,5\overline{D^2(t)}$, то в качестве оценки мощности помехи на выходе УМ примем

$$\hat{P}_{\text{вых } \Pi} = \hat{P}_{\text{вых общ}} - \hat{P}_{\text{вых } C}.$$

Измеренные таким образом величины позволяют получить оценки следующих параметров, характеризующих качество УМ с нелинейной АХ:

– отношение мощности $\hat{P}_{\text{вых } C}$ полезного неискаженного сигнала на выходе к мощности на выходе $P_H = 0,5$ в режиме насыщения при гармоническом сигнале на входе – $p = 10 \lg(2\hat{P}_{\text{вых } C})$;

– отношение мощности помехи к мощности сигнала на выходе УМ $r = 10 \lg \left(\frac{\hat{P}_{\text{вых } \Pi}}{\hat{P}_{\text{вых } C}} \right)$.

Результаты имитационного моделирования

На рис. 4 приведены графики функций $p(\sigma^2)$ для АХ 1 (формула (3)) и АХ 2 (формула (4)) УМ, которые характеризуют нормированную мощность неискаженного сигнала на выходе УМ (нормировка относительно мощности насыщения P_H). Следует отметить, что эти графики характеризуют также зависимость этих параметров УМ от уровня компрессии d , допускаемой с вероятностью p_d .

Аналогичные графики для помехи $r(\sigma^2)$ для УМ с АХ 1 и АХ 2 приведены на рис. 5.

Основные выводы, которые можно сделать на основе анализа этих рисунков, можно сформулировать следующим образом:

1) доля мощности неискаженного сигнала на выходе УМ с АХ 1 оказывается больше на 0,5 – 0,7 дБ мощности сигнала на выходе УМ с АХ 2 для всех значений мощности входного сигнала;

2) мощность помехи на выходе УМ с АХ 1 при малых значениях мощности входного сигнала существенно

меньше, а при больших значениях – больше мощности помехи на выходе усилителя мощности с АХ 2 на 1,5 – 2 дБ;

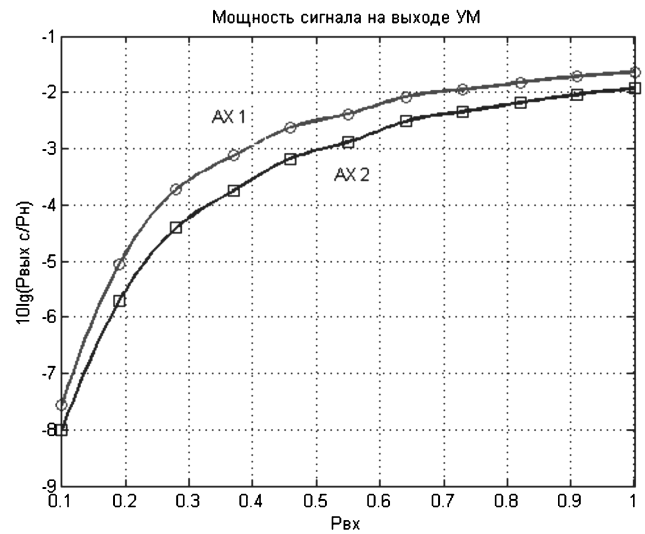


Рис. 4. Анализ на основе амплитудных характеристик УМ

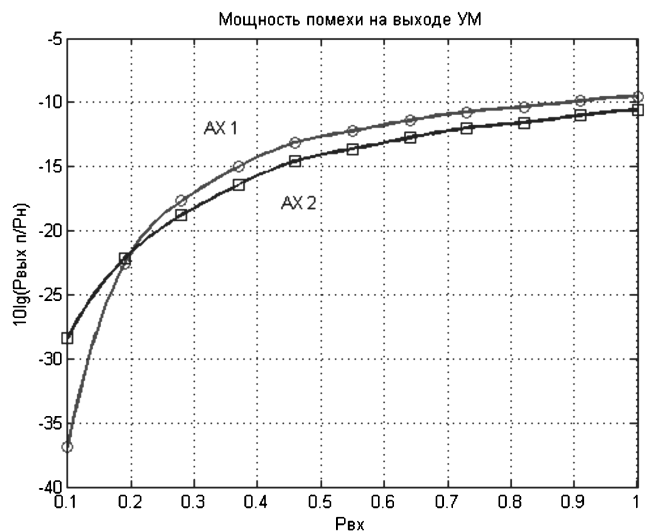


Рис. 5. Анализ на основе амплитудных характеристик УМ

3) мощность $\hat{P}_{\text{вых } C}$ неискаженного полезного сигнала на выходе УМ монотонно возрастает с ростом мощности $P_{\text{вх}}$ сигнала на входе (рис. 4); однако отношение Сигнал/Помеха (r^{-1}) на выходе с ростом $\hat{P}_{\text{вх}}$ быстро падает; графики на рис. 5 позволяют указать максимально допустимую мощность сигнала на входе, при которой отношение Сигнал/Помеха на выходе УМ не меньше требуемого значения;

4) графики на рис. 4 и рис. 5 получены для испытательного сигнала в виде гауссовского процесса с П-образной спектральной плотностью мощности путем имитационного моделирования на ЭВМ; однако примененная здесь методика имитационного моделирования может быть использована для получения аналогичных графиков любого квазигармонического процесса, для которого оказывается возможным моделирование квадратурных компонент. В частности, это можно сделать для всех радиосигналов с современными методами модуляции.

Методы анализа на основе динамической характеристики УМ

Для случая гауссовского испытательного сигнала и нелинейного безинерционного преобразования известны аналитические способы анализа помех, возникающих из-за нелинейности динамической характеристики УМ [1, 2, 3]. В данной работе будут использованы два из них: метод производных для характеристики усилителя (6) и прямой метод вычислений для динамической характеристики (7). Каждый из этих методов детально изложен в [1], где рассмотрены в том числе и конкретные примеры, которые можно использовать для получения решений задачи этой статьи.

Как и в предыдущем разделе, для сигнала $y(t)$ на выходе УМ используем представление $y(t) = Kx(t) + z(t)$, в котором первое слагаемое представляет собой неискаженный усиленный входной испытательный сигнал, а $z(t) = y(t) - Kx(t)$ – помеха, возникшая из-за нелинейности динамической характеристики УМ. Начальную моментную функцию второго порядка процесса $y(t)$ можно представить в виде:

$$B_y(t_1, t_2) = M\{y(t_1)y(t_2)\} = K^2 M\{x(t_1)x(t_2)\} + \Psi_{xz}(t_1, t_2), \quad (15)$$

где функция $\Psi_{xz}(t_1, t_2)$ представляет собой сумму корреляционной функции помехи $z(t)$ и взаимной корреляционной функции этой помехи и выходного сигнала $Kx(t)$ УМ. Поскольку испытательный сигнал является стационарным процессом, то процесс на выходе УМ также является стационарным, так что в (15) корреляционные функции будут зависеть только от разности $\tau = t_2 - t_1$ рассматриваемых моментов времени. В [1] для характеристики (6) УМ методом производных получено следующее явное выражения для корреляционной функции (15):

$$B_y(\tau) = \left[2F\left(\frac{1}{\sigma}\right) - 1 \right]^2 \sigma^2 R_x(\tau) + \frac{2\sigma^2}{\pi} e^{-1/\sigma^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{R_x^{2n-1}(\tau)}{(2n+1)!} H_{2n-1}^2\left(\frac{1}{\sigma}\right), \quad (16)$$

где σ^2 – дисперсия (мощность) испытательного сигнала на входе УМ, $R(\tau)$ – коэффициент корреляции испытательного сигнала, $H_{2n-1}(x)$ – полином Эрмита степени $2n-1$,

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du. \text{ Первое слагаемое в (16)}$$

представляют собой ковариационную функцию $K^2 M\{x(t_1)x(t_2)\}$ неискаженного тестового сигнала на выходе УМ, второе слагаемое в этой формуле можно рассматривать как ковариационную функцию $\Psi_{xz}(t_1, t_2)$ помехи $z(t)$ на выходе УМ. На основании

сравнения (15) и (16) также можно принять, что

$$K = 2F\left(\frac{1}{\sigma}\right) - 1. \quad (17)$$

Так как при $\tau \rightarrow \infty$ в (16) $R(\tau) \rightarrow 0$, то $B(\infty) = 0$ и, следовательно, $B(0) = \sigma_y^2$ есть дисперсия (мощность) процесса на выходе УМ:

$$B_y(0) = \sigma_y^2 = \left[2F\left(\frac{1}{\sigma}\right) - 1 \right]^2 \sigma^2 + \frac{2\sigma^2}{\pi} e^{-1/\sigma^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{(2n+1)!} H_{2n-1}^2\left(\frac{1}{\sigma}\right).$$

Первое слагаемое в этой формуле – мощность неискаженного испытательного сигнала на выходе УМ, а второе – мощность помехи, возникшей из-за нелинейности динамической характеристики (6) УМ.

Теперь можно ввести показатели качества УМ, аналогичные приведенным выше:

– $p = 10 \lg(2P_{\text{вых } C})$ – отношение мощности полезного неискаженного сигнала на выходе УМ к мощности $P_H = 0,5$ в режиме насыщения при гармоническом сигнале на входе;

– $r = 10 \lg\left(\frac{P_{\text{вых } \Pi}}{P_{\text{вых } C}}\right)$ – отношение мощности помехи к мощности сигнала на выходе УМ.

В соответствии с (18) при $\tau = 0$ принимаем:

$$P_{\text{вых } C} = \left[2F\left(\frac{1}{\sigma}\right) - 1 \right]^2 \sigma^2, \quad p = 10 \lg(2P_{\text{вых } C}),$$

$$P_{\text{вых } \Pi} = \frac{2\sigma^2}{\pi} e^{-1/\sigma^2} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{(2n+1)!} H_{2n-1}^2\left(\frac{1}{\sigma}\right),$$

$$r = 10 \lg\left(\frac{P_{\text{вых } \Pi}}{P_{\text{вых } C}}\right). \quad (20)$$

На рис. 6 и рис. 7 представлены графики функции (19) (ДХ 1) и функции (20) (ДХ 1), соответственно, построенные для динамической характеристики (6) УМ, которые являются аналогами графиков на рис. 4 и рис. 5, построенных для АХ (3) УМ путем имитационного моделирования².

Для динамической характеристики (7) УМ, представленной в виде степенного полинома, воспользуемся прямым методом нахождения корреляционной функции (15) процесса $y(t)$ на выходе усилителя [1]:

² Вычисления по формулам (18) и (20) выполнены в MATLAB. При построении графика функции (20) ряд ограничивался 10-ю слагаемыми; при увеличении числа слагаемых до 20 график практически не изменялся.

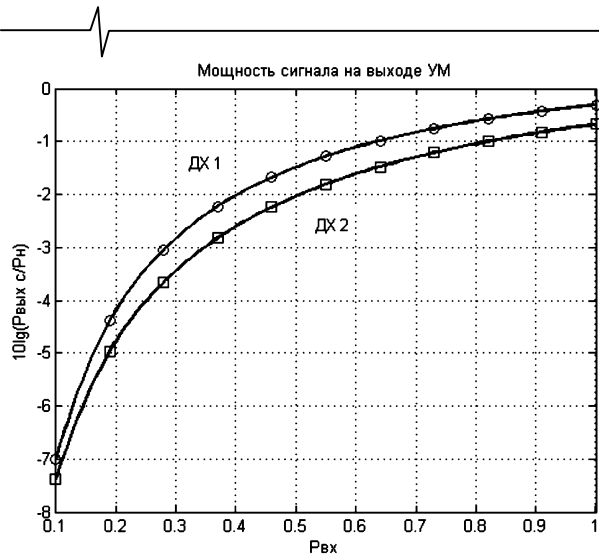


Рис. 6. Анализ на основе динамических характеристик УМ

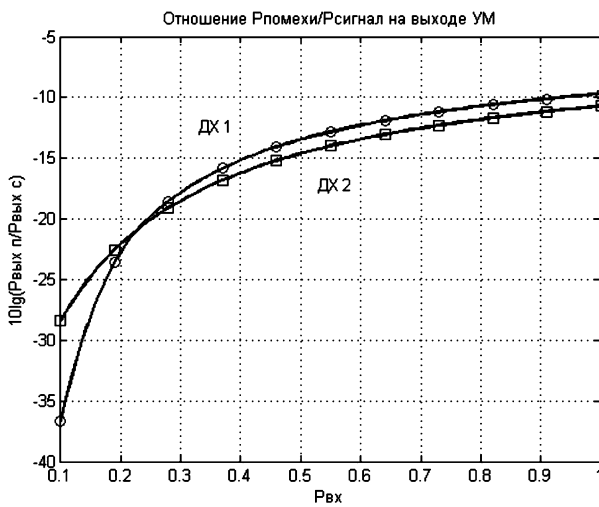


Рис. 7. Анализ на основе динамических характеристик УМ

$$B_y(t_1, t_2) = M\{y(t_1)y(t_2)\} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{c_n^2}{n!} R^n(t_1, t_2), \quad (21)$$

где $c_n = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} g(\sigma x) H_n(x) e^{-x^2/2} dx$, $g(x)$ – динамическая характеристика УМ, $H_n(x)$ – полином Эрмита порядка n .

Для динамической характеристики $g(x)$ в виде нечетной функции (7) все коэффициенты c_{2n} с четными индексами равны нулю. Значения коэффициентов с нечетными индексами могут быть вычислены путем численного интегрирования выражения³

$$c_{2n+1} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-a}^a g(\sigma x) H_{2n+1}(x) e^{-x^2/2} dx, \quad (22)$$

$$n = 0, 1, 2, 3, \dots,$$

в котором пределы интегрирования могут быть выбраны так, чтобы вне интервала интегрирования весовая функция $e^{-x^2/2}$ была практически равна нулю.

Таким образом, ковариационная функция сигнала на выходе УМ в рассматриваемом случае имеет вид:

$$B_y(\tau) = c_1^2 R(\tau) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{c_{2n+1}^2}{(2n+1)!} R^{2n+1}(\tau). \quad (23)$$

Как и ранее, первое слагаемое в формуле (23) представляет собой ковариационную функцию неискаженного сигнала $Kx(t)$ на выходе УМ, а второе слагаемое примем в качестве ковариационной функции помехи $z(t) = y(t) - Kx(t)$.

При $\tau = 0$ из (23) получаем мощность неискаженного сигнала на выходе УМ

$$P_{\text{вых } C} = c_1^2, \quad p = 10 \lg(2P_{\text{вых } C}), \quad (24)$$

и мощность помехи, возникшей из-за нелинейности динамической характеристики УМ

$$P_{\text{вых } \Pi} = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{c_{2n+1}^2}{(2n+1)!}, \quad r = 10 \lg \left(\frac{P_{\text{вых } \Pi}}{P_{\text{вых } C}} \right). \quad (25)$$

Очевидно, что эти мощности зависят от дисперсии (мощности) тестового сигнала на входе УМ. Соответствующие графики изображены на рис. 6 и рис. 7 (ДХ 2).

Заключение

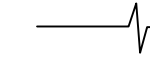
В статье задача анализа искажений узкополосного гауссовского тестового сигнала в усилителе мощности с нелинейными амплитудной и динамической характеристиками решена двумя разными способами, первый из которых можно назвать имитационным методом огибающих (анализ на основе амплитудной характеристики усилителя мощности), а второй – аналитическим методом для мгновенных значений (анализ на основе динамической характеристики усилителя мощности).

В качестве функций, описывающих нелинейные характеристики УМ, выбраны математические выражения, для которых известные аналитические методы дают точное решение рассматриваемой задачи; имитационный способ анализа на основе огибающих, который может быть применен для любых моделей нелинейных функций УМ, дает численное решение задачи анализа искажений сигнала в УМ.

В качестве исследуемых характеристик качества УМ выбраны: а) доля в мощности неискаженного сигнала на выходе усилителя в мощности суммарного процесса на выходе усилителя (нормированная относительно мощности насыщения), б) отношение мощности помехи к мощности неискаженного сигнала на выходе усилителя.

Основная цель статьи – сравнение результатов решения одной и той же задачи двумя разными методами – может быть достигнута путем визуального сравнения графиков, приведенных на рис. 4 и 5 (метод имитационного анализа огибающих), с графиками на рис. 6 и 7

³ Вычисления по формуле (22) выполнены в MATLAB.



(аналитический метод анализа мгновенных значений). В результате сравнения этих графиков основной вывод статьи может быть сформулирован следующим образом: для рассматриваемых нелинейных характеристик УМ оба способа дают практически один и тот же результат с точностью, достаточной для инженерных приложений.

Таким образом, способ имитационного анализа огибающих входного и выходного тестовых сигналов УМ может обеспечить решение задач анализа нелинейных искажений в УМ с характеристиками нелинейности, для которых аналитическое решение таких задач получить не удается. Кроме того, этот способ не предполагает гауссовости входного сигнала, что является существенным ограничением для всех аналитических методов. В результате анализ нелинейных искажений может быть выполнен им для негауссовских случайных процессов, каковыми являются большинство радиосигналов с современными методами модуляции (модуляция с минимальным сдвигом, гауссовская модуляция с минимальным сдвигом, квадратурная амплитудная модуляция, многопозиционная фазовая модуляция и т.д.).

В статье изложено два эквивалентных способа решения задачи анализа нелинейных искажений и определения зависимости отношения Сигнал/Помеха на выходе усилителя мощности с нелинейными характеристиками, которые позволяют реализовать режим с максимально допустимой энергетической эффективностью передатчиков мобильных и базовых станций при контролируемом минимально допустимом отношении Сигнал/Помеха на выходе усилителя.

В данной работе мощность помехи на выходе определена без учета ее распределения по оси частот, поскольку спектральная плотность мощности помехи не вычислялась. Если нагрузкой нелинейного усилителя является полосовой фильтр, то мощность помехи может быть уменьшена. Поэтому приведенные выше оценки мощности помехи на выходе следует рассматривать как оценки сверху. Известно, однако, что в суммарной мощности помехи определяющими слагаемыми являются компоненты третьего порядка, которые попадают в полосу частот неискаженного радиосигнала и, следовательно, не могут быть устранены путем линейной фильтрации. Поэтому представляется, что указанная оценка сверху не будет слишком грубой.

Литература

1. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. – М: Советское радио, 1974. Книга первая. –550 с.
2. Евсиков Ю.А., Чапурский В.В. Преобразования случайных процессов в радиотехнических устройствах. – М.: Высшая школа, 1977. – 264 с. : ил.
3. Тихонов В.И., Харисов В.Н. Статистический анализ и синтез радиотехнических систем и устройств. –М.: Радио и связь, Горячая линия – телеком. 2004. – 608 с.
4. Немировский М.С. Влияние нелинейности амплитудной характеристики передатчика на основные параметры радиолиний. – Радиотехника, 2009, № 11, с. 53-61.
5. Волков Л.Н., Немировский М.С., Шинаков Ю.С. Системы цифровой радиосвязи. Базовые методы и характеристики. – М.: ЭкоТрендз, 2005. –390 с.
6. Q. Liu, S. Jiangtao, JuShu, K. Horie, N. Itoh, T. Yoshimasu. A high efficiency and high linearity power amplifier utilizing post-linearization technique for 5.8 GHz DSRC applications. - IEEE Topic Conference on Power Amplifiers for wireless and Radio Applications, 2011, p. 45 – 48.
7. Young-Hoon Kim, Gweon Do Jo, Jung-Hoon Oh at al., An Efficient Simplified Behavioral Model for RF Power. - IEEE Topic Conference on Power Amplifiers for wireless and Radio Applications, 2011, p. 65 – 68.
8. Jae Ho Jung, A. Low-Complexity FPGA Implementation of VolterraPredistoters for Power Amplifiers. - IEEE Topic Conference on Power Amplifiers for wireless and Radio Applications, 2011, p. 41 – 44.

PAPR IN OFDM SIGNALS AND NONLINEAR DISTORTION IN TRANSMITTERS FOR WIRELESS SYSTEMS

Shinakov Yu. S.

In this paper by PC simulation study and analytic methods it is showed, that a nonlinear distortions analysis in mobile and base stations power amplifiers of OFDM access systems it can be realized for a test signal envelope or for instantaneous values of this signal. The investigated parameters of the amplifier are herewith an undistorted signal power and signal to interference ratio on the amplifier output.

ОБНАРУЖЕНИЕ ПЕРЕНАПРЯЖЕНИЯ ЖЕЛУДОЧКОВ СЕРДЦА

Варнавский А.Н., к.т.н., старший научный сотрудник кафедры автоматизации информационных и технологических процессов Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: varnavsky_alex@rambler.ru

Ключевые слова: перегрузка желудочков, гипертонический криз, электрокардиосигнал, нелинейные интегральные преобразования, коэффициент вариации.

Введение

В практической электрокардиологии иногда используется термин «перегрузка» («перенапряжение») желудочков, которым обозначают динамические, как правило, обратимые изменения электрокардиосигнала (ЭКС) в виде депрессии сегмента RS–T и инверсии зубца T, обусловленные внезапным увеличением гемодинамической нагрузки на правый или левый желудочек.

Такие изменения сегмента RS–T и зубца T несколько чаще наблюдаются при острой систолической перегрузке желудочков, когда возникает препятствие на пути изгнания крови в виде сужения выходного отверстия или повышения давления в большом или малом круге кровообращения. Например, перегрузка левого желудочка может развиться вследствие резкого повышения артериального давления (АД), гипертонического криза, при физическом перенапряжении и т.д. В этих случаях на ЭКС может появиться депрессия сегмента RS–T в левых грудных отведениях ($V_{5,6}$). По мере нормализации состояния больного эти изменения ЭКС быстро исчезают.

На ЭКС, зарегистрированном во время гипертонического криза с подъемом АД до 220/130 мм рт. ст., могут отмечаться выраженная депрессия RS–T и отрицательные асимметричные зубцы T в левых грудных отведениях, что расценивается как признаки систолической «перегрузки» левого желудочка на фоне его гипертрофии. После нормализации АД описанные нарушения процесса реполяризации желудочков уже не определяются, и ЭКС возвращается к исходному.

«Перегрузка» правого желудочка может развиться при остром повышении давления в малом круге кровообращения, например, у больных с тромбозом легочной артерии, отеком легких, при астматическом статусе у больных бронхиальной астмой и т.д. В этих случаях на ЭКГ в правых грудных отведениях ($V_{1,2}$) можно обнаружить преходящее смещение сегмента RS–T и сглаженность или инверсию T, быстро исчезающие после нормализации состояния больного [1].

Таким образом, для диагностики ряда состояний и заболеваний, в частности гипертонического криза, необходимо определять наличие «перегрузки» желудочков.

Любой ЭКС состоит из нескольких зубцов, сегментов

Описан способ обнаружения «перегрузки» желудочков на основе анализа электрокардиосигнала с помощью нелинейных интегральных преобразований. Предложено использовать независимое от QRS-комплекса выделение депрессии сегментов RS-T и отрицательных зубцов T.

и интервалов, отражающих сложный процесс распространения волны возбуждения по сердцу. Зубцом является сигнал, значительно отличающийся от изолинии, а сегмент – медленно меняющаяся часть сигнала, расположенная в норме, как правило, на изолинии. Интервал состоит из зубца и соответствующего ему сегмента. К элементам кардиоцикла относят зубцы и сегменты ЭКС [1].

В настоящее время для автоматического анализа сегментов RS-T и зубцов T осуществляют выделение QRS-комплекса, после чего проводят сканирование области вокруг комплекса. Далее осуществляют выделение остальных зубцов и сегментов кардиоцикла по различным признакам [2]. Недостатком такого подхода является то, что надежность выделения элементов (зубцов и сегментов) кардиоциклов зависит от выделения QRS-комплекса и снижается при его формах, отличных от типовых, и увеличении ЧСС. Также существуют трудности обнаружения низкоамплитудных элементов на фоне высокоамплитудных, что затрудняет проведение анализа ЭКС в режиме реального времени.

Целью работы является разработка способа обнаружения «перенапряжения» желудочков в режиме реального времени на основе нелинейных интегральных преобразований электрокардиосигнала, позволяющих провести анализ без выделения QRS-комплекса.

Нелинейные интегральные преобразования для выделения элементов ЭКС

Поскольку каждый элемент ЭКС характеризуется амплитудно-временными параметрами, то для достоверного выделения зубцов во временной области, существенно различающихся по амплитуде и длительности, предлагается использовать нелинейные преобразования в виде функций $\alpha(x)$ и $\beta(x)$, применяемые к амплитудно-временным параметрам отсчетов и определенные на временных участках ЭКС. Тогда результат преобразования участка ЭКС на каждом k -м шаге дискретизации будет определяться по формуле [3]

$$s_k = L \sum_{n=0}^{N_k-1} (\alpha(u_{k-n}) \cdot \beta(t_{k-n}^*)), \quad (1)$$

где u_k – амплитуда k -го отсчета, t_k^* – время k -го отсчета

относительно начала соответствующего элемента, Ns – число отсчетов временного участка ЭКС, L – масштабирующий множитель.

Принцип выбора функций $\alpha(x)$, $\beta(x)$ и числа Ns заключается в том, чтобы результат преобразования в области выделяемого элемента был максимальным. Значение L выбирается таким, чтобы величина максимального значения результата преобразования s_k в области выделяемого элемента была равна 1. Если на этапе преданализа максимальное значение s_k равно yLm , то $L = \frac{1}{yLm}$. Во время основного анализа значения yLm и L могут уточняться [3].

Таким образом, для определения наличия перенапряжения желудочков сердца путем обнаружения депрессии сегментов RS–T и инверсии зубцов T необходимо сформировать совокупности $\{\alpha(x), \beta(x), Ns\}$ для выделения этих элементов и анализировать два полученных результата преобразований ЭКС $s^{(-T)}_k$, $s^{(RS-T)}_k$ соответственно.

Для того, чтобы максимум s_k приходился на выделяемый элемент, необходимо, чтобы функции $\alpha(x)$, $\beta(x)$ удовлетворяли следующим условиям.

1. Были непрерывными в диапазоне рассматриваемых амплитудно-временных параметров элементов ЭКС.
2. Обеспечивали результат преобразования близкий к нулю в области шумов и низкоамплитудных невыделяемых элементов ЭКС.
3. Максимальные значения каждой функции должны приходиться на амплитуду и длительность выделяемого элемента ЭКС.
4. Обеспечивали результат преобразования близкий к нулю в области высокоамплитудных невыделяемых элементов ЭКС.

В [4] показано, что перечисленным выше условиям удовлетворяет произведение двух сигмоидальных функций в виде:

$$Z(x) = \frac{1}{(1 + e^{-a_1(x-xm_1)}) (1 + e^{a_2(x-xm_2)})},$$

где a_1 , a_2 , xm_1 , xm_2 – настраиваемые коэффициенты сигмоидальных функций. Величины этих коэффициентов определяются возможными диапазонами значений амплитудно-временных параметров элементов [4].

Исходя из возможных значений дисперсии сегментов RS–T, амплитуды инверсного зубца T и требований, предъявляемых к функциям $\alpha(x)$, $\beta(x)$, определены совокупности коэффициентов a_1 , a_2 , xm_1 , xm_2 функций $\alpha(x)$, $\beta(x)$ и значение Ns для частоты дискретизации 500 отс/сек для выделения признаков «перенапряжения» желудочков сердца (табл. 1). В этом случае максимальная величина s_k в области сигнала отличной от выделяемого элемента не превышает 0,5, и факт появления зубца может быть определен путем сравнения s_k с пороговым уровнем порядка 0,7.

Таблица 1. Коэффициенты сигмоидальных функций выделения элементов ЭКС

Элемент	Функция								Ns
	$\alpha(x)$				$\beta(x)$				
	a_1	xm_1	a_2	xm_2	a_1	xm_1	a_2	xm_2	
RS-T	20	-0,2	40	-0,1	20	0,2	20	0,3	100
Отриц. T	20	-0,8	20	-0,4	20	0,46	8	0,72	150

Для определения этого времени можно сравнивать отсчеты сигнала с двумя пороговыми уровнями $\pm\Delta_t$, расположенными выше, по модулю отсчетов шума сегментов. В случае превышения пороговых уровней отсчетами сигнала u_k необходимо осуществлять формирование значений времени t_k таких отсчетов:

$$t_k = \begin{cases} 0, & \text{если } |u_k| \leq \Delta_t, \\ t_{k-1} + \Delta t, & \text{если } |u_k| > \Delta_t. \end{cases} \quad (2)$$

Для формирования пороговых уровней определения t_k^* можно использовать интегральный анализ по нахождению коэффициента вариации совокупности отсчетов ЭКС.

Рассмотрим n отсчетов u_k флуктуационного шума в диапазоне [-1; 1]. Определим основные статистические характеристики такого сигнала: математическое ожидание M , дисперсию S^2 и коэффициент вариации v :

$$M = \frac{1}{n} \sum_{n=0}^{n-1} u_n,$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{n=0}^{n-1} (u_n - M)^2,$$

$$v = S/M.$$

Сместим на значение a рассматриваемые отсчеты шума u_k и определим характеристики M , S^2 и v полученного сигнала. График зависимости $v(a)$ представлен на рис. 1.

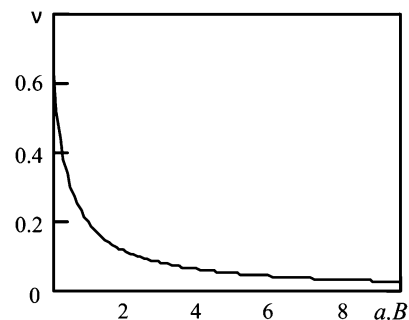
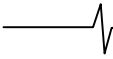


Рис. 1. Различия в значениях коэффициента вариации при разных уровнях сигналов

Очевидно, что коэффициент вариации приобретает достаточно большое значение в случае отсутствия смещения сигнала. Чем больше величина смещения a , тем меньше значение v .

Таким образом, рассматривая значение коэффициента вариации на ограниченной совокупности отсчетов ЭКС, можно сделать вывод о том, какой элемент предс-



тавляет данная совокупность отсчетов: при большом значении v совокупность отсчетов представляет собой интервал, при малом – зубец [5].

В кардиоцикле электрокардиосигнала человека с ЧСС менее 120 уд/мин TP-сегмент имеет наибольшую длительность среди других элементов. Значения амплитуд отсчетов на этом участке могут использоваться для формирования пороговых уровней определения t_k^* [6]. В этом случае ширина окна анализа может быть выбрана равной 0,4 с.

Рассмотрим ЭКС u_k (рис. 2), частота дискретизации которого 500 отс/с. Сформируем окно анализа длительностью $N1=200$ (0,4 с), в котором будем определять математическое ожидание u_k

$$M_k = \frac{1}{N1} \sum_{i=k-N1}^k |u_i|,$$

дисперсию относительно математического ожидания M_k в окне

$$S1_k^2 = \frac{1}{N1-1} \sum_{i=k-N1}^k (u_i - M_k)^2,$$

дисперсию относительно математического ожидания M_i каждого шага i движения окна

$$S2_k^2 = \frac{1}{N1-1} \sum_{i=k-N1}^k (u_i - M_i)^2.$$

Определим коэффициенты вариации при расчете дисперсий разными способами:

$$v1_k = S1/M_k \text{ и } v2_k = S2/M_k$$

и найдем разность полученных значений:

$$v_k = v1_k - v2_k.$$

Полученный сигнал v_k представляет собой нулевой уровень, относительно которого в области TP-сегмента образуются пики. Используя этот сигнал и пороговый

уровень, равный 2-м, можно выделить точки, соответствующие интервалу TP [5].

Дисперсия сигнала $S1_k^2$ на участке TP-сегмента $S1_{TP}$ соответствует дисперсии шума на этом участке, поэтому значение порогового уровня для определения времени t_k^* отсчетов для каждого следующего кардиоцикла может быть выбрано равным [6]:

$$\Delta_i = 3S1_{TP}.$$

Значение t_k^* может быть рассчитано по формуле (2).

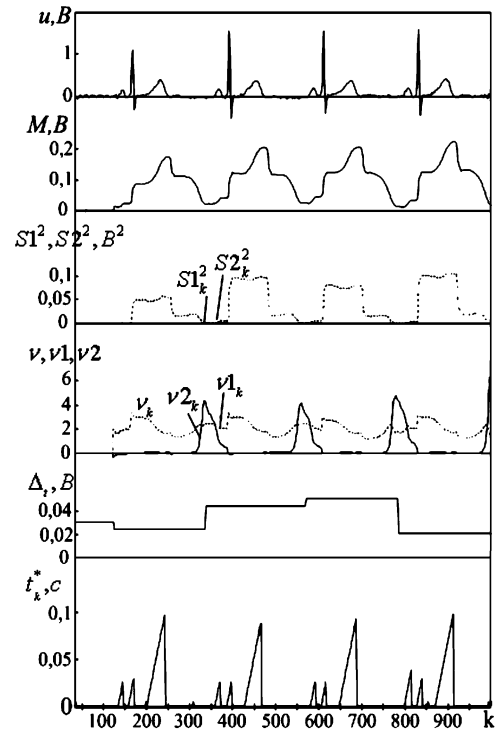


Рис. 2. Пример анализа ЭКС по определению времени отсчетов

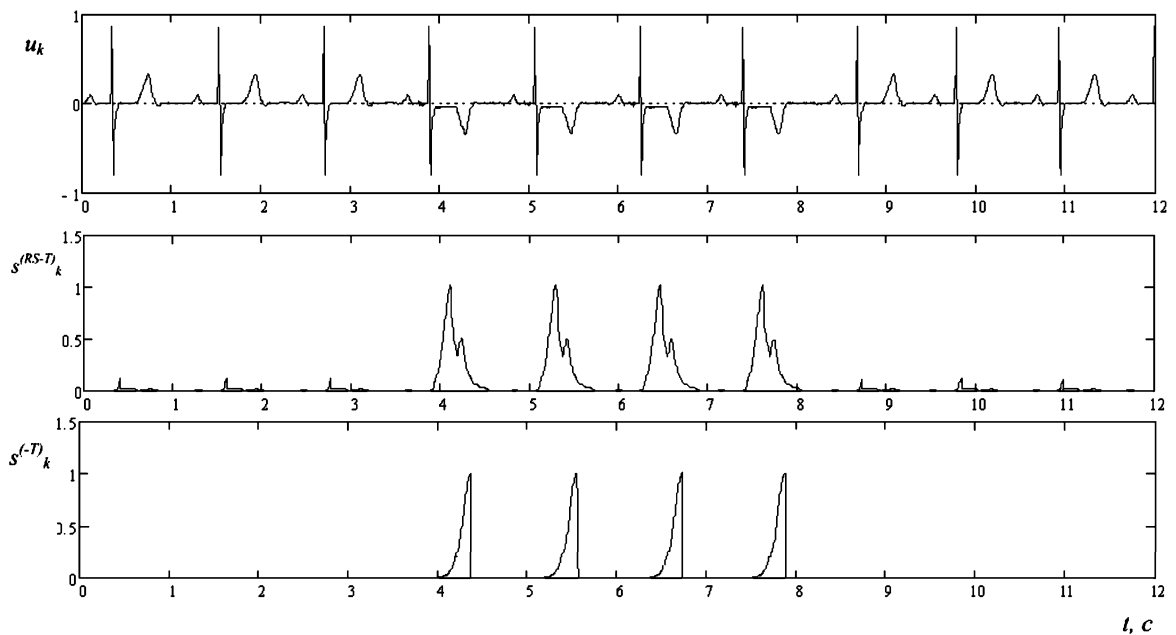


Рис. 3. Анализ ЭКС, содержащего признаки «перенапряжения» желудочков сердца

Анализ ЭКС с признаками «перенапряжения» желудочков

Рассмотрим применение преобразований (1) к ЭКС u_k , первые три и последние три кардиоцикла которого содержат признаки «перенапряжения» желудочков (рис. 3). В соответствии с табл. 1 сформируем нелинейные интегральные преобразования для выделения депрессий сегментов RS-T и отрицательных зубцов T. При отсутствии «перегрузки» желудочков сигналы результатов преобразований $s_k^{(-T)}$, $s_k^{(RS-T)}$ близки к нулю. При появлении признаков «перегрузки» результаты преобразований стремятся к 1 в области элементов RS-T и отрицательных T и, соответственно, могут быть выделены пороговым уровнем 0,7.

Экспериментальные исследования и теоретическая оценка погрешности нелинейных интегральных преобразований

Для апробации предложенного способа определения «перенапряжения» желудочков сердца были проведены экспериментальные исследования в программе MathCad на реальных электрокардиосигналах из стандартной базы ЭКГ-данных. Всего в тестировании из упомянутой базы ЭКГ-данных использовано 30 записей ЭКС с циклом кардиоциклов 30 в каждой, из которых 300 кардиоциклов содержали признаки «перегрузки» желудочков. Апробация показала, что число ложно выделенных признаков равнялось 2, а число невыделенных признаков – 12. Таким образом, ошибка выявления составила 1,78%, что меньше средней ошибки (2%) типовых методов анализа ЭКС во временной области [7].

Заключение

Рассмотрено применение нелинейного интегрального анализа электрокардиосигнала для определения «перенапряжения» желудочков в режиме реального времени. Представленный способ позволяет осуществить независимое от выделения QRS-комплекса элементов ЭКС и «перенапряжения» желудочков, в связи с чем повышается надежность их выделения в режиме реального времени, в том числе при анализе ЭКС, со-

держащих расщепленные или низкоамплитудные QRS-комплексы.

Литература

1. Мурашко В.В, Струтынский А.В. Электрокардиография: учеб. пособие. М.: ООО «МЕДпресс», 1998. 313 с.
2. Кардиомониторы. Аппаратура непрерывного контроля ЭКГ /А. Л. Барановский, А. Н. Калиниченко, Л. А. Манило и др.: под ред. А. Л. Барановского и А. П. Немирко. М.: Радио и связь, 1993. 248 с.
3. Варнавский А.Н., Мусолин А.К. Нейросетевой модуль контроля состояния оператора для снижения рисков работы автоматизированных производств // Вестник РГРТУ. 2010. №12. С. 36-43.
4. Варнавский А.Н. Применение нелинейных преобразований электрокардиосигнала для выявления нарушений ритма сердца в режиме реального времени // Материалы всероссийской конференции «Биомедсистемы – 2008». Рязань. 2008. С. 1-5.
5. Варнавский А.Н. Определение параметров психоэмоциональной напряженности оператора во временной области // Вестник РГРТУ. 2012. №3. С. 53-59.
6. Варнавский А.Н., Мельник О.В, Михеев А.А. Метод выделения опорной точки в каждом кардиоцикле // Биомедицинские технологии и радиоэлектроника. 2005. №1-2. С. 36-39.
7. Нагин В.А., Селищев С.В. Особенности реализации алгоритмов выделения QRS-комплексов для ЭКГ-систем реального времени // Медицинская техника. 2001. №6. С. 18 – 23.

DETECTION OF THE HEART VENTRICLE SURGE

Varnavsky A.N.

A method for detection of the heart ventricle surge based on electrocardiosignal analysis by nonlinear integral transforms is described. Using independent from QRS-complex selection the RS-T segment depression and negative T wave is proposed.

Уважаемые коллеги!

Для тех, кто не успел оформить подписку на первое полугодие 2013 года через ОАО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу:
107031, г. Москва, Рождественка, б\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) 621-16-39. E-mail: rntores@mail.ru

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ СЛОЖНОЙ НЕЙРОПРОЦЕССОРНОЙ СИСТЕМЫ

Романчук В.А., к.т.н., ст. преп. Рязанского государственного университета имени С.А.Есенина, e-mail: virom11@yandex.ru;

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

Фулин В.А., ст. преп. Рязанского государственного университета имени С.А. Есенина.

Ключевые слова: нейропроцессор, моделирование, вычислительная система.

Введение

В настоящее время для процессоров наступил так называемый «технологический предел», означающий что они достигли максимального уровня повышения быстродействия. Все разработки в данное время направлены на повышение числа процессоров на кристалле. Одним из выходов из данной ситуации является новая элементная база, например, использование нейрокompьютеров [1].

Но для дальнейшего развития в области нейропроцессорных технологий существует ряд проблем, основными из которых являются: небольшая частота нейрочипов (30-300 МГц) и отсутствие программного обеспечения для нейропроцессоров.

Одним из способов решения перечисленных проблем является организация многопроцессорных систем. В настоящее время в области нейропроцессорных технологий ведутся исследования в части многопроцессорности; уже разработаны модули, включающие несколько процессоров с различными связями: плата МЦ4.13 (мезонин), МЦ9.01, разработанные в НТЦ «Модуль»; вычислительные модули SMT302, SMT344, SMT313, SMT315, SMT316 на базе 1,2 и 4 модулей семейства TMS320C4x.

Но, имеются проблемы, мешающие созданию эффективных микропроцессорных структур на базе нейропроцессоров.

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

2. Проектирование и анализ специализированных многопроцессорных систем на базе нейропроцессоров является очень трудоемким и сложным процессом, так как, в отличие от обычных процессоров, для нейропроцессоров нет необходимой теории, методов и алгоритмов и программных средств моделирования и анализа.

Цель работы. В данной работе, выполняемой в рамках гранта РФФИ №12-07-97516 р-центр-а «Моделирование вычислительных систем на базе нейропроцессоров», была поставлена задача разработки моделей

Рассматриваются вопросы моделирования нейропроцессора семейства NM640x, разрабатываемых НТЦ «Модуль», а также вопросы моделирования сложных вычислительных систем на базе нейропроцессоров. Предложены графические представления моделей скалярного и векторного блока нейропроцессора, представленного в виде высокопараллельной системы. Предложена модель вычислительной системы на базе нейропроцессора в виде конечного автомата, показаны аналитические выражения результатов моделирования. Представлены результаты практических исследований.

нейропроцессоров и вычислительных систем на базе нейропроцессора - нейропроцессорных систем (НПС).

Теоретические исследования

Разработка модели нейропроцессора семейства NM640x

Составим список величин, от которых зависит поведение объекта или ход процесса, а также тех величин, которые желательно получить в результате моделирования. Обозначим входные сигналы через $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; выходные через $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. Поведение объекта или процесса можно представить в виде: $Y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, где F – те действия, которые следует произвести над входными параметрами, чтобы получить результаты.

Объект моделирования можно представить в виде «черного ящика», преобразующего входные сигналы в выходные. В данном случае размерности вектора X и вектора Y совпадают.

Входными данными будут являться начальные значения регистров, памяти, стека и других элементов процессора $X_d = \{x_{d1}, x_{d2}, \dots, x_{dn}\}$; команда процессора X_c .

Выходными данными будут значения регистров, памяти и других элементов после выполнения операции и/или ошибки процессора $Y_d = \{y_{d1}, y_{d2}, \dots, y_{dn}\}$.

Разрабатывается статическая модель, так как выходные данные появляются на выходе модели всегда за определенное количество времени, зависящее от команды. Данные о том, какие состояния имеет система в тот или иной момент времени являются избыточными.

Проведем анализ процессора для выделения блоков модели и более точного моделирования. В процессоре семейства NM640x возможно два варианта команд: скалярные команды – используются для подготовки данных к выполнению операции на векторном процессоре и векторные команды – основные операции процессора (рис. 1) [2].

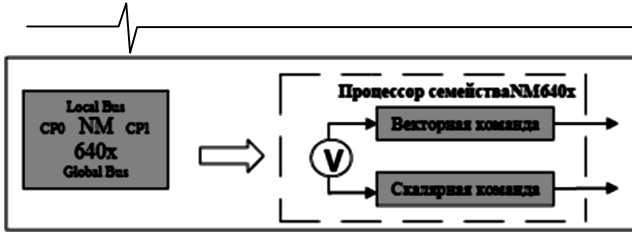


Рис. 1. Команды нейропроцессора семейства NM640x

Каждая из команд может выполнять несколько операций параллельно. Тогда каждый процессорный модуль (ПМ) можно представить в виде системы параллельной обработки данных.

Скалярная команда нейропроцессора семейства NM640x имеет левую и правую часть, операции каждой части выполняются параллельно. Возможна пустая (nil) команда в левой или правой части.

Детализированная схема выполнения скалярной операции представлена на рис. 2.

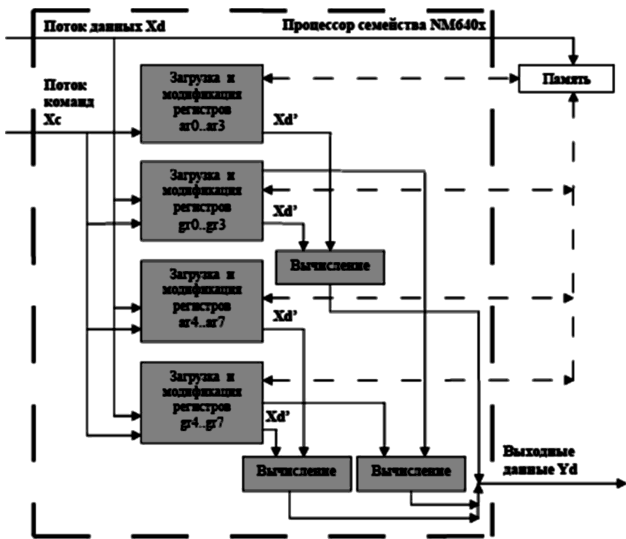


Рис. 2. Детализированная схема выполнения скалярной операции

Команды для реализации блоков загрузки и модификации находятся в левой части команды. Блоки загрузки и модификации для различных регистров можно объединить в один или 2 отдельных модуля: загрузки и модификации, т.к. операция выполняется только для какого либо одного регистра (пары регистров). Блоки вычисления находятся в правой части команды и также могут быть объединены в один модуль. Тогда, исходя из приведенных выше схем, можно представить процессор при выполнении скалярной операции в виде параллельной системы (рис. 4).

Векторная команда нейропроцессора семейства NM640x также имеет левую и правую часть, возможна пустая команда в левой или правой части (рис. 3).

Левая часть содержит команды: команды загрузки данных в векторный процессор; команды выгрузки данных из векторного процессора; специальные векторные команды.

Правая часть содержит команды: взвешенное суммирование (матричное умножение); маскирование; арифметические операции; логические операции; операция циклического сдвига; операции активации операндов; выгрузка управляющих векторных регистров.



Рис. 3. Выполнение скалярной команды процессора, представленное в виде параллельной системы

Кроме этого, нейропроцессор семейства NM640x работает с «упакованными» данными – блоками по 64 бита каждый. Таким образом, в правой части за 1 такт может выполняться 2 операции по 32 бита, 8 операций по 8 бит и т.д. Максимальное количество выполняемых за один такт операций в векторном процессоре в правой части команды составляет 64 однобитных операции [2].

Сложность состоит в том, что трудно оценить число операций в той или иной команде, следовательно, необходимо рассматривать каждую операцию отдельно. Кроме того, операции имеют разное время выполнения.

Детализируем выполнение левой части команды (рис. 4)

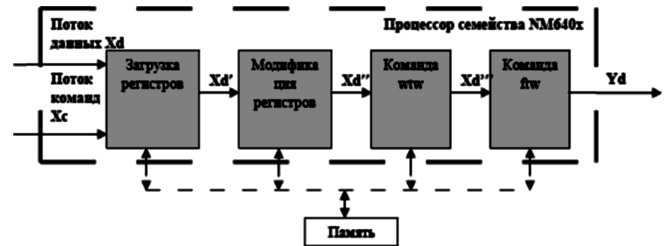


Рис. 4. Детализированная схема выполнения левой части векторной команды

и правой части команды (рис. 5).

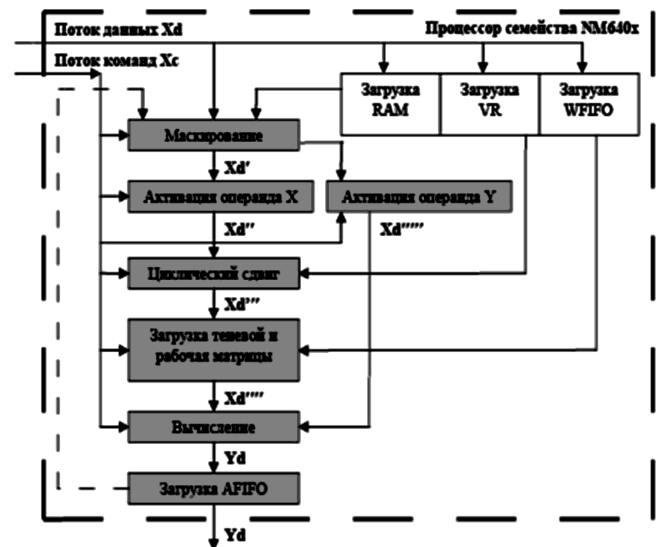


Рис. 5. Детализированная схема выполнения правой части векторной команды

Исходя из приведенных схем, ПМ при выполнении векторной команды, можно представить в виде параллельной системы (рис. 6).

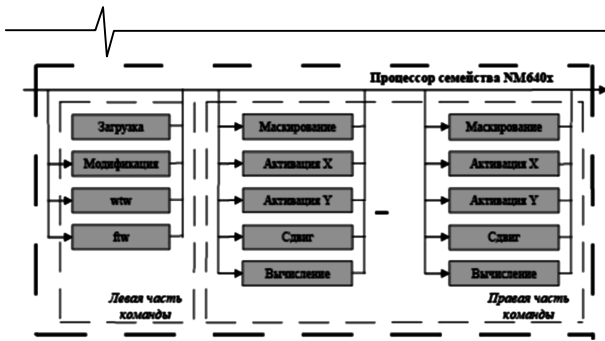


Рис. 6. Выполнение векторной команды процессора, представленного в виде параллельной системы

Разработка модели нейропроцессорной системы

В работе рассматривались несколько видов структур нейропроцессорных систем: конвейерного типа, векторного типа, конвейерно-векторного типа и векторно-конвейерного типа, произвольная структура.

Для построения модели функционирования НПС будем использовать матрицу загруженности процессора: $MZ = [MZ_{ij}]$, где i - номер такта, j - номер процессора, MZ_{ij} - порядковый номер обрабатываемого потока.

Используя данную матрицу, для любого такта и периода времени можно определить какие ПМ простаивают (номер обрабатываемого потока равен 0) и какие ПМ обрабатывают данные.

На практике возможны ситуации, связанные с ошибками синхронизации кода. Такие ошибки можно отследить по матрице загруженности:

1. $MZ_{ij} < MZ_{ij+1}$. Данная ситуация означает, что ПМ № i еще не закончил обрабатывать поток данных, а ПМ № $i + 1$ уже закончил обрабатывать предыдущий поток данных. В таком случае, если не предусмотрено исправление ошибки синхронизации, ПМ № $i + 1$ выйдет из системы из-за неполучения данных для обработки.

В этом случае данные следующего потока теряются, на следующем шаге обрабатывается поток, являющийся третьим после текущего.

2. $MZ_{ij} - MZ_{ij+1} \geq 2$. Данная ситуация означает, что текущий ПМ № i не дождался пока ПМ № $i + 1$ примет данные и начал обработку следующего потока данных. В этом случае данные следующего потока теряются, на следующем шаге обрабатывается поток, являющийся третьим после текущего.

В итоге имеем матрицу $MZ_{q \times l}$, где l - время работы системы в тактах. Также имеем кортеж $TO = \langle TO_1, TO_2, \dots, TO_k \rangle$, где TO_i - время обработки данных i -м процессором. Этот массив заполняется в результате функционирования НПС и расчета времени обработки одного потока данных на i -м процессоре. Пусть кортеж $T_0 = \langle T_{01}, T_{02}, \dots, T_{0k} \rangle$ содержит число нулевых элементов матрицы для каждого ПМ, а $T_1 = \langle T_{11}, T_{12}, \dots, T_{1k} \rangle$ - число ненулевых элементов матрицы для каждого ПМ. Тогда можно получить оценки системы на каждом шаге.

Рассмотрим выходные данные для некоторого i -го процессора: число микрокоманд в подпрограмме: TO_i ,

время проигрыша процессора: T_{nsvi} , время простоев процессора: T_{npsvi} , время обработки процессора: T_{psvi} , время обработки процессора НПС - число тактов, которые процессор работает при обработке программы: $T_{pi} = T_{li}$, время простоев процессора НПС - число тактов, которое процессор простаивает в ожидании данных: $T_{npi} = T_{oi}$, коэффициент загруженности - коэффициент, показывающий загрузку процессора относительно времени работы системы: $K_{Ri} = \frac{TO_i - T_{oi}}{TO_i}$, пустые левые и правые части микрокоманды: T_{Lefti} , T_{Righti} , про-

стои декодирования, выполнения, перехода, загрузки: T_{VPi} , время передачи данных: T_{ei} .

Рассмотрим выходные данные для системы: время работы системы - число тактов обработки программы: $T_o = l$, время работы на одном процессоре - рассчитывается путем реализации программы PR на системе, состоящей из одного процессора: T_{1o} , цикл конвейера НПС: $T_c = \max TO_l$, $l = \overline{1, k}$, количество используемых процессоров: $P = k$, время выигрыша:

$$T_e = T_{ps} - \sum_{i=1}^k TO_i, \text{ время проигрыша для системы:}$$

$$T_{ns} = l - \sum_{i=1}^k TO_i, \text{ время простоя для системы:}$$

$$T_{nps} = \sum_{i=1}^k T_{0i} = \sum_{i=1}^k (TO_i - T_{li}), \text{ время обработки для системы - суммарное число тактов, за которое каждый процессор обрабатывает данные:}$$

$$T_{ps} = \sum_{i=1}^k T_{li} = \sum_{i=1}^k (TO_i - T_{oi}), \text{ суммарное время проигрыша для ПМ: } T_{nsv} = \sum_{i=1}^k T_{nsvi}, \text{ суммарное время простоев}$$

$$\text{для ПМ: } T_{npsv} = \sum_{i=1}^k T_{npsvi}, \text{ суммарное время обработки}$$

$$\text{для ПМ: } T_{psv} = \sum_{i=1}^k T_{psvi}, \text{ коэффициент производительности - коэффициент, показывающий насколько выгодно}$$

$$\text{использовать систему, а не один процессор } K_E = \frac{T_{ps}}{T_{1o}},$$

коэффициент загруженности системы - коэффициент, показывающий процент загрузки системы

$$K_R = \frac{T_o * k - T_{nps}}{T_o * k}.$$

Для получения матрицы MZ были разработаны специальные алгоритмы с использованием математического аппарата конечных автоматов. Конечный автомат $KNPS = (S, Z, W, \delta, \lambda, S_1)$ функционирования НПС показан на рис. 7.

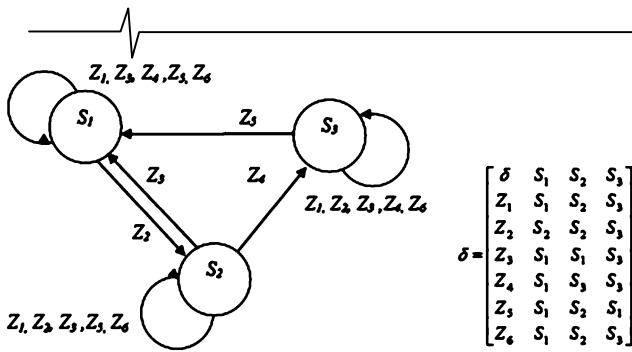


Рис. 7. Конечный автомат KNPS модели функционирования НПС

$$\delta = \begin{bmatrix} \delta & S_1 & S_2 & S_3 \\ Z_1 & S_1 & S_2 & S_3 \\ Z_2 & S_2 & S_2 & S_3 \\ Z_3 & S_1 & S_1 & S_3 \\ Z_4 & S_1 & S_3 & S_3 \\ Z_5 & S_1 & S_2 & S_1 \\ Z_6 & S_1 & S_2 & S_3 \end{bmatrix}$$

Пусть $MSost$ – кортеж состояний, хранящий данные о текущих на момент времени t_i состояниях всех ПМ системы, а кортеж $MPotok$ хранит текущие для каждого ПМ на момент времени t_i порядковые номера обрабатываемых потоков данных.

Рассмотрим множество состояний S автомата KNPS :

S_1 - состояние, в котором ПМ ожидает данные ($MSost[i]=0$).

S_2 - состояние, в котором ПМ ожидает данные ($MSost[i] \in (1, TO_i)$).

S_3 - состояние, в котором ПМ обработал данные и ждет передачи данных следующему ПМ ($MSost[i]=-1$).

Рассмотрим входной алфавит Z автомата KNPS :

Z_1 - нет данных для обработки.

Z_2 - есть данные, $MSost[i]=0$, состояния всех зависимых ПМ $MSost[k]=-1$ (k - индексы элементов i -ой строки, которые равны 1), $t_i \bmod T_c$ равен 0.

Z_3 - есть данные, $MSost[i]=0$ и данные текущего ПМ не нужны остальным ПМ (по i -му столбцу нет значений 1).

Z_4 - есть данные, $MSost[i]=0$ и данные текущего ПМ нужны хотя бы одному ПМ (по i -му столбцу есть хотя бы одно значение 1).

Z_5 - есть данные, $MSost[i]=-1$.

Z_6 - остальные случаи.

Переход $S_1 \rightarrow S_2$ возможен только тогда, когда состояния всех ПМ, данные от которых принимает текущий ПМ, равны -1. То есть данные были обработаны и ждут передачи на текущий ПМ. Переход осуществляется в том случае, если остаток от деления текущего такта и времени цикла конвейера T_c равен 0. На практике это означает, что контроллер системы подал очередной тактовый импульс. В этом случае $MSost[i]$ становится равным $TO[i]$.

Переход $S_2 \rightarrow S_3$ и $S_2 \rightarrow S_1$ возможен только тогда, когда состояние i -го ПМ в кортеже $MSost[i]=0$, т.е. i -й

ПМ закончил обработку данных и может ее передать другому ПМ. Если данные i -го ПМ нужны какому либо еще ПМ, то происходит переход $S_2 \rightarrow S_3$ (в этом случае $MSost[i]$ становится равным -1), в противном случае $S_2 \rightarrow S_1$ (в этом случае $MSost[i]$ становится равным 0).

Переход $S_3 \rightarrow S_1$ возможен тогда, когда данные ПМ были приняты для обработки другим ПМ. В этом случае $MSost[i]$ становится равным '0'.

Рассмотрим выходной алфавит W автомата KNPS :

$W_1 = \lambda(S_1)$ - ПМ находится в ожидании данных;

$W_2 = \lambda(S_2)$ - ПМ в текущий момент времени t_i обрабатывает данные;

$W_3 = \lambda(S_3)$ - ПМ закончил обработку данных и ждет передачи данных.

Практические исследования

Результатом работы можно считать доработку программного комплекса «НейроКС» путем добавления новых подсистем «Моделирование нейропроцессора» и «Моделирование вычислительных систем на базе нейропроцессоров».

Функциональными возможностями модуля «Моделирование нейропроцессора» являются: стандартные функции (сохранение, загрузка файла); выбор команды путем активирования элементов интерфейса; моделирование выполнения команды и множества команд на процессоре; представление справочной информации о команде; генерация шаблона кода на основе команды; аналитический и графический вид представления данных; анализ команды процессора.

Рассмотрим функциональные возможности модуля «Моделирование нейропроцессорных систем». Исходными данными являются: исходный код программы, дополнительный C++ код (необязателен) и архитектура системы. После загрузки исходных кодов, можно получить трассу любой подпрограммы на вкладке «Программа».

Функциональными возможностями модуля являются: стандартные функции (сохранение, загрузка файла); моделирование функционирования ПМ при выполнении программы; анализ выполнения подпрограммы на процессоре и на НПС; аналитическое и графическое представление результатов.

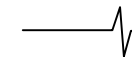
Результатами работы модуля являются:

для каждой подпрограммы:

- общие оценки: число команд в подпрограмме; число пустых команд;

- результаты моделирования и анализа: время выполнения подпрограммы; время проигрыша процессора; время простоев процессора; время обработки процессора, время обработки процессора как части НПС; время простоев процессора как части НПС; время передачи данных;

- вычисляемые вспомогательные оценки: коэффициент загруженности; среднее число тактов на команду;



– результаты отладчика: процент задержек; процент null команд; процент null левых частей; процент null правых частей команды; задержки декодирования, выполнения, перехода, загрузки; сигналы на входной шине, выходной, локальной, глобальной, весовой.

Для НПС:

– общие оценки: количество процессоров; объем передаваемых данных; коэффициент производительности, коэффициент загрузки.

– результаты моделирования и анализа: время работы системы; время работы на одном процессоре; цикл конвейера; время проигрыша НПС; время выигрыша НПС; время простоев НПС; время обработки НПС; суммарное время проигрыша для ПМ; суммарное время простоев для ПМ; суммарное время обработки для ПМ; общее время проигрыша; общее время простоев; общее время обработки; общая оценка НПС без учета ПМ; общая оценка НПС.

Более подробное описание программного комплекса представлено в [3].

Таким образом, поставленная задача разработки моделей нейропроцессоров и вычислительных систем на базе нейропроцессора была полностью выполнена.

Литература

1. Галушкин А.И. Нейронные ЭВМ - перспективное направление развития вычислительной техники – М: Препринт, 1991. - 615 с.

2. НТЦ «Модуль», 2009. [Электронный ресурс]. - URL: <http://www.module.ru>.

3. Романчук В.А., Ручкин В.Н. Разработка программного комплекса для моделирования и анализа нейропроцессорных систем обработки изображений // Цифровая обработка сигналов. 2010. - №1. - С.53-58.

MODELLING COMPLEX NEUROPROCESSOR SYSTEMS

Romanchuk V.A., Ruchkin V.N., Fulin V.A.

The article deals with modeling family NM640x neuroprocessors, developed by STC «Module», as well as modeling complex computing systems based on neuroprocessors. Proposed graphical representations of models of scalar and vector unit neuroprocessor represented as a highly parallel systems. A model of computer-based systems neuroprocessor as a state machine, analytical expressions are shown the simulation results. Shows the results of case studies.

НОВЫЕ КНИГИ



**Золотарёв В.В.,
Зубарев Ю.Б.,
Овечкин Г.В.**

*Многопороговые декодеры
и оптимизационная
теория кодирования*

**Москва: Горячая линия – Телеком,
2012. – 239 с., ил.**

Изложены основные принципы современной оптимизационной теории помехоустойчивого кодирования и следующие из нее алгоритмы многопорогового декодирования (МПД). Эти интерактивные алгоритмы при каждом изменении корректируемых ими символов всегда находят строго более правдоподобные решения.

Рассмотрены возможности открытых авторами символьных кодов и соответствующих им простых в реализации специальных символьных МПД, которые намного проще и эффективнее всех других известных методов декодирования двоичных кодов. Оцениваются границы эффективности реальных кодов при равенстве пропускной способности канала и кодовой скорости, т.е. при $R=C$. Сравнивается сложность различных алгоритмов коррекции ошибок.

РЕЦЕНЗИЯ

на книгу

члена-корреспондента РАН Ю.Б. Зубарева, проф. В.В. Золотарёва, д.т.н. Г.В. Овечкина

**«Многopороговые декодеры
и оптимизационная теория кодирования»**

Авторами представлена новая оптимизационная теория помехоустойчивого кодирования, которая является основой для разработки легко реализуемых высокоэффективных быстродействующих алгоритмов многopорогового декодирования (МПД). Эти методы декодирования исключительно важны для спутниковых, космических и многих других очень дорогих каналов связи с очень большим уровнем шума. Применение помехоустойчивого кодирования для таких каналов существенно, иногда многократно их эффективность, что по существу и определяет ту грандиозную экономическую эффективность применения кодирования и собственно разработок декодеров для таких каналов.

Авторы подготовили свою монографию к 50-летию выхода в свет классической книги Мессе «Пороговое декодирование». Именно её идеи нетривиальным образом авторам удалось развить до уровня, при котором сложность нового МПД алгоритма осталась по существу близкой по порядку величины к сложности прототипа, но характеристики даже при весьма высоком уровне шума оказываются практически такими же, как у переборных оптимальных алгоритмов.

Важно, что МПД для многих типичных параметров кодирования оказываются по числу операций на 2-4 десятичных порядка проще других конкурирующих с ними алгоритмов с близкими уровнями эффективности. Эти МПД методы реализованы для целого ряда типичных моделей каналов и действительно демонстрируют высокий уровень быстродействия как в аппаратных вариантах на ПЛИС Altera и Xilinx, так и при программной реализации, в частности, для специальных систем цифрового телевидения.

Представленные в книге характеристики символьных алгоритмов класса МПД свидетельствуют о начале совершенно нового периода в теории кодирования, когда на базе этих алгоритмов можно строить системы передачи с очень высоким уровнем достоверности, например, сверхбольшие базы данных. Простота реализации недвоичных МПД и уровень обеспечиваемой ими достоверности на несколько порядков выше того, что можно получить при использовании кодов Рида-Соломона, которые доступны сегодняшним теле- и медиатехнологиям. Наверное, многие проблемы в этой области были бы решены быстрее и лучше, если бы применение недвоичных символьных МПД началось 20 лет назад, когда появились первые уже достаточно содержательные результаты по таким символьным декодерам.

В монографии предложен целый ряд методов простой реализации помехоустойчивого кодирования на основе МПД алгоритмов для разных систем и каналов: каскадирование параллельное и с кодами контроля по чётности, каналы с неравномерной энергетикой, коды с выделенными ветвями. Полезна также доказанная теорема об МПД.

Важно отметить, что ссылки на специализированные двуязычные веб-сайты ИКИ РАН www.mtdbest.iki.rssi.ru и РГРТУ www.mtdbest.ru позволяют предложить читателям книги большой дополнительный объём данных с их ресурсов. На них представлен большой объём оперативно обновляемых материалов для изучения, обучения и справок по алгоритмам МПД. Если это станет традицией для наших серьёзных издательств, ценность и эффективность публикаций новых результатов в научно-технических издательствах многократно возрастёт.

Следует подчеркнуть, что реализация итеративных методов декодирования в алгоритме МПД оказалась возможной благодаря новым методам построения кодов, для которых применение МПД декодеров особенно эффективно. Такие коды отбираются по специальным критериям минимизации размножения ошибок декодирования. Соответствующие результаты получены в третьей главе книги и могут при первом прочтении показаться несколько усложнёнными. Однако можно надеяться, что через некоторое время эта тематика уже не будет казаться излишне трудной для понимания.

Применение новых методов кодирования и проектирования алгоритмов с использованием оптимизационных подходов, изложенных в книге, создаст благоприятные условия для внедрения простых и одновременно эффективных МПД декодеров в современные сети связи.

Зав. кафедрой
радиотехнических систем МТУСИ,
д.т.н., профессор

Ю.С. Шинаков



AUTEX Ltd.



IEEE

15-я Международная Конференция

DSPA-2013

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ

The 15th International Conference DIGITAL SIGNAL PROCESSING AND ITS
APPLICATIONS

Москва 27 марта - 29 марта 2013 года

Уважаемые коллеги!

ПРИГЛАШАЕМ ВАС ПРИНЯТЬ УЧАСТИЕ В РАБОТЕ КОНФЕРЕНЦИИ

ОРГАНИЗАТОРЫ:

- Российское научно-техническое общество радио-техники, электроники и связи им. А.С. Попова
- Институт радиотехники и электроники РАН
- Компания AUTEX Ltd. (ЗАО «АВТЭКС»)
- Российская секция IEEE
- IEEE Signal Processing Society
- Институт проблем управления РАН
- Институт проблем передачи информации РАН
- Московский научно-исследовательский телевизионный институт (ЗАО МНИТИ)

ОБЪЕДИНЁННЫЙ ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ:

Председатель Международного комитета: академик **Гуляев Юрий Васильевич**

Сопредседатели: академик **Васильев С.Н.**, член-корр. **Зубарев Ю.Б.**, академик **Кузнецов Н.А.**, академик **Федоров И.Б.**

Члены оргкомитета: проф. Аджемов А.С. (Россия), проф. Бачевский С.В. (Россия), проф. Боев С.В. (Россия), член-корр. Борисов В.И. (Россия), д.т.н. Борисов Ю.И. (Россия), академик Бугаев А.С. (Россия), проф. Вилкова Н.Н. (Россия), проф. Качорек Т. (Польша), проф. Лукин В.В. (Украина), проф. Митра М. (США), проф. Петровский А.А. (Белоруссия), академик Савин А.И. (Россия), проф. Сарамаки Т. (Финляндия), академик Соколов И.А. (Россия), член-корр. Чаплыгин Ю.А. (Россия).

Председатель Национального комитета: член-корр. **Зубарев Юрий Борисович**

Сопредседатели: проф. **Витязев В. В.**, **Кирпичников А.П.**, доц. **Самсонов Г.А.**

Члены оргкомитета: проф. Алпатов Б.А., проф. Бартев В.Г., проф. Бернюков А.К., проф. Брюханов Ю.А., проф. Васильев К.К., проф. Галушкин А.И., проф. Дворкович В.П., д.т.н. Дворкович А.В., д.т.н. Джиган В.И., Зубарев Р.В., проф. Немировский М.С., проф. Олейников А.Я., проф. Пожидаев В.Н., д.т.н. Приоров А.Л., проф. Прохоров Ю.Н., проф. Санников В.Г., проф. Скачко Ю.В., проф. Смольский С.М., проф. Солонина А.И., проф. Соколов И.А., проф. Сперанский В.С., доц. Штешенко В.Б., проф. Сухарев Е.М., проф. Чобану М.К., проф. Шинаков Ю.С. проф. Ямпурин Н.П.

Организация работы в форме пленарных и проблемно-тематических заседаний и заседаний «круглого стола». Пленарные доклады будут представлены по основным направлениям работы Конференции.

Рабочие языки конференции - *русский и английский*. Доклады, включенные в Программу конференции, будут опубликованы на этих же языках в **Сборниках докладов (Трудах) Конференции** к началу ее работы.

РАБОТА КОНФЕРЕНЦИИ ПЛАНИРУЕТСЯ ПО 10 СЕКЦИЯМ:

(укажите соответствующей № секции в заявке к докладу)

- | | |
|---|--|
| 1. Теория сигналов и систем | 6. Обработка и передача измерительной информации |
| 2. Теория и методы ЦОС | 7. Проектирование и техническая реализация систем ЦОС |
| 3. Обработка сигналов в системах телекоммуникаций | 8. Цифровое телерадиовещание |
| 4. Обработка сигналов в радиотехнических системах | 9. Цифровая обработка многомерных сигналов |
| 5. Обработка и передача изображений | 10. Нейрокомпьютерная обработка сигналов и изображений |

СРОКИ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДОКЛАДОВ:

(информация о регистрации обновляется на сайте: <http://www.rntores.ru>)

Реквизиты для перечисления взносов: РНТОРЭС имени А.С. Попова, **ИНН 7702021967**, **КПП 770201001**, **БИК 044525225**, Р/сч. 40703810038090105080 Московский банк Сбербанка России ОАО, г. Москва.

Кор/счет 30101810400000000225

Назначение платежа: «Целевой взнос на конференцию ДСПА-2013». НДС не облагается.