

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

2/2012

НАУЧНО - ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

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

- Дискретные преобразования
- Вейвлет-технологии
- Конверсия голоса
- Многоскоростная обработка
- Обнаружение и прием сигналов
- Адаптивная фильтрация
- Активный гидролокатор



ISSN 1684-2634



9 771684 263005 >

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 2/2012

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:

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,
Ю.Г. Сосулин, В.В. Шахгильдян, 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 26.06.12 г.
Формат 60x90/8.

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

Заказ № 3284. Отпечатано в
ООО НПЦ «Информационные технологии»
Рязань, ул. Островского, д. 21/1
тел.: (4912) 98-69-84

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

УЧРЕДИТЕЛИ:

**ЗАО «Инструментальные системы»
ФГУП «НИИ радио»**

В НОМЕРЕ:

Пономарева О.В.

*Быстрое параметрическое дискретное преобразование
Фурье действительных последовательностей* 2

Орешко Н.И., Геппенер В.В., Клионский Д.М.

*Применение гармонических вейвлетов
в задачах обработки осциллирующих сигналов* 6

Азаров И.С., Петровский А.А.

*Система конверсии голоса в реальном масштабе времени
с текстонезависимым обучением на основе гибридного
параметрического описания речевых сигналов* 15

Мандрикова О.В., Соловьев И.С.

*Вейвлет-технология обработки
и анализа геомагнитных данных* 24

Мандрикова О.В., Полозов Ю.А.

*Метод выделения аномальных особенностей
в данных критической частоты ионосферы на основе
совмещения вейвлет-преобразования и нейронных сетей* 29

Михеев А.А., Блинов П.А., Точилина Н.С.

*Многоскоростная обработка
в задачах фильтрации электрокардиосигнала* 35

Парамонов А.М.

Прием сигналов CQPSK на частотный детектор 38

Парамонов А.М.

Двухканальный подавитель кроссполяризованной помехи 42

Горшенков А.А., Кликушин Ю.Н., Кобенко В.Ю.

*Алгоритм обнаружения, измерения
и классификации трендов сигналов* 46

Кошелев В.И., Белокуров В.А.

*Синтез и анализ адаптивного межпачечного
алгоритма обнаружения малоразмерной цели* 49

Демидов А.И., Залогин Н.Н., Комочков Р.Ш., Мосолов С.С., Скарня А.В., Тоцов С.А., Тутынин Е.В.

*Активный гидролокатор со сверхширокополосными
зондирующими сигналами* 54

Местергази В.А.

*К вопросу программного целочисленного
интегрирования сигналов АЦП* 57

Бартенева В.Г., Гордеев А.Ю.

*Новый способ формирования весовых коэффициентов
при адаптивной фильтрации неклассифицированных
выборок наблюдений* 65

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка

*«Цифровая обработка сигналов
и её применение -DSPA'2012»* 68

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

БЫСТРОЕ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ ДИСКРЕТНОЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ФУРЬЕ ДЕЙСТВИТЕЛЬНЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

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

Ключевые слова: дискретное преобразование Фурье, действительная последовательность, параметрическое быстрое преобразование Фурье, перекрестная комплексно-сопряженная симметрия, выявление скрытых периодичностей.

При спектральном анализе как детерминированных, так и случайных сигналов широкое применение находит аппарат ДПФ, мощным инструментом вычисления которого являются алгоритмы БПФ [1, 2, 3].

В работах [4, 5, 6] дано обобщение ДПФ в виде параметрического ДПФ (ДПФ-П) и рассмотрены алгоритмы быстрого вычисления ДПФ-П (алгоритмы БПФ-П). Пара преобразований ДПФ-П в матричной форме задается следующими соотношениями:

$$S_{N,\theta} = \frac{1}{N} F_{N,\theta} X_N; \quad (1)$$

$$X_N = F_{N,\theta}^* S_{N,\theta}, \quad 0 \leq \theta \leq 1.$$

или в обычной форме:

$$S_N(k, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{(k+\theta)n}, \quad k = \overline{0, N-1}; \quad (2)$$

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

где:

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

$$W_N = \exp\left[-j \frac{2\pi}{N}\right]. \quad (3)$$

При значении параметра θ равно нулю, соотношения (1) и (2) задают стандартное ДПФ.

ДПФ и быстрые алгоритмы его вычисления предполагают, что входная последовательность $x(n)$ $n = 0, N-1$ является комплексной. В прикладных же задачах цифровой обработки сигналов в большинстве случаев имеют дело с действительными последовательностями:

Применение стандартного комплексного БПФ-П при $\theta = 1/2$ к действительным последовательностям $x(n)$, $n = \overline{0, N-1}$ приводит, с одной стороны, к вычислению $N/2$ точек спектра на отрицательных частотах, которые не несут дополнительной информации о спектре сигнала $x(n)$ (избыточные вычислительные затраты), с другой стороны – требуемый объем памяти в два раза больше необходимого (избыточные затраты памяти). Для устранения указанных недостатков предложены алгоритмы БПФ-П действительных последовательностей, исключающие избыточные затраты, как в памяти, так и в объеме вычислений. Рассмотрен алгоритм БПФ-П действительных последовательностей при $\theta \neq 1/2$.

$\text{Im}\{x(n)\} = 0$, $n = \overline{0, N-1}$. Как известно, ДПФ таких сигналов при четном N обладает свойством комплексно – сопряженной симметрии:

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

где * – символ комплексного сопряжения.

Следовательно, применение стандартного комплексного БПФ к действительным последовательностям приводит, с одной стороны, к вычислению $N/2 - 1$ точек спектра на отрицательных частотах, которые не несут дополнительной информации о спектре сигнала $x(n)$ (избыточные вычислительные затраты), с другой – требуемый объем памяти в два раза больше необходимого (избыточные затраты памяти). Для устранения указанных недостатков был предложен алгоритм БПФ действительных последовательностей, устраняющий избыточные затраты, как в памяти, так и в объеме вычислений [2, 3], идея которого довольно проста, но только после того, как на нее указали.

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

Далее образуется комплексная последовательность:

$$x_3(n) = x_1(n) + jx_2(n), \quad n = \overline{0, N/2-1}. \quad (5)$$

Затем вычисляют БПФ комплексной последовательности $x_3(n)$ алгоритмом БПФ.

Идея алгоритма ДПФ действительных последовательностей заключается в следующем. Известно, ДПФ любой действительной последовательности имеет чет-

ную действительную часть и нечетную мнимую часть. И наоборот, ДПФ любой чисто мнимой последовательности имеет нечетную действительную и четную мнимую части. [1]. ДПФ суммы таких последовательностей $x_3(n) = x_1(n) + jx_2(n)$, имеет асимметричные действительную и мнимую части. Однако, ДПФ $x_1(n) = x(2n)$, и ДПФ $x_2(n) = x(2n+1)$, могут быть легко восстановлены, так как любую функцию можно представить в виде суммы четной и нечетной частей. Затем, используя фундаментальное свойство БПФ (возможность получения спектра исходной последовательности из спектров двух ее частей), находят спектр исходной последовательности $x(n)$, выполняя дополнительный слой БПФ [2, 3].

При внимательном изучении соотношений (2), (3) и (4) можно сделать несколько важных выводов:

1. ДПФ действительной последовательности $S_N(k)$, $k = 0, N - 1$, строго говоря, определяется не $N/2$ отсчетами, как нередко утверждается в работах по цифровой обработке сигналов (см. например [3]), а $(N/2 + 1)$ отсчетами;

2. Комплексно - сопряженная симметрия коэффициентов ДПФ действительной последовательности при четном N имеет место не для всех отсчетов ДПФ. Два отсчета спектра $S_N(0)$ и $S_N(N/2)$ не обладают этим свойством (при нечетном N - один отсчет спектра $S_N(0)$). Кроме того, эти отсчеты (или этот отсчет) являются чисто действительными величинами.

3. При значении параметра $\theta = 1/2$ все коэффициенты ДПФ-П обладают свойством комплексно - сопряженной симметрии:

$$S_N(k, 1/2) = S_N^*(N - k, 1/2); \quad k = \overline{0, N/2 - 1}. \quad (6)$$

Алгоритм БПФ-П при $\theta = 1/2$ для действительных последовательностей (далее алгоритм 1) может быть построен в рамках подхода рассмотренного в [2, 3] (суть такого подхода изложена выше). Покажем, что, так как все коэффициенты ДПФ-П при $\theta = 1/2$ обладают фундаментальным свойством комплексно-сопряженной симметрии (6), данный подход допустим и правомерен.

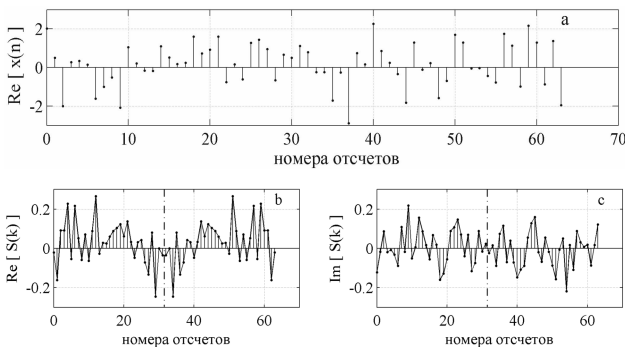


Рис. 1 Спектр сигнала $x(n)$ полученный методом ДПФ-П при $\theta = 1/2$

На рис.1а приведена некоторая действительная последовательность $x(n)$ в 64 отсчета, а на рис. 1б и рис.1с соответственно действительная и мнимая части её спектра ДПФ-П при $\theta = 1/2$ (штрих-пунктирной ли-

нией обозначена ось симметрии). В алгоритме БПФ-П при $\theta = 1/2$ действительной последовательности (как и в алгоритме БПФ действительной последовательности) $x(n)$ в N отсчетов разбивается на две действительные последовательности в $N/2$ отсчетов: т.е. на последовательности четных $x_1(n)$ и нечетных отсчетов $x_2(n)$.

$$x_1(n) = x(2n), \quad x_2(n) = x(2n+1).$$

Далее образуется комплексная последовательность:

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

действительная и мнимая части спектра, которой приведены соответственно на рис. 2г и рис. 2h. Чтобы получить спектры действительных последовательностей $x_1(n) = x(2n)$ и $x_2(n) = x(2n+1)$, приведенные на рис. 2с, рис. 2е, рис. 2д, рис. 2f, соответственно, необходимо воспользоваться следующими выражениями:

$$\text{Re}[S_1(k, 1/2)] = \{\text{Re}[S_3(k, 1/2) + \text{Re}[S_3(N/2 - k - 1)]]\}/2;$$

$$\text{Im}[S_1(k, 1/2)] = \{\text{Im}[S_3(k, 1/2) - \text{Im}[S_3(N/2 - k - 1)]]\}/2;$$

$$\text{Re}[S_2(k, 1/2)] = \{\text{Im}[S_3(k, 1/2) + \text{Im}[S_3(N/2 - k - 1)]]\}/2;$$

$$\text{Im}[S_2(k, 1/2)] = \{\text{Re}[S_3(k - k - 1) - \text{Re}[S_3(k, 1/2)]]\}/2;$$

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

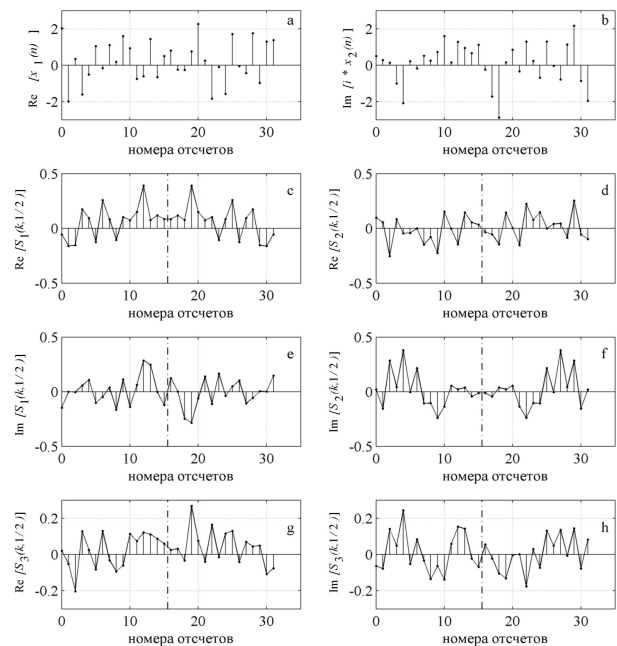


Рис. 2 Структура симметрий спектров ДПФ-П действительных сигналов $x_1(n)$ и $jx_2(n)$ при $\theta = 1/2$

Затем необходимо дополнительно выполнить вычисления согласно следующим выражениям:

$$\begin{aligned} \text{Re}[S(k, 1/2)] &= S_1(k, 1/2) + S_2(k, 1/2) \times \\ &\times \left[\cos \frac{2\pi}{N} (k + 1/2) + j \sin \frac{2\pi}{N} (k + 1/2) \right]; \\ k &= \overline{0, N/2 - 1}. \end{aligned}$$

В результате мы получим спектр исходного действительного сигнала $x_1(n)$ на положительных частотах (рис.3).

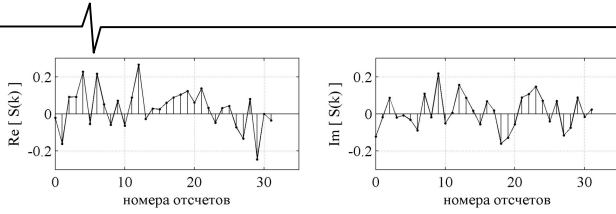


Рис. 3 Спектр действительного сигнала $x(n)$ на положительных частотах, полученный с помощью алгоритма 1.

Рассмотрим альтернативный подход вычисления ДПФ-П действительных последовательностей, использующий комплексно-сопряженную симметрию при $\theta = 1/2$.

Пусть задана действительная последовательность:

$$x(n) \quad n = \overline{0, N-1},$$

стандартное ДПФ-П, которой при $\theta = 1/2$ описывается следующим выражением:

$$S_N(k, 1/2) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{n(k+1/2)}, \quad k = \overline{0, N-1}. \quad (7)$$

Найдем четные отсчеты коэффициентов ДПФ-П, $\theta = 1/2$: $S_N(2k, 1/2)$:

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

или:

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

С учетом того, что: $W_N^{N/2(2k+1/2)} = -j$, окончательно получим:

$$\begin{aligned} S_N(2k, 1/2) &= S_{N/2}(k, 1/4) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} [x(n) - jx(n+N/2)] W_{N/2}^{n(k+1/4)}, \\ k &= \overline{0, N/2-1}. \end{aligned} \quad (8)$$

Аналогично найдем нечетные отсчеты коэффициентов ДПФ-П при $\theta = 1/2$, опуская промежуточные выкладки:

$$\begin{aligned} S_N((2k+1), 1/2) &= S_{N/2}(k, 3/4) = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} [x(n) + jx(n+N/2)] W_{N/2}^{n(k+3/4)}, \\ k &= \overline{0, N/2-1}. \end{aligned} \quad (9)$$

Отметим, что при выводе формулы (9) использовано соотношение:

$$W_{N/2}^{(N/2)(2k+3/2)} = +j.$$

Очевидно, что вычисление ДПФ-П при $\theta = 3/4$ согласно соотношению (9) более предпочтительно, чем вычисление ДПФ-П при $\theta = 1/4$ согласно соотношению (8), так как при этом нет необходимости менять знак у мнимой части формируемой комплексной последовательности. Таким образом, благодаря соотношению (9) с учетом свойства (6), мы находим все $N/2$ значений искомого спектра (далее алгоритм 2).

Произведем оценку вычислительной эффективности представленных алгоритмов. В качестве критерия эффективности, аналогично работе [2], выберем относительную экономию вычислений при применении сравниваемых алгоритмов

$$\gamma = \frac{\text{число операций в алгоритме } A - \text{число операций в алгоритме } B}{\text{число операций в алгоритме } A}, \quad (10)$$

где: алгоритмы A и B – сравниваемые алгоритмы.

Под числом операций в формуле (10) в зависимости от применяемых (для реализации алгоритма) аппаратных решений, могут пониматься, как только выполняемые умножения, так и сумма выполняемых умножений и сложений. Последний случай имеет место в случае применения высокоскоростных специализированных умножителей, которые позволяют операцию умножения выполнять практически за то же время, что и сложения. Учитывая, что для получения ДПФ-П при $\theta = 1/2$ действительной последовательности длиной в N отсчетов мы выполняем одно $N/2$ – комплексное ДПФ-П при $\theta = 3/4$, на рис. 4 и рис.5 показана (в соответствии с соотношением (10)) относительная экономия вычислений в алгоритме 1 в сравнении с обычным комплексным БПФ и алгоритма 2, в сравнении с алгоритмом 1, соответственно.

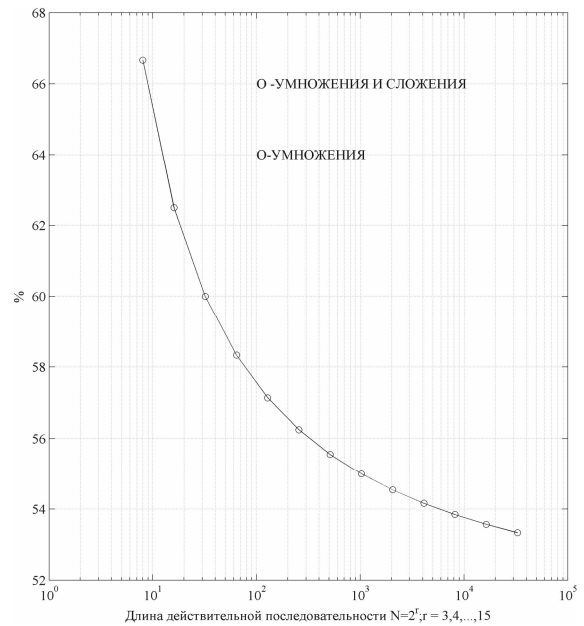
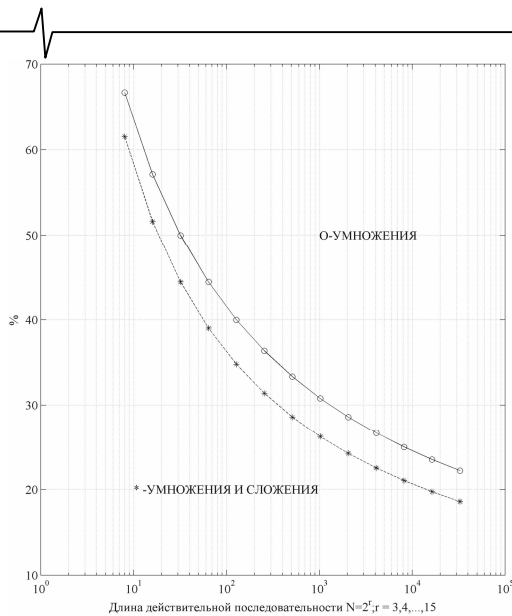


Рис. 4 Относительная экономия вычислений в %. Сравнение алгоритма 1 с комплексным БПФ-П



Длина действительной последовательности $N = 2^r$;
 $r = 3, 4, \dots, 15$

Рис. 5 Относительная экономия вычислений в %.
 Сравнение алгоритма 2 с алгоритмом 1.

На рис.4, в силу использования в сравниваемых алгоритмах комплексных алгоритмов БПФ и БПФ-П (разница между которыми в смысле числа операций только в размерности), кривые по числу только «умножений» и «умножений и сложений» совпадают.

В заключение остановимся кратко на вычислении коэффициентов ДПФ-П действительных последовательностей при значении параметра $\theta \neq 0, 1/2$. Исследования, проведенные автором настоящей статьи, выявили еще одно фундаментальное свойство ДПФ-П.

Спектр сигнала, полученный методом ДПФ-П, при значении параметра $\theta \neq 0, 1/2$ не обладает свойством комплексно-сопряженной симметрии. Другими словами, соотношение (6) в этом случае не соблюдается. Однако ДПФ-П действительных последовательностей при $\theta \neq 0, 1/2$ обладает одним очень важным свойством, которое автор назвал «перекрестной» комплексно-сопряженной симметрией:

$$S_N(k, \theta) = S_N^*(N - 1 - k, 1 - \theta); \theta \neq 0, 1/2, \\ k = \overline{0, N/2 - 1} \quad (11)$$

$$S_N(k, 1 - \theta) = S_N^*(N - 1 - k, \theta); \theta \neq 0, 1/2, \\ k = \overline{0, N/2 - 1} \quad (12)$$

На рис. 6 для некоторой случайной последовательности в 8 отсчетов проиллюстрировано это фундаментальное свойство ДПФ-П:

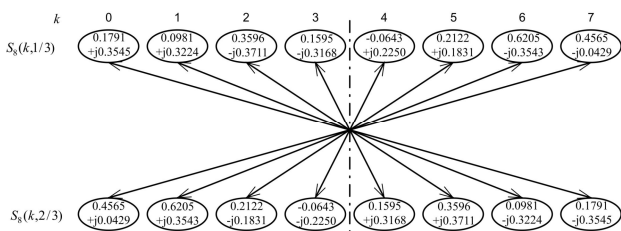


Рис. 6 «Перекрестная» комплексно-сопряженная симметрия ДПФ-П

Воспользовавшись соотношениями (11) и (12), несложно установить, что выполнение ДПФ-П действительной при $\theta \neq 0, 1/2$ позволяет сразу получить два спектра: при значениях параметра θ и $(1 - \theta)$. При этом относительная экономия в вычислениях в рамках данного подхода будет полностью совпадать с кривой, приведенной на рис. 4.

Заключение

Предложенные в статье алгоритмы быстрого параметрического дискретного преобразования Фурье позволяют, с одной стороны, существенно сократить время вычислений и требуемый объем памяти при спектральном анализе как детерминированных, так и случайных действительных сигналов, с другой – расширить возможности решения практических задач цифровой обработки сигналов в различных областях научных исследований. Например: локализации спектральных пиков, выявления скрытых периодичностей, виброакустической диагностике машин и механизмов.

Литература

1. Рабинер Л., Голд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. М.:Мир, 1978г.
2. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов: Второе издание. Пер. с англ. - М.: ООО «Бином-Пресс», 2007г.-656 с.
3. Богнер Р., Константи́нидис А. Введение в цифровую фильтрацию: Пер. с англ.- М.:Мир, 1976г.-216с.
4. Пономарев В.А. Стохастические свойства параметрического дискретного преобразования Фурье // Радиотехника и электроника// АН СССР.-1983-Т.28. - № 8.-Стр.1590-1595
5. Пономарев В.А., Пономарева О.В. Модификация дискретного преобразования Фурье для решения задач интерполяции и свертки функций // Радиотехника и электроника. АН СССР.-1984.-Т.29.-№8.-Стр. 1561-1570.
6. Пономарева О.В. Развитие теории спектрального анализа дискретных сигналов на конечных интервалах в базисе параметрических дискретных экспоненциальных функций. М.: Цифровая обработка сигналов.-2010г.-№ 2.-7-12 с.

PARAMETRIC FAST DISCRETE FOURIER TRANSFORM REAL SEQUENCE

Ponomareva O.V.

The use of standard complex FFT-P in the $\theta = 1/2$ to the real sequences $x(n), n = \overline{0, N - 1}$ leads, on the one hand, to the calculation of $N/2$ points of the spectrum on the negative frequencies, which do not carry additional information about the spectrum of the signal $x(n)$ (excessive computational cost), on the other side - the required amount of memory is twice more than necessary (excess cost of memory). To eliminate these drawbacks proposed FFT algorithms-II real sequences, eliminating redundant costs, both in memory and in the amount of computation. We also consider the P-FFT algorithm for real sequences $\theta \neq 1/2$.

ПРИМЕНЕНИЕ ГАРМОНИЧЕСКИХ ВЕЙВЛЕТОВ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ОСЦИЛЛИРУЮЩИХ СИГНАЛОВ

*Орешко Н.И., к.т.н., Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»,
e-mail: oreshko@nicetu.spb.ru*

*Геппенер В.В., д.т.н., профессор Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета
«ЛЭТИ», e-mail: geppener@mail.ru*

*Клионский Д.М., аспирант Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета
«ЛЭТИ», e-mail: klio2003@list.ru*

Ключевые слова: гармонические вейвлеты, осциллирующие сигналы, очистка от шума, пороговая процедура, выделение границ процессов.

Введение

Данная статья посвящена вопросам использования специфических функций, называемых гармоническими *вейвлетами* и предназначенных для обработки широкого класса осциллирующих сигналов (процессов), в частности *мультигармонических* и *переходных* процессов. Излагаются основы гармонического вейвлет-преобразования и приводится двухэтапный алгоритм вычисления вейвлет-коэффициентов на основе ДПФ. Вводится специальный показатель эффективности применения данных вейвлетов к осциллирующим сигналам. Использование гармонических вейвлетов особенно эффективно для обработки осциллирующих сигналов, поскольку гармонические вейвлеты по своей форме подобны данным сигналам. Во многих случаях наиболее эффективным для обработки является такой базис, который имеет высокую степень корреляции с исследуемым типом сигналов, т.к. представление сигнала в таком базисе будет требовать малого количества слагаемых.

Значительное внимание в статье уделяется важнейшей практической задаче - *очистке осциллирующих сигналов от шума* с использованием специальных статистических критериев и пороговой обработки вейвлет-коэффициентов.

Содержание статьи можно представить следующим образом:

- вводятся в рассмотрение гармонические вейвлеты и иллюстрируется двухэтапная процедура вычисления вейвлет-коэффициентов, основанная на ДПФ;
- выводится общий вид матрицы гармонического вейвлет-преобразования;
- вводится специальный количественный показатель, определяющий эффективность применения гармонического вейвлет-преобразования к осциллирующим процессам и являющийся, по сути, мерой сжатия данных в пространстве вейвлет-коэффициентов;
- демонстрируется пример анализа гармонического сигнала в смеси с шумом в базисе на основе гармонических вейвлетов. Показывается на примере комбина-

Статья посвящена использованию гармонических вейвлетов применительно к широкому классу осциллирующих сигналов. Иллюстрируются новые подходы к решению задач выделения границ характерных процессов в сигнале и очистки сигналов от шума с помощью гармонических вейвлетов на основе модифицированной пороговой процедуры. Выводится общий вид матрицы гармонического вейвлет-преобразования и вводится критерий эффективности использования данных вейвлетов.

ции гармонического сигнала и переходного процесса, как именно гармонические вейвлеты могут использоваться для определения изменения типа процесса в исходном сигнале;

– иллюстрируется процедура очистки сигналов от шума на основе гармонических вейвлетов с использованием специальной пороговой обработки вейвлет-коэффициентов. Приводятся формулы для расчета порогов применительно к гармоническому вейвлет-преобразованию.

Гармонические вейвлеты

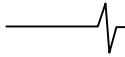
Рассмотрим базис на основе вейвлетов, спектры которых имеют вид прямоугольной волны в заданной полосе частот [1, 2]. В качестве примера на нулевом уровне ($j = 0$) для базисного вейвлета имеем следующее выражение для спектральной плотности [3] $W(\omega)$, приняв фазу равной нулю:

$$W(\omega) = \begin{cases} 1/2\pi, & 2\pi \leq \omega < 4\pi \\ 0, & \omega < 2\pi, \omega \geq 4\pi. \end{cases} \quad (1)$$

Далее установим вид базисной функции во временной области, используя обратное преобразование Фурье от выражения (1) ($i = \sqrt{-1}$):

$$w(x) = \frac{e^{i4\pi x} - e^{i2\pi x}}{i2\pi x}. \quad (2)$$

Использование комплексного представления вейвлета позволяет получить два вещественных представления на основе единого представления (2) аналогично тому, как в комплексном гармоническом анализе функция $e^{i\omega x}$ используется для представления двух вещественных функций в синусоидальной $\sin(\omega x)$ и косинусоидальной $\cos(\omega x)$ формах соответственно (на основании формулы Эйлера). Очевидно, вещественная часть (2) является четной, а мнимая – нечетной функцией частоты.



ты, в чем опять-таки прослеживается полная аналогия с комплексной экспонентой.

Рассмотрим выражение для спектра базисного вейвлета, соответствующего произвольному j -му уровню разложения и сдвигу на величину k :

$$W(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} 2^{-j} e^{\frac{i\omega k}{2^j}}, & 2\pi 2^j \leq \omega < 4\pi 2^j \\ 0, & \omega < 2\pi 2^j, \omega \geq 4\pi 2^j. \end{cases} \quad (3)$$

Аналогично тому, как это было сделано ранее, найдем ОПФ от (3):

$$w(2^j x - k) = \frac{e^{i4\pi(2^j x - k)} - e^{i2\pi(2^j x - k)}}{i2\pi(2^j x - k)}, \quad (4)$$

где $j \geq 0, |k| < \infty$. Из (3) следует, что гармонические вейвлеты имеют *конечный (компактный)* носитель [1, 2, 4] в частотной области (поскольку спектр базисных вейвлетов отличен от нуля в ограниченной полосе частот) и бесконечный носитель во временной области. Однако поскольку во временной области вейвлет убывает по гиперболическому закону, как это следует из (4), можно при необходимости определить эффективную ширину носителя во временной области (например, как интервал, на котором значения выражения (4) убывают до уровня 0.1 от максимума).

Для $j = -1$ (соответствует *масштабирующей функции*) выражение для $W(\omega)$ имеет вид [1]:

$$W(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} e^{-i\omega k}, & 0 \leq \omega < 2\pi \\ 0, & \omega < 0, \omega \geq 2\pi, \end{cases} \quad (5)$$

откуда во временной области получаем

$$\varnothing(x - k) = \frac{e^{i2\pi(x - k)} - 1}{i2\pi(x - k)}, \quad (6)$$

где $|k| < \infty$, $\varnothing(x)$ – масштабирующая функция. Рассуждения относительно носителя данной функции полностью аналогичны ранее приведенным рассуждениям относительно носителя вейвлетов. Причина выбора именно такой масштабирующей функции (6) и базисных вейвлетов (4) состоит в том, что они образуют *ортонормальное множество*, т.е.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} w(2^j x - k) w(2^r x - s) dx = 0, \quad (7)$$

$$\forall j, k, r, s (j, r \geq 0)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} w(2^j x - k) w^*(2^r x - s) dx = 0, \quad (8)$$

$$\forall j, k, r, s (j, r \geq 0, r \neq j; s \neq k)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |w(2^j x - k)|^2 dx = 1/2^j. \quad (9)$$

Для масштабирующей функции (6) справедливы аналогичные соотношения ортогональности. Кроме того, масштабирующая функция и базисные вейвлеты также являются ортогональными. Доказательство свойств (7)-(9) и аналогичных им основывается на со-

хранении скалярного произведения двух функций в результате действия на каждую из них оператора Фурье. Данные свойства записываются на основе известных аналитических соотношений, выражающих суть теоремы Парсевала [3]. Соответствующие интегралы, выражающие скалярные произведения, обратятся в ноль, поскольку гармонические вейвлеты, соответствующие различным значениям j , занимают разные частотные полосы и не перекрываются, откуда следует, что скалярные произведения равны нулю. Вышеприведенные результаты говорят о том, что функции $w(2^j x - k)$ и $\varnothing(x - k)$ образуют *ортонормальный базис*. Функциональный ряд для некоторой функции $f(x)$ по гармоническим вейвлетам сходится в среднеквадратическом смысле при условии, что функция является квадратично интегрируемой.

С учетом рассмотренных особенностей можно выделить следующие основные свойства гармонических вейвлетов, делающие их схожими с другими классами вейвлетов:

- Гармонические вейвлеты имеют компактный *носитель* в частотной области, что эффективно при решении задачи локализации характерных особенностей сигналов (в частотной области);
- Существуют и используются на практике быстрые алгоритмы вычисления вейвлет-коэффициентов и восстановления сигнала во временной области, основанные на быстром преобразовании Фурье (БПФ).

Недостатком гармонических вейвлетов являются их более слабо выраженные локализационные свойства во временной области по сравнению с другими видами вейвлетов. Спектр в виде прямоугольной волны приводит к затуханию во временной области по закону $1/x$, что может оказаться недостаточно для выделения кратковременных особенностей (сингулярностей) в сигнале во временной области.

Вейвлет-преобразование в базисе гармонических вейвлетов. Алгоритм вычисления вейвлет-коэффициентов на основе двухэтапного ДПФ

Вычисление вейвлет-коэффициентов производится по следующим интегральным формулам:

$$a_{j,k} = 2^j \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) w^*(2^j x - k) dx; \quad (10)$$

$$\tilde{a}_{j,k} = 2^j \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) w(2^j x - k) dx;$$

$$a_{\varnothing,k} = 2^j \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \varnothing^*(x - k) dx; \quad (11)$$

$$\tilde{a}_{\varnothing,k} = 2^j \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \varnothing(x - k) dx.$$

Для вещественных функций $f(x)$ данные коэффициенты подчиняются условию $\tilde{a}_{j,k} = \tilde{a}_{j,k}^*$, $\tilde{a}_{\varnothing,k} = \tilde{a}_{\varnothing,k}^*$, однако для комплекснозначных функций вычисления необходимо производить отдельно. Представление функции в виде ряда (функционального ряда) выполняется следующим образом:

$$f(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} (a_{\emptyset,k} \emptyset(x-k) + \tilde{a}_{\emptyset,k} \emptyset^*(x-k)) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} (a_{j,k} w(2^j x - k) + \tilde{a}_{j,k} w^*(2^j x - k)). \quad (12)$$

Таким образом, для нахождения коэффициентов вейвлет-разложения необходимо получить значения $\tilde{a}_{j,k}$, $a_{j,k}$, $a_{\emptyset,k}$, $\tilde{a}_{\emptyset,k}$. Рассмотрим вычисление коэффициентов на примере $a_{j,k}$ (вычисления остальных коэффициентов делаются аналогично):

$$a_{j,k} = (1/2\pi) \int_{2\pi 2^j}^{4\pi 2^j} d\omega e^{i\omega k/2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} dx f(x) e^{i\omega x} = \int_{2\pi 2^j}^{4\pi 2^j} F(\omega) e^{i\omega k/2^j} d\omega. \quad (13)$$

Дальнейшие рассуждения являются ключевыми для успешной реализации гармонического вейвлет-преобразования на практике. Дело в том, что непосредственные вычисления по формуле (13) являются неэффективными с точки зрения их сложности (общего числа операций), как показано в работе [1]. К тому же, как следует из формул (12) и (13), в общем случае мы имеем бесконечное число вейвлет-коэффициентов, что соответствует физически нереализуемым вейвлет-фильтрам (т.н. идеальным вейвлет-фильтрам в частотной области, имеющим прямоугольную АЧХ). Этот факт также непосредственно вытекает из формулы (1), из которой видно, что АЧХ вейвлет-фильтров является строго прямоугольной, что неизбежно приводит к физической нереализуемости фильтров.

В связи с этим необходимо соответствующим образом модифицировать формулу (13) так, чтобы получить физически реализуемые вейвлет-фильтры и, соответственно, конечное число вейвлет-коэффициентов. Также очень важно учитывать тот факт, что модификация формулы (13) и аналогичных ей формул для расчета $\tilde{a}_{j,k}$, $a_{\emptyset,k}$, $\tilde{a}_{\emptyset,k}$ должна позволить использовать вычислительно эффективные быстрые алгоритмы. В итоге реальные вейвлет-фильтры будут относиться к классу КИХ-фильтров и иметь конечное число коэффициентов.

Модификация, о которой говорится выше, выполняется следующим образом. В формуле (13) заменим интегрирование на суммирование (замены $n = 2^j$ и $s = m - n$) и введем коэффициенты, которые обозначим как F_{2^j+s} :

$$F_{2^j+s} = 2\pi F(\omega = 2\pi(2^j + s)), \quad (14)$$

и тогда выражение (13) после элементарных преобразований приобретает вид

$$a_{2^j+k} = \sum_{s=0}^{2^j-1} F_{2^j+s} e^{i2\pi s k/2^j}, \quad k = 0, \dots, 2^j - 1. \quad (15)$$

Это выражение представляет собой, по сути, обратное ДПФ последовательности F_{2^j+s} , $s = 0, \dots, 2^j - 1$.

Важно отметить, что в этом случае мы получаем не в чистом виде коэффициенты гармонического вейвлет-

преобразования, как в формулах (10) и (11), а коэффициенты, полученные путем соответствующей модификации формулы (13). Поэтому более правильно называть полученные коэффициенты a_{2^j+k} коэффициентами октавного (блочного) гармонического вейвлет-преобразования. Прилагательное «октавное», как будет показано далее, связано с особенностью алгоритма вычисления коэффициентов на основе ДПФ с помощью БПФ. При дальнейшем изложении будет подразумеваться именно октавное гармоническое вейвлет-преобразование, однако из соображений краткости слово «октавное» будет опускаться.

Таким образом, алгоритм вычисления вейвлет-коэффициентов (октавного) гармонического вейвлет-преобразования для некоторой непрерывной функции $f(x)$ сводится к следующему:

1. Исходная функция $f(x)$ представляется своими дискретными отсчетами $f(r)$, $r = 0, \dots, N - 1$, где N является степенью 2 (в случае необходимости производится дополнение необходимым количеством нулей).
2. Вычисляется ДПФ с помощью БПФ с целью получения набора комплексных чисел F_t , $t = 0, \dots, N - 1$ – Фурье-коэффициентов (коэффициентов ДПФ).
3. Октавные блоки F_t обрабатываются на основе обратного ДПФ для получения значений коэффициентов a_{2^j+k} . Результаты расчета коэффициентов иллюстрируются в табл. 1.

Таблица 1.
Распределение вейвлет-коэффициентов по уровням разложения

Номер уровня разложения j	Вейвлет-коэффициенты	Количество вейвлет-коэффициентов
-1	$a_0 = F_0$	1
0	$a_1 = F_1$	1
1	a_2, a_3	2
2	a_4, a_5, a_6, a_7	4
3	a_8, \dots, a_{15}	8
.....
j	$a_{2^j}, \dots, a_{2^{j+1}-1}$	2^j
.....
$n-2$, где $n = \log_2 N$	$a_{N/4}, \dots, a_{N/2-1}$	2^{n-2}

Как видно из табл. 1, на каждом уровне присутствует 2^j вейвлет-коэффициентов. Аналитически коэффициенты j -го уровня для $j \geq 0$ записываются как a_{2^j+k} , $k = 0, \dots, 2^j - 1$.

Выражение для \tilde{a}_{2^j+k} получается аналогично выражению для a_{2^j+k} :

$$\tilde{a}_{2^j+k} = \sum_{s=0}^{2^j-1} F_{-(2^j+s)} e^{-i2\pi s k/2^j}, \quad k = 0, \dots, 2^j - 1. \quad (16)$$

Отрицательный индекс у последовательности F объясняется тем, что $F_{-(2^j+s)}$ является дискретным аналогом $F(-\omega)$. Поскольку ДПФ не имеет отрицательных индексов, нужно использовать свойство цикличности

$F_{-s} = F_{N-s}$. В результате получим:

$$\tilde{a}_{2^j+k} = \sum_{s=0}^{2^j-1} F_{N-(2^j+s)} e^{-i2\pi sk/2^j}, \quad k = 0, \dots, 2^j - 1. \quad (17)$$

Вычисление коэффициентов a_0 и $a_{N/2}$ требует отдельных комментариев. Рассмотрим вычисление a_0 . Очевидно,

$$a_{\phi,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{+\infty} d\omega \Phi^*(\omega) e^{j\omega k} f(x) e^{-j\omega x} = \int_0^{2\pi} d\omega F(\omega) e^{i\omega k}. \quad (18)$$

Пределы интегрирования с бесконечных на конечные можно изменить, поскольку $\Phi(\omega)$ отлично от нуля только в диапазоне $0 \leq \omega \leq 2\pi$, согласно (5).

$$a_0 = a_{\phi,0} + \tilde{a}_{\phi,0} = 2\pi F(\omega = 0) + 2\pi F(\omega = 0) = 4\pi F(\omega = 0) \quad (19)$$

Теперь рассчитаем значение $a_{N/2}$. Для того, чтобы вычислить данное значение, проверим справедливость равенства Парсеваля, которое также выполняется для октавных блоков, представленных в табл. 1 (2-й столбец):

$$\frac{1}{2^j} \sum_{k=0}^{2^j-1} |a_{2^j+k}|^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{2^j-1} |F_{2^j+k}|^2. \quad (20)$$

Поэтому необходимо положить $a_{N/2} = F_{N/2}$. В этом случае имеем

$$|a_0|^2 + \sum_{j=0}^{n-2} \left(\frac{1}{2^j} \sum_{k=0}^{2^j-1} (|a_{2^j+k}|^2 + |a_{N-2^j-k}|^2) \right) + |a_{N/2}|^2 = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} |f_r|^2 \quad (21)$$

Безусловно, представляет интерес сравнение процедуры вычисления коэффициентов гармонического вейвлет-преобразования на основе алгоритма двухэтапного ДПФ и широко известного быстрого пирамидального алгоритма Малла [4]. В работе [1] достаточно детально изучен данный вопрос с использованием компьютерного моделирования в среде MATLAB и автоматического подсчета общего числа выполняемых операций в алгоритмах при условии, что длина сигнала N является целой степенью числа 2. Показано в [1], что при значениях N в диапазоне $[2^7, 2^{12}]$, что соответствует объемам сигнальных выборок, рассматриваемых в рамках данной статьи, выигрыш в количестве операций при использовании алгоритма двухэтапного ДПФ составляет более чем в 2 раза. При дальнейшем увеличении длины сигнала выигрыш в числе операций начинает медленно уменьшаться [1].

Быстрый алгоритм Малла является последовательным алгоритмом, и для выполнения очередного этапа необходимо завершение предыдущего, что является определенным недостатком. Однако алгоритм на основе двухэтапного ДПФ является *параллельным*, поскольку

ку все отсчеты исходного сигнала могут обрабатываться одновременно, что позволяет использовать эффективные алгоритмы распараллеливания вычислений. К тому же, ДПФ само по себе является вычислительно эффективным преобразованием в силу наличия алгоритмов БПФ.

Вывод матрицы гармонического вейвлет-преобразования

Получение матрицы гармонического вейвлет-преобразования имеет важное теоретическое значение с точки зрения его представления в матричном виде. Как и любое линейное преобразование при заданном базисе, гармоническое вейвлет-преобразование может быть записано в векторно-матричной форме:

$$a = Ws, \quad (22)$$

где W - матрица вейвлет-преобразования, a - вектор вейвлет-коэффициентов, s - вектор отсчетов исходного сигнала. Процедура вычисления вейвлет-коэффициентов двухэтапная и представляет собой вычисление Фурье-коэффициентов [1, 2], а затем уже самих вейвлет-коэффициентов путем взятия обратного ДПФ от октавных блоков Фурье-коэффициентов. Поэтому формулу (22) можно разбить на две:

$$u = R_F s; \quad a = Qu, \quad (23)$$

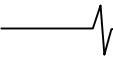
где R_F - ортогональная матрица Фурье-преобразования с нормой, равной длине исходного сигнала s , u - вектор Фурье-коэффициентов, Q - матрица перехода от Фурье-коэффициентов к вейвлет-коэффициентам. Соотношения для u и a эквивалентны следующей записи:

$$a = QR_F s. \quad (24)$$

В данном соотношении R_F (матрица ДПФ) известна [3], а матрицу Q необходимо определить. Она находится из того свойства, что при вычислении вейвлет-коэффициентов соответствующего уровня на вектор Фурье-коэффициентов u слева умножается блочная матрица, блоки которой представляют собой матрицы ДПФ соответствующих размерностей. Размерность каждого блока определяется количеством коэффициентов на очередном уровне разложения. Например, 0-й уровень имеет 1 вейвлет-коэффициент ($2^{j=0} = 1$), и ему соответствует матрица 1×1 . 5-й уровень имеет 8 вейвлет-коэффициентов ($2^{j=3} = 8$), и ему соответствует матрица размером 4×4 (см. табл. 1). В первой строке матрицы стоит 1, поскольку на самом начальном уровне имеется 1 вейвлет-коэффициент. Матрица Q имеет следующий вид:

$$Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ Z_{2 \times 2} & R_{F(2 \times 2)} & \dots & \dots & 0 \\ Z_{4 \times 4} & R_{F(4 \times 4)} & \dots & \dots & 0 \\ Z_{2^j \times 2^j} & R_{F(2^j \times 2^j)} & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad (25)$$

где $Z_{m \times m}$ - матрица нулей размером $m \times m$, $R_{F(m \times m)}$ - матрица ДПФ размерности m .



Пример анализа гармонических сигналов и переходных процессов в смеси с белым гауссовским шумом. Обнаружение изменений типа процесса в исходном сигнале. Критерий эффективности применения гармонических вейвлетов

Исследуем эффективность гармонических вейвлетов в задачах обработки двух типов сигналов:

- комбинации мультигармонических сигналов и переходных процессов;
- аддитивной смеси мультигармонических сигналов и белого гауссовского шума с нулевым средним и дисперсией σ^2 .

Вначале рассмотрим первый тип сигналов. Для этого обратимся к примеру, показанному на рис. 1, где изображен сигнал длиной $N = 4096$.

Из рис. 1 видно, что в сигнале наблюдается чередование моногармонического сигнала (отсчеты с 1 по 1024 и с 2048 по 3072) и низкочастотного переходного процесса [5]. Для данных типов сигналов представляет практический интерес задача автоматического нахождения границ различных процессов.

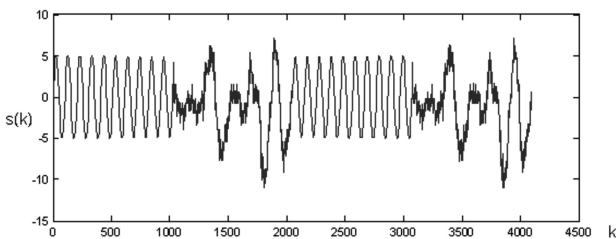


Рис. 1. Комбинация моногармонического сигнала и переходного процесса при отсутствии шума

На рис. 2 показано разложение исходного сигнала в базисе на основе гармонических вейвлетов. Для каждого уровня разложения по вертикальной оси отложены значения вейвлет-коэффициентов, а по горизонтальной оси – их номера (количество вейвлет-коэффициентов различается для каждого уровня в соответствии с табл. 1). Количество вейвлет-коэффициентов на самом тонком уровне (понятия «тонкий уровень» и «грубый уровень» рассматриваются применительно к временному разрешению) с номером $j = 10$ максимально и равно 1024, в соответствии с табл. 1. На каждом следующем уровне число коэффициентов убывает в 2 раза по сравнению с предыдущим (табл. 1). На самом тонком уровне видно, что присутствуют участки с нулевыми вейвлет-коэффициентами, которые соответствуют гармоническому сигналу, а ненулевые коэффициенты, носящие осциллирующий характер, соответствуют переходному процессу. Таким образом, становится возможным эффективное обнаружение этих участков в исходном сигнале. Это можно сделать автоматически с помощью стандартных процедур сегментации [5, 6] (разбиения на фрагменты – в данном на случае на участки нулевых и ненулевых вейвлет-коэффициентов) и кластер-анализа [5, 6] (объединения фрагментов в группы), что в конечном итоге позволяет определять границы между процессами различного типа.

Рассмотрим еще один показательный пример (рис. 3, 4), где представлена комбинация бигармонического

сигнала (сумма двух гармоник с амплитудами, равными 40) и низкочастотного переходного процесса при наличии шума.

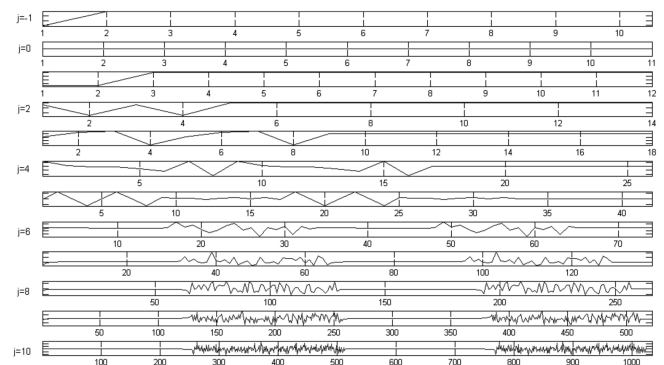


Рис. 2. Разложение сигнала, приведенного на рис. 1

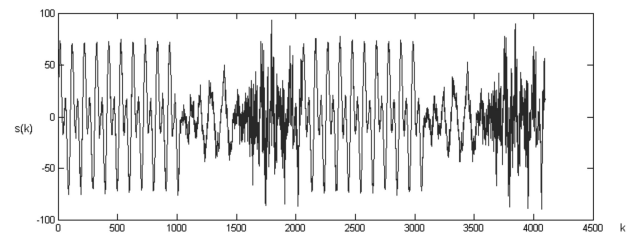


Рис. 3. Комбинация бигармонического сигнала и переходного процесса при наличии шума

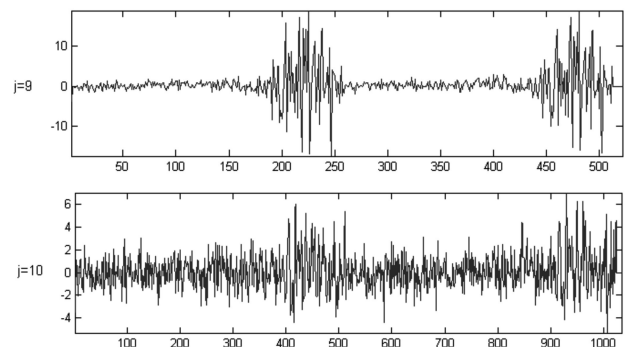


Рис. 4. Разложение сигнала, приведенного на рис. 3 (9-й и 10-й уровни разложения)

Длина всего сигнала и длины указанных процессов такие же, как и в предыдущем примере. При частоте дискретизации $f_s = 1024$ Гц частоты гармоник равны $f_1 = 10$ Гц и $f_2 = 20$ Гц. Среднеквадратическое отклонение (СКО) шума равно $\sigma = 3$. На рис. 4 показано разложение сигнала, аналогичное рис. 2. Для наглядности на рис. 4 приведены лишь два начальных (самых тонких) уровня, представляющие наибольший интерес для дальнейшего анализа.

На рис. 4 видно, что на самом тонком уровне ($j = 10$) преобладают вейвлет-коэффициенты, соответствующие шуму. На следующем уровне ($j = 9$) видны участки, где вейвлет-коэффициенты практически равны нулю (это соответствует бигармоническому сигналу), и участки, где вейвлет-коэффициенты носят осциллирующий характер с высокой амплитудой, что соответствует переходному процессу. Для обнаружения данных участков можно ввести пороговое значение в соответствии с экспериментально определенным уровнем шума. Далее

можно применить вышеупомянутые процедуры сегментации и кластер-анализа вейвлет-коэффициентов.

Рассмотрим теперь случай моногармонического сигнала без шума, когда частота гармоники f_0 меньше частоты Найквиста $f_s/2$. Данное условие запишется в виде $f_0 < f_s/2$. Возьмем $N=1024$, $f_s=1024$ Гц, $f_0=100$ Гц и амплитуду $A=1$. В качестве количественного показателя эффективности применения гармонических вейвлетов введем следующий:

$$\beta = N_z / N, \quad (26)$$

где N_z – число нулевых вейвлет-коэффициентов на всех уровнях, а N – общее число вейвлет-коэффициентов на всех уровнях, численно равное длине исходного сигнала. На практике всегда присутствует погрешность в вычислениях, поэтому фактически при сравнении коэффициентов с нулем необходимо использовать некоторое малое число ϵ , например, $\epsilon = 10^{-4}$. Необходимо помнить, что с ϵ сравниваются как вещественная, так и мнимая части, поскольку вейвлет-коэффициенты комплекснозначные. Для случая моногармонического сигнала с вышеуказанными параметрами имеем $N_z = 912$ вейвлет-коэффициентов, у которых и вещественная, и мнимая части меньше введенного порога, что составляет около 90% ($\beta = 0.9$) и подтверждает эффективность применения гармонических вейвлетов к данному типу сигналов.

Полученное значение β можно увеличить, т.е. добиться того, чтобы еще большее число вейвлет-коэффициентов стали нулевыми. Очевидно, это можно сделать путем увеличения частоты дискретизации f_s моногармонического сигнала (передискретизации [3]) при неизменных значениях его параметров - амплитуды и частоты. Кроме того, чем меньше частота моногармонического сигнала, тем больше нулевых вейвлет-коэффициентов достигается в разложении (при неизменной частоте дискретизации). Этот факт связан с тем, что при меньшей частоте f_0 сам сигнал является менее осциллирующим, и нарушение гладкости, вызванное недостаточно высокой частотой дискретизации, не столь заметно проявляется при вычислении гармонического вейвлет-преобразования.

Из вышеприведенных графиков можно сделать следующий важный вывод: гармоническое вейвлет-преобразование эффективно при обнаружении участков мультигармонических и переходных процессов, а также границ (стыков) данных процессов. При этом возможна эффективная обработка таких комбинированных сигналов любой сложности, т.е. количество чередований переходных и мультигармонических процессов может быть довольно большим (например, при длительном мониторинге работы сложных динамических объектов в разных режимах).

Применительно к мультигармоническим процессам, чем больше частота дискретизации и чем меньше частоты гармоник, тем больше нулевых коэффициентов присутствует в разложении и тем точнее выполняется

автоматическое обнаружение таких процессов.

Методы обнаружения шумовых уровней в гармоническом вейвлет-преобразовании

Возьмем мультигармонический сигнал, в котором наблюдается чередование гармоник с разными амплитудами и частотами: $f_1=10$ Гц, $f_2=15$ Гц, $A_1=5$, $A_2=10$ ($f_s=1024$ Гц, $N=4096$). Кроме того, в сигнале присутствует аддитивный шум (как было оговорено ранее, шум считаем белым с гауссовским распределением) с нулевым средним и СКО $\sigma=0.8$. Сигнал показан на рис. 5, а результат вычисления гармонического вейвлет-преобразования приведен на рис. 6.

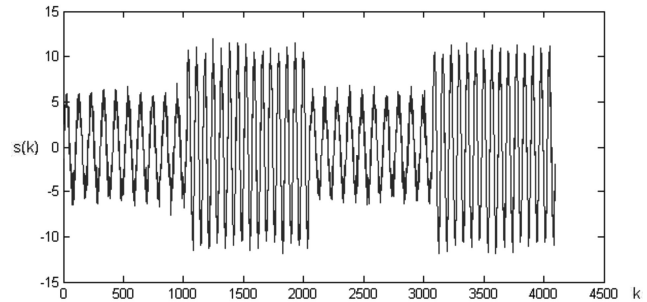


Рис. 5. Зашумленный мультигармонический сигнал, представляющий собой чередование гармоник

Из рис. 6 видно, что на начальных уровнях присутствует большое число вейвлет-коэффициентов, соответствующих шуму. Для определения шумовых уровней, к которым мы в дальнейшем применим специальную пороговую обработку [4, 7], воспользуемся известным критерием [8], основанным на вычислении автокорреляционной функции (АКФ).

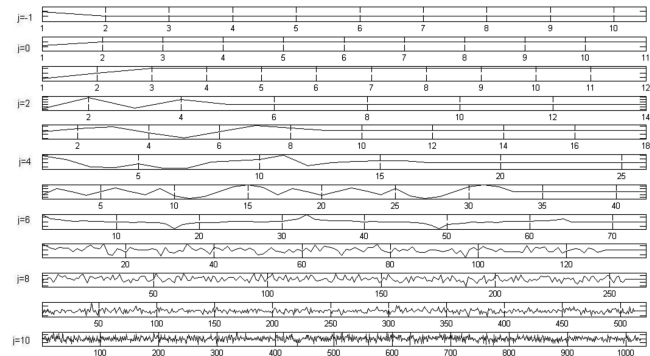


Рис. 6. Разложение мультигармонического сигнала, приведенного на рис. 5

Критерий, основанный на АКФ, заключается в следующем. Вначале вычисляется смещенная оценка нормированной АКФ $r(k)$, $k=-N, \dots, 0, \dots, N$ [8]. Можно показать, что если длина выборки велика, то оценка распределена по нормальному закону с нулевым средним и дисперсией $1/N$. Доверительный интервал для оценки АКФ строится следующим образом:

$$r(k) \in \left[r(k) - \frac{1}{\sqrt{N}} t_v(N-1; 1-\alpha/2); r(k) + \frac{1}{\sqrt{N}} t_v(N-1; 1-\alpha/2) \right] \quad (27)$$

где $t_{\nu}(N-1; 1-\alpha/2)$ - распределение Стьюдента с $N-1$ степенью свободы. Доверительная вероятность, таким образом, равна $1-\alpha/2$, где α - уровень значимости, который обычно полагают равным 0.05. Если доверительный интервал для более чем 5% значений АКФ не покрывает нуль (т.е. левая и правая границы доверительного интервала имеют одинаковые знаки), то исследуемая АКФ *не соответствует* белому шуму, а в противном случае вейвлет-коэффициенты исследуемого уровня соответствуют белому шуму.

В табл. 2 приведены результаты использования данного критерия. Обозначим γ_j процент значений АКФ вейвлет-коэффициентов j -го уровня, для которых доверительный интервал не покрывает нуль. Нумерация уровней в табл. 2 ведется от самого тонкого (самая нижняя часть рис. 6) к самому грубому.

Таблица 2.
Демонстрация критерия АКФ для определения шумовых уровней (рис. 6)

j	γ_j	γ_j (%)
10	0.0142	1.42
9	0.0107	1.07
8	0.0098	0.98
7	0.0195	1.95
6	0.2422	24.22
5	0.1094	10.94
4	0.0313	3.13
3	0.0625	6.25
2	0.1250	12.50
1	0	0
0	0	0
-1	0	0

В табл. 2 жирным шрифтом выделены значения γ_j (%) < 5%, а соответствующие j являются номерами шумовых уровней. Начиная с некоторого номера уровня j , значения γ_j начинают превышать 5%, и эти уровни уже не являются шумовыми. Таким образом, в данном случае основная часть шума распределена по 4-м начальным уровням, и именно их необходимо обрабатывать с помощью специальных порогов [4, 7].

Очистка сигналов от шума на основе гармонических вейвлетов с использованием пороговой обработки

Рассмотрим задачу очистки сигналов от шума на примере мультигармонических сигналов, для которых гармонические вейвлеты являются наиболее подходящим инструментом для мультиразрешающего (кратномасштабного) анализа [4].

Очистку от шума выполним с использованием пороговой обработки вейвлет-коэффициентов [4, 7]. Пороговая обработка является одним из наиболее точных методов очистки сигналов от шума при использовании совместно с вейвлетами. Пороговая обработка позволяет избежать проблем, возникающих при бинарной классификации вейвлет-коэффициентов на те, что содержат только шум, и те, что отвечают за сигнальную информацию, поскольку такая процедура приведет к неточностям и потере информации. Наиболее часто используемая при пороговой обработке оценка СКО

основывается на статистических оценках, при этом сама пороговая обработка применяется не ко всем уровням разложения, а только к начальным (шумовым). После этого осуществляется восстановление очищенного от шума сигнала на основе обработанных (модифицированных) вейвлет-коэффициентов. В качестве метода определения уровней, к которым целесообразно применять пороговую обработку, можно предложить метод, основанный на оценивании АКФ вейвлет-коэффициентов, что было рассмотрено выше.

Начнем иллюстрацию процедуры пороговой обработки с того, что представим вейвлет-коэффициенты на шумовых уровнях в следующем виде (в силу линейности гармонического вейвлет-преобразования):

$$a_j(k) = w_j(k) + e_j(k), \quad (28)$$

где j - номер уровня разложения, $w_j(k)$ - вейвлет-коэффициенты незашумленного сигнала (при отсутствии шума), $e_j(k)$ - вейвлет-коэффициенты шума. Тогда интересующее нас слагаемое $w_j(k)$ может быть определено в общем виде следующим образом:

$$w_j(k) = F[a_j(k), \rho_j], \quad (29)$$

где F - оператор пороговой обработки, ρ_j - пороговое значение, непосредственно влияющее на результат очистки от шума. На основании данных общей формулы (29) различают мягкую и жесткую пороговую обработку вейвлет-коэффициентов [4], суть которых можно записать следующим образом:

1. Жесткая пороговая обработка вейвлет-коэффициентов:

$$w_j(k) = \begin{cases} a_j(k), & |a_j(k)| > \rho_j \\ 0, & |a_j(k)| \leq \rho_j. \end{cases} \quad (30)$$

2. Мягкая пороговая обработка вейвлет-коэффициентов:

$$w_j(k) = \begin{cases} a_j(k) - \rho_j, & a_j(k) > \rho_j \\ 0, & -\rho_j < a_j(k) \leq \rho_j \\ a_j(k) + \rho_j, & a_j(k) \leq -\rho_j. \end{cases} \quad (31)$$

Ключевую роль во всей пороговой обработке играют именно значения порогов ρ_j , которые вычисляются следующим образом (мультиуровневые пороги):

$$\rho_j = \sigma_j \sqrt{2 \ln N}, \quad (32)$$

где σ_j - оценка СКО шумовой составляющей на j -м уровне разложения. Смысл данного выражения заключается в том [4, 7], что значения вейвлет-коэффициентов гауссовского шума с СКО σ_j не будут превышать порог ρ_j с вероятностью P , стремящейся к 1 при $N \rightarrow \infty$. Следовательно, при пороговой обработке вейвлет-коэффициенты, соответствующие отсчетам шума, будут обнулены в соответствии с формулами (30-31). Как правило, вычисление СКО осуществляется для самого начального (тонкого) уровня с наибольшей долей шума, а в дальнейшем производится перерасчет

СКО для всех остальных уровней. Оценку СКО σ_f для самого тонкого уровня ($j = n - 2$, см. табл. 1) можно выполнить по формуле [4,9]:

$$\sigma_f = \frac{\text{median} |a_j(k) - \text{median} \{a_j(k)\}|}{0.6745} \quad (33)$$

Данная оценка является *робастной* [4, 9] (в силу робастности самой медианы), т.е. устойчивой к выбросам в сигналах (выбросы могут быть связаны, например, с кратковременными сбоями в работе аппаратуры). Данная оценка получена [9] в предположении о гауссовском распределении шума, и именно гауссовская модель, использованная в данной статье, является одной из наиболее распространенных на практике. Таким образом, для самого тонкого уровня расчетная формула для порога имеет вид:

$$\rho_j = \sigma_f \sqrt{2 \ln N} \quad (34)$$

Для остальных шумовых уровней формула записывается в следующем общем виде:

$$\rho_j = \frac{\sigma_f}{q(j)} \sqrt{2 \ln N} \quad (35)$$

где $q(j)$ - нормирующий коэффициент, зависящий от номера уровня разложения. Последующей задачей является определение данного нормирующего коэффициента. Он может быть найден из очевидных физических соображений (и это может быть доказано аналитически). При обработке сигналов в смеси с белым гауссовским шумом (с заданным СКО) набором октавных фильтров с единичными АЧХ в полосе пропускания СКО шума будет для каждого последующего уровня уменьшаться примерно в 2 раза по сравнению с предыдущим. Аналитически это записать в виде следующего соотношения:

$$\sigma_j = \frac{\sigma_f}{2^j} \quad (36)$$

Следует отметить, что в отличие от стандартной пороговой обработки (для вещественного случая) в данном случае пороговая обработка выполняется отдельно для вещественной и мнимой частей, после чего вычисляется обратное гармоническое вейвлет-преобразование от модифицированных вейвлет-коэффициентов для перехода во временную область. Известно, что для любой комплекснозначной последовательности x выполняется следующее соотношение:

$$\sigma_x^2 = \sigma_{real(x)}^2 + \sigma_{imag(x)}^2 \quad (37)$$

где $\sigma_{real(x)}^2$ - дисперсия вещественной части последовательности x , а $\sigma_{imag(x)}^2$ - дисперсия мнимой части последовательности x . В рассматриваемом случае дисперсия комплексных вейвлет-коэффициентов определяется на основе дисперсий их вещественной и мнимой частей. Считая $\sigma_{real(x)}^2 \approx \sigma_{imag(x)}^2$ (поскольку вещественную и мнимую части ядра гармонического вейвлет-преобразования можно считать *приближенно* равными и *статистически независимыми*, что подтверждается экспериментами), получаем

$$\rho_j = \frac{\sigma_f}{\sqrt{2} \cdot 2^j} \sqrt{2 \ln N} \quad (38)$$

где ρ_j - порог, применяемый к вещественной и мнимой частям вейвлет-коэффициентов, σ_f оценивается по комплексным вейвлет-коэффициентам.

Рассмотрим работу процедуры пороговой обработки на примере зашумленного сигнала, показанного на рис. 5. Применим мягкую пороговую обработку, поскольку исходный сигнал не имеет изолированных особенностей (локальных выбросов и пр.). Как было установлено ранее (табл. 2), пороговую обработку необходимо применять к 4-м начальным уровням разложения. График очищенного от шума сигнала показана на рис. 7.

Существует несколько подходов, позволяющих оценить качество процедуры очистки от шума. Среди наиболее широко используемых можно выделить следующие:

- 1) Оценка СКО выделенного шума в результате проведенной процедуры шумочистки и сравнение этой оценки с исходным истинным значением.
- 2) Статистические критерии проверки извлеченного шума на «белость» (шум априорно считается белым) такие, как, например, критерий на основе АКФ, описанный ранее в данной статье.

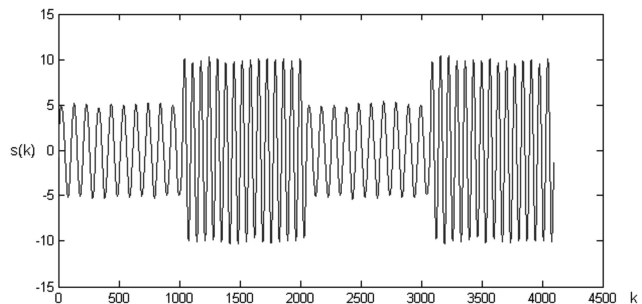


Рис. 7. Сигнал, очищенный от шума на основе мягкой пороговой обработки

Таблица 3. Оценивание качества работы процедуры очистки от шума сигнала, показанного на рис. 5

Истинное значение СКО шума	Оценка СКО выделенного шума	γ_j (%)
0.8	0.7951	1.62

Результаты, приведенные в табл. 3, свидетельствуют о высоком качестве процедуры очистки от шума.

Заключение

В статье был рассмотрен специфический класс вейвлетов - гармонические вейвлеты, описано их применение в задачах анализа осциллирующих сигналов и приведен быстрый алгоритм расчета вейвлет-коэффициентов. Было показано, что форма описанных вейвлетов и отдельных типов осциллирующих сигналов (мультигармонических) схожа, что открывает широкие возможности по их обработке. Кроме того, была введена количественная мера эффективности и получено точное выражение для матрицы гармонического вейвлет-преобразования. Наконец, была продемонстрирована процедура

очистки от шума на основе статистических критериев и специализированной пороговой процедуры, для которой требуется модификация аналитических выражений для порогов. Получены хорошие результаты по обработке зашумленного мультigarмонического сигнала с чередованием гармоник, что подтверждается данными, показанными в табл. 3.

Данная статья и проведенная научная работа поддержаны в рамках Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 годы, а также Министерства образования и науки РФ (контракт 13.G25.31.0054).

Литература

1. Newland D.E. «Harmonic wavelet analysis», Proceedings of the Royal Society of London, Series A (Mathematical and Physical Sciences), vol. 443, no. 1917, pp. 203–225 (8 Oct. 1993).
2. Newland D.E. Random vibrations, spectral and wavelet analysis, 3rd edn. Harlow: Longman, and New York: John Wiley, 1993.
3. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. СПб.: Питер, 2007, 751 с.
4. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов / пер. с англ. под ред. Я. М. Жилейкина. М.: Мир, 2005, 671 с.

5. Клионский Д.М., Орешко Н.И., Геппенер В.В., Экало А.В. Адаптивные методы в цифровой обработке сигналов, изд. СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2010, 160 с.

6. Барсесян А.А., Куприянов М.С., Степаненко В.В., Холод И.И. Технологии анализа данных. Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP БХВ-Петербург, 2007, 384 с.

7. Donoho D.L., Johnstone J.M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage *Biometrika* (1994) 81 (3): pp. 425-455.

8. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление: пер. с англ. М.: Мир, 1974, 406 с.

9. Хьюбер Дж. П. Робастность в статистике 1984, Мир, 1984, 304 с.

THE APPLICATION OF HARMONIC WAVELETS TO A WIDE GROUP OF OSCILLATING SIGNALS

Oreshko N.I., Geppener V.V., Klionski D.M.

The paper is concerned with the application of harmonic wavelets to a wide group of oscillating signals. New approaches to the problems of discovering boundaries of typical processes in the original signal and signal denoising are illustrated. Denoising is carried out on the basis of modified thresholding. The matrix of the harmonic wavelet transform is deduced and a special criterion for estimating the effectiveness of using harmonic wavelets is introduced.

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка

«Цифровая обработка сигналов и её применение -DSPA'2012»

Обработка и передача информации в системах телекоммуникаций

Секция 1: Теория сигналов и систем (Руководители – д.т.н., профессор Ю.С. Шинаков, д.т.н., профессор М.С. Немировский)

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

Наиболее актуальными задачами в этой области исследований являются методы и алгоритмы синтеза и оптимального приема сложных и сверхширокополосных сигналов, новых методов модуляции и кодирования, отвечающих все возрастающим требованиям к скорости и надежности цифровых систем передачи данных.



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

1. Расширение класса кумулятивных кодов. Автор – Зуев А.Г., аспирант ОАО «ИНЭУМ» им. И.С. Брука.

2. Каскадные методы улучшения эффективности многопороговых декодеров символьных кодов. Автор – Овечкин Г.В., доцент Рязанского государственного радиотехнического университета.

3. Новые бифазные унимодулярные последовательности на основе циклических оптимальных бинарных последовательностей с двухуровневой автокорреляционной функцией. Авторы: Потехин Е.Н., Харитонов А.В., аспиранты Марийского государственного технического университета.

Секция 3: Обработка сигналов в системах телекоммуникаций (Руководитель, д.т.н., профессор – Ю.Н. Прохоров)

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

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

1. Оценка вероятности битовой ошибки приема сигналов с квадратурной модуляцией неэталонными методами. Авторы: Дубов М.А., Полянин Ю.В., Стоянов Д.Д. - аспиранты Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова.

2. Алгоритм отбора тональных частотных компонент аудиосигналов микширующем транскодере. Автор – Кавальчук А.Н., аспирант Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

3. Одномерный метод нелокального усреднения для подавления шума в системах автоматического распознавания речевых команд. Авторы: Топников А.И., Новоселов С.А., Веселов И.А., аспиранты Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова.

УДК 004.934

СИСТЕМА КОНВЕРСИИ ГОЛОСА В РЕАЛЬНОМ МАСШТАБЕ ВРЕМЕНИ С ТЕКСТОНЕЗАВИСИМЫМ ОБУЧЕНИЕМ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОГО ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО ОПИСАНИЯ РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ

Азаров И.С., к.т.н., доцент кафедры электронных вычислительных средств БГУИР, e-mail: azarov@bsuir.by
Петровский А.А., д.т.н., профессор, зав. кафедрой электронных вычислительных средств БГУИР,
e-mail: palex@bsuir.by

Ключевые слова: конверсия голоса, параметрическое описание речевого сигнала.

Введение

Задача конверсии голоса привлекает все больше внимания со стороны пользователей и разработчиков современных систем мультимедиа. Под конверсией голоса понимается такое преобразование входного речевого сигнала, которое «переозвучивает» его голосом другого (целевого) диктора. Конверсия голоса может служить незаменимым инструментом для многих приложений в области речевых технологий. Например, используя систему конверсии, многоголосое озвучивание фильмов и радиопередач может осуществляться всего лишь несколькими актерами. Причем голоса персонажей могут быть синтезированы без участия самих целевых дикторов, поскольку в качестве эталонов могут быть использованы записи их голосов. Таким же способом может быть осуществлена реставрация старых звукозаписей и звуковых дорожек кинокартин. В таких задачах, как синтез речи по тексту, конверсия голоса также может быть полезной, так как с ее помощью возможно повышение натуральности звучания и устранение «компьютерного» акцента [1]. При применении эффективных алгоритмов конверсии возможно создание многоголосого синтезатора, используя акустическую базу одного диктора.

Несмотря на то, что предлагаемые решения становятся все более и более сложными, исследования в данной области находятся на начальной стадии, поскольку в настоящее время не существует системы конверсии, обеспечивающей абсолютную узнаваемость и разборчивость выходной речи. Ниже перечислены основные факторы, существенно затрудняющие использование систем конверсии голоса:

- сложности, связанные с параметрическим описанием речевого сигнала;
- подготовка обучающих последовательностей и поиск соответствия;
- изменчивость голосовых параметров в зависимости от большого числа факторов (экспрессия, состояние голосового тракта и т.д.).

Человеческая речь является продуктом различных психических и физиологических процессов, которые на сегодняшний день не имеют точного математического описания. Речевой сигнал имеет изменчивую структуру,

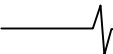
Предлагается способ конверсии голоса на основе гибридной модели параметрического описания речевого сигнала. Поиск функции конверсии выполняется с использованием образцов речи исходного и целевого дикторов с произвольным текстовым содержанием. Эффективность предложенного способа оценивается путем экспериментальной реализации системы конверсии.

комбинируя периодические и стохастические составляющие, что требует специфических средств анализа и синтеза. Это вынуждает исследователей использовать специальные средства выделения компонент различной природы и выполнять их отдельную обработку.

Преобразование параметров речи выполняется при помощи функции конверсии, которая является уникальной для заданной пары исходного и целевого дикторов. В большинстве существующих на сегодняшний день систем применяется текстозависимый способ обучения, т.е. для поиска функции конверсии используются продолжительные, фонетически сбалансированные обучающие последовательности, строго синхронизированные по времени [2-3]. Такой подход обеспечивает максимально достижимое на сегодняшний день качество конверсии, однако требует от пользователя значительных усилий, поскольку для каждого целевого и исходного диктора необходимо заново проводить весь процесс обучения. Качество конверсии сильно страдает, если тренировочные последовательности синхронизированы недостаточно хорошо. Нахождение взаимно однозначно соответствия между фрагментами речи исходного и целевого дикторов практически невозможно, поскольку одна и та же фраза произносится по-разному, в зависимости от экспрессии, настроя и интонации.

Альтернативой изложенному выше подходу является текстонезависимое обучение, предполагающее использование одной (целевой) обучающей последовательности, причем она не обязательно должна быть фонетически сбалансирована. Несмотря на то, что в данном случае часто не может быть обеспечено необходимое качество [4-6], текстонезависимый подход является наиболее перспективным из-за простоты в использовании и широкой области возможного применения.

Задача текстонезависимой конверсии голоса на сегодняшний день не имеет классических решений, поскольку относится к сложной области исследования и требует применения новых, оригинальных способов обработки речевой информации. Тем не менее, можно обозначить несколько возможных направлений, в кото-



рых следует вести исследования: классификация (кластеризация) речевой базы по акустическим и фонетическим признакам, поиск и использование унифицированных речевых параметров, создание кодовой книги конверсии с мультиголосовым базисом.

В данной работе предлагается метод конверсии голоса, использующий текстонезависимое обучение функции конверсии. Приводятся полученные практические результаты.

Система конверсии голоса с текстонезависимым обучением

Анализ современной литературы, касающейся вопроса конверсии голоса [3], [5-7], показывает, что подавляющее большинство систем конверсии с текстонезависимым обучением используют скрытые марковские модели (СММ) для поиска соответствия между фонетическими единицами исходного и целевого дикторов. Общая структура системы конверсии может быть изображена следующим образом (см. рис. 1).

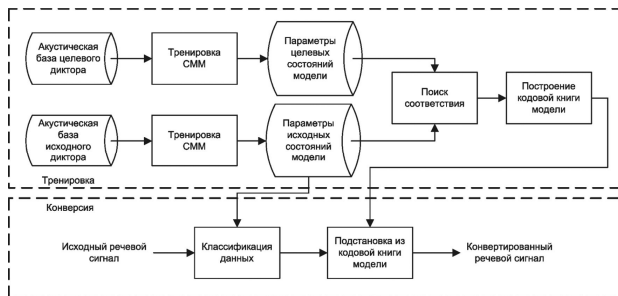


Рис. 1. Общая структура системы конверсии с текстонезависимым обучением

Две различные скрытые марковские модели отдельно тренируются на исходной и целевой акустической базах. Модели описывают основные статистические характеристики голосов дикторов. Преобразование данных характеристик выполняется путем нахождения соответствия между исходной и целевой моделями. Традиционно функция конверсии ищется в виде линейного преобразования, однако это приводит к проблеме чрезмерного сглаживания. Для решения данной проблемы в [6] предлагается метод подстановки. При использовании данного метода множество состояний каждой СММ используется в качестве одной заменяемой структурной единицы. После тренировки СММ для исходного и целевого дикторов, выполняется поиск соответствия между структурами (паттернами) состояний, которые описываются при помощи распределения Гаусса.

При выполнении конверсии каждый фрейм заданной входной последовательности помечается индексом состояния на основании распределений вероятности состояний исходной СММ. Таким образом, формируется последовательность входных индексов, которая отражает последовательность характеристических векторов, учитывающую статистические параметры модели. После чего выполняется подстановка, в результате которой каждый исходный индекс заменяется на соответствующий ему целевой в соответствии с кодовой книгой. Для того, чтобы выходная последовательность векторов была более естественной используется специаль-

ный синтез на основе СММ. Важной особенностью текстонезависимого подхода конверсии является большая (по сравнению с текстозависимым подходом) речевая база, необходимая для обучения. В частности, в работе [6] для обучения использовалось 180 предложений для каждого из дикторов. Как правило, конверсия выполняется не в реальном масштабе времени, позволяющем применять фонетический анализ речи не только для обучающих речевых баз, но и для самого конвертируемого речевого сигнала [3], [5-6].

Предположим, что выполняется автоматическая сегментация обучающих речевых баз на фонетические единицы (фонемы и/или аллофоны) с последующим поиском соответствий в исходной и целевой последовательностях, и что можно поставить характеристические векторы целевого и исходного дикторов во взаимнооднозначное соответствие при помощи кодовой книги. В таком случае, становится возможной независимая конверсия отдельных фреймов речевого сигнала и, следовательно, обработка речи в реальном масштабе времени.

Для реализации вышеизложенной идеи в настоящей работе предлагается текстонезависимая система конверсии голоса, структура которой представлена на рис. 2. Система включает следующие функциональные блоки: блок параметрического описания речевого сигнала (гармонический или синусоидальный анализатор, средство параметрического моделирования шума), блок сегментации речевых баз на фонетические единицы, блок кластеризации и построения кодовых книг, блок конверсии параметров и блок синтеза выходного речевого сигнала.

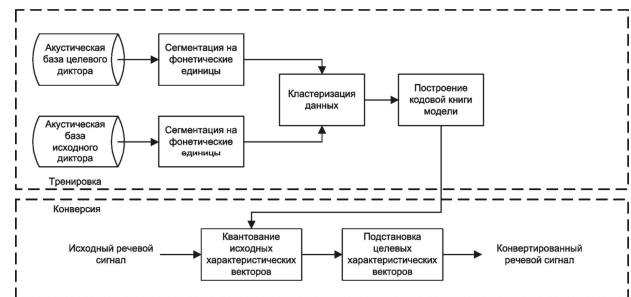


Рис. 2. Общая структура предлагаемой системы конверсии с текстонезависимым обучением

Сегментация речевых баз и вся последующая обработка (в том числе и сама конверсия голоса) выполняются с использованием параметрического описания сигнала. Наиболее подходящей моделью представления в задачах синтеза и конверсии голоса традиционно считается гибридная модель, обеспечивающая раздельное описание периодической (квазистационарной или детерминистской) и непериодической (нестационарной или стохастической) составляющих [8-9]. Параметрическое описание выполняется путем оценки кепстральных коэффициентов либо оценки линейных спектральных частот LSF (line spectral frequencies), причем, в силу своих свойств, последний способ представления предпочтительнее при использовании в процессе конверсии техники векторного квантования. Значения LSF вычисляются из коэффициентов линейного предсказания, которые, как правило, оцениваются на фрейме анализа автокор-

реляционным методом. Данный способ оценки имеет существенные ограничения, обусловленные свойствами линейного предсказания. С одной стороны, для того чтобы избежать значительного усреднения (сглаживания) спектральной огибающей следует использовать большое число коэффициентов предсказания, с другой стороны увеличение числа коэффициентов приводит к потере ее формы и моделированию отдельных гармоник.

Для повышения точности параметрического описания вокализованной речи в работе используется оригинальный способ оценки коэффициентов предсказателя, основанный на преобразовании мгновенных гармонических параметров. Это позволяет получать локализованные по времени оценки спектральных огибающих и использовать для этой цели предсказатели высоких порядков.

Параметризация речевого сигнала

В системах конверсии голоса для параметрического описания речи существует две основные альтернативы: линейное предсказание и синусоидальное моделирование (как основной способ, либо как часть гибридного описания). Гибридные модели (такие как гармоники+шум либо синусоиды+шум) являются более современными, и большинство исследователей сходятся во мнении, что они так же имеют ряд преимуществ перед моделями на основе линейного предсказания. С другой стороны, чистое синусоидальное представление речевого сигнала лишено физической интерпретации в том смысле, что оно напрямую не связано с параметрами речевого тракта, в отличие от линейного предсказания. Поскольку для преобразования голоса необходимо рассматривать спектральные огибающие как отдельные самостоятельные единицы и в то же время сохранить возможность параметрического синтеза отдельных гармоник, в работе предлагается использовать синусоидальное описание совместно с линейным предсказанием. Разделение речевого сигнала на периодическую и непериодическую составляющие выполняется при помощи гармонического анализа и синтеза, после чего каждая из составляющих описывается при помощи LSF. Причем, для оценки LSF периодической составляющей используются мгновенные гармонические параметры, а для оценки LSF шумовой – традиционный автокорреляционный метод.

Так как синусоидальное моделирование в большинстве случаев можно применить непосредственно к входу системы, входной сигнал удобно рассматривать как комбинацию периодической и остаточной компонент. Таким образом, сигнал $s(n)$ можно записать в виде соотношения:

$$s(n) = \sum_{k=1}^K \text{MAG}_k(n) \cos \varphi_k(n) + r(n) \quad (1)$$

где $\text{MAG}_k(n)$ – мгновенная амплитуда k -й синусоиды; K – число синусоид; $\varphi_k(n)$ – мгновенная фаза k -й синусоиды; $r(n)$ – сигнал-остаток.

Мгновенная фаза $\varphi_k(n)$ и мгновенная частота

$f_k(n)$ соотносятся следующим образом:

$$\varphi_k(n) = \sum_{i=0}^n \frac{2\pi f_k(i)}{F_s} + \varphi_k(0) \quad (2)$$

где F_s – частота дискретизации; $\varphi_k(0)$ – начальная фаза k -й синусоиды.

Наряду с синусоидальной моделью широко применяется (особенно в вокодерных системах) гармоническая модель, которая предполагает, что значения мгновенных частот $f_k(n)$ являются кратными частоте основного тона $f_0(n)$ и могут быть вычислены по следующей формуле:

$$f_k(n) = k f_0(n) \quad (3)$$

Гармоническая модель используется для кодирования речевых сигналов с высоким коэффициентом сжатия, так как обеспечивает чрезвычайно эффективное описание вокализованных фрагментов речи.

Считается, что амплитуда и фаза синусоидальных компонент изменяются медленно, поэтому можно сделать следующие предположения:

- каждая синусоида может быть ограничена в частотной области узкой частотной полосой;
- синусоидальные компоненты разделены в частотной области (их можно выделить на всем протяжении анализируемого фрейма фильтрами с неперекрывающимися полосами пропускания), в противном случае они создают переходную (транзиентную) компоненту;
- синусоидальные компоненты достаточно продолжительны, в противном случае они формируют либо переходную компоненту, либо шум.

Таким образом, искомые параметры синусоидальной модели $\text{MAG}_k(n)$ и $f_k(n)$ являются гладкими, непрерывными функциями с ограниченным частотным диапазоном. Разделение сигнала на периодическую и остаточную части, как и оценка гармонических параметров, является фундаментальной задачей синусоидального моделирования. Точность оценок, как правило, оказывает существенное влияние на качество работы систем, что свидетельствует о необходимости совершенствования методов гармонического анализа. Неточное разделение вносит в обрабатываемый сигнал слышимые артефакты, которые затем, на последующих стадиях обработки, не могут быть исключены. Для разделения сигнала на периодическую и шумовую составляющие в данной работе используется метод, выполняющий оценку мгновенных гармонических параметров [8].

Фильтр анализа

Для оценки гармонических параметров речи используется частотно-модулированный фильтр анализа. Узкополосная фильтрация, с одной стороны, обеспечивает разделение анализируемого сигнала на периодические компоненты и получение мгновенных гармонических параметров, с другой – позволяет правильно обрабатывать компоненты с частотной модуляцией. Данный подход объединяет в себе элементы преобразований со встроенным временным масштабированием [10-11] и методов оценки на основе аналитических сигналов.

Рассматривая центральную частоту полосы пропускания, как функцию от дискретного времени $F_c(n)$, вы-

ражение импульсной характеристики фильтра анализа может быть представлено в следующем виде [19]:

$$h(n) = \begin{cases} 1, & n = 0 \\ \frac{F_s}{n\pi} \cos\left(\frac{2\pi}{F_s} \varphi_c(n, i)\right) \sin\left(\frac{2\pi m}{F_s} F_\Delta\right) & n \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

где $2F_\Delta$ – ширина полосы пропускания фильтра и

$$\varphi_c(n, i) = \begin{cases} \sum_{j=n}^i F_c(j), & n < i; \\ -\sum_{j=i}^n F_c(j), & n > i; \\ 0, & n = i. \end{cases}$$

Выходной сигнал фильтра $S_{F_c F_\Delta}$, который является сверткой входного сигнала с импульсной характеристикой, представляет собой периодический сигнал, параметры которого (мгновенная амплитуда $MAG(n)$, фаза $\varphi(n)$ и частота $f(n)$ могут быть вычислены при помощи следующих формул (индекс n соответствует номеру отсчета входного сигнала, а i – номеру отсчета импульсной характеристики):

$$S_{F_c F_\Delta} = MAG(n) \cos(\varphi(n)) \quad (5)$$

$$MAG(n) = \sqrt{A^2(n) + B^2(n)}; \quad (6)$$

$$\varphi(n) = \arctan\left(\frac{-B(n)}{A(n)}\right); \quad (7)$$

$$f(n) = \frac{\varphi(n+1) - \varphi(n)}{2\pi} F_s. \quad (8)$$

где $A(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{s(i)F_s}{2\pi(n-1)F_\Delta} \sin\left(\frac{2\pi(n-i)}{F_s} F_\Delta\right) \cos\left(\frac{2\pi}{F_s} \varphi_c(n, i)\right);$

$$B(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{-s(i)F_s}{2\pi(n-1)F_\Delta} \sin\left(\frac{2\pi(n-i)}{F_s} F_\Delta\right) \cos\left(\frac{2\pi}{F_s} \varphi_c(n, i)\right).$$

Частотно-модулированный (ЧМ) фильтр имеет масштабированную в частотной области полосу пропускания, задаваемую частотным контуром $F_c(n)$, что обеспечивает анализ периодических компонент с быстрым изменением частоты в узкой полосе – рис. 3.

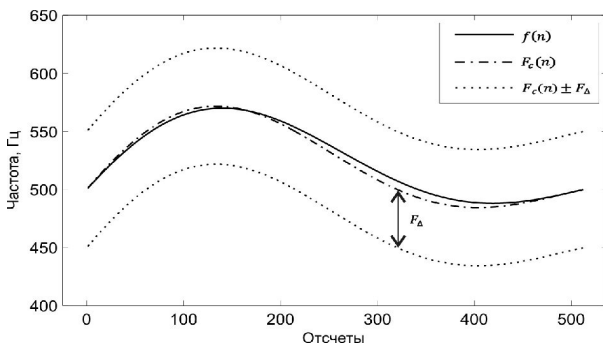


Рис.3. Кратковременный гармонический анализ с использованием частотно-модулированного фильтра

Сужение полосы делает оценки параметров более точными и позволяет применять мгновенный гармонический анализ к гармоникам высокого порядка – чем

выше номер гармоники, тем больше изменение ее частоты, и импульсная характеристика ЧМ фильтра изменяется соответствующим образом.

Оценка мгновенных гармонических параметров речи

Учитывая специфику задачи конверсии голоса, требуется компактное описание речевого сигнала, наиболее удачно комбинирующее возможности описания звуков различной природы (вокализованных, взрывных и невокализованных). Для кодирования и обработки звуковых сигналов, как было сказано выше, используются гибридные модели, разделяющие сигнал на периодическую, транзиентную и шумовую компоненты. Первичное разделение синусоидальной (периодической) части и остатка может выполняться путем гармонического анализа на основе фильтров.

Вначале синусоидальный анализатор выполняет оценку параметров с постобработкой для выделения продолжительных периодических компонент в низкочастотной полосе сигнала. Локализация периодических компонент в частотной области выполняется путем итеративного перерасчета. На каждом шаге полоса пропускания фильтра перемещается в соответствии с полученными оценками для того, чтобы поместить локальный максимум энергии оцениваемой компоненты в центре полосы [8]. Короткие и нестабильные спектральные компоненты отбрасываются путем слежения за полученными синусоидальными параметрами. Для выделения достаточно продолжительных и стабильных значений сравниваются частоты и амплитуды компонент соседних фреймов.

Из выделенных спектральных компонент выбирается одна, которая соответствует основному тону речи. Частотный контур основного тона определяется так, чтобы найти приблизительные частотные траектории гармоник, необходимые для того, чтобы синтезировать ЧМ фильтры анализа.

Необходимые траектории центральных частот полос пропускания фильтров $F_c(n)$ вычисляются как мгновенная частота основного тона, умноженная на номер k соответствующей гармоники $F_c^k(n) = k f_0(n)$. Процедура оценки проводится последовательно, начиная с первой гармоники и заканчивая последней. После оценки каждой следующей гармоники контур частоты основного тона уточняется с учетом полученных параметров по следующей формуле перерасчета:

$$f_0(n) = \frac{\sum_{i=0}^k f_i(n) MAG_i(n)}{(i+1) \sum_{j=0}^k MAG_j(n)}. \quad (9)$$

Таким образом, при оценке гармоник высокого порядка значения частоты основного тона становятся более точными, что позволяет правильно синтезировать частотно-модулированный фильтр анализа.

Оценка линейных спектральных частот из мгновенных гармонических параметров речи

Существует большое количество работ, посвященных способам вычисления параметров предсказания, получения с их помощью спектральных оценок и определения формантных траекторий [12-15]. Параметры

модели линейного предсказания (далее коэффициенты предсказания) могут быть описаны через коэффициенты отражения секций акустической трубы, что обеспечивает возможность определения параметров голосового тракта диктора. Это свойство может применяться для диагностики различных заболеваний.

Модель линейного предсказания основывается на предположении, что любой отсчет речевого сигнала $s(n)$ можно приближенно оценить линейной комбинацией некоторого числа p предшествующих ему отсчетов, что приводит к следующему соотношению:

$$s(n) = \sum_{i=1}^p a_i s(n-i) + Gu(n) \quad (10)$$

где a_1, a_2, \dots, a_p – коэффициенты предсказания; $u(n)$ – нормализованная последовательность возбуждения (ошибка предсказания); G – коэффициент усиления [15].

В z -области коэффициенты предсказания задают передаточную функцию

$$H(z) = \frac{G}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} = \frac{G}{A(z)} \quad (11)$$

Ошибка предсказания $e(n)$ определяется как разность между исходными и приближенно вычисленными (предсказанными) отсчетами:

$$e(n) = s(n) - \tilde{s}(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (12)$$

Основная задача ЛП – определение набора коэффициентов предсказания, которые минимизируют $e(n)$.

Существуют два основных метода определения коэффициентов предсказания: автокорреляционный и ковариационный. Оба метода используют представление сигнала во временной области.

Автокорреляционный метод предполагает, что $s(n) = 0$ вне заданного сегмента сигнала $0 \leq n < N$, минимизирует ошибку предсказания на бесконечном интервале и сводится к решению системы:

$$\sum_{i=1}^p a_i r(|i-j|) = -r(i) \quad (13)$$

где $j = 1, 2, \dots, p$; $r(l) = \sum_{n=0}^{N-1-l} s(n)s(n+1)$ – автокорреляционная функция, $l \geq 0$.

Для оценки коэффициентов линейного предсказания из мгновенных гармонических параметров используется метод, изложенный в [15]. Целевая спектральная огибающая рассматривается как непрерывная функция амплитуды от частоты $MAG(\omega)$, заданная на интервале $[0, \pi]$. Вычисление элементов матриц $r(l)$ системы (13) выполняется при помощи следующего выражения:

$$r(l) = \int_0^\pi MAG(\omega) \cos(\omega l) d\omega \quad (14)$$

Если функция $MAG(\omega)$ содержит точки разрыва $\omega_d = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l)$, тогда выражение принимает следующую форму:

$$r(l) = \sum_{i=1}^{l+1} \int_{\bar{\omega}_{d,i}}^{\bar{\omega}_{d,i+1}} MAG(\omega) \cos(\omega l) d\omega \quad (15)$$

где $\bar{\omega}_d = (0, \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l, \pi)$.

Непрерывная амплитудная огибающая спектра может быть получена из векторов амплитудных и частотных значений путем линейной интерполяции. Каждый сегмент огибающей $f_i \leq \omega \leq f_{i+1}$, $1 \leq i \leq K-1$ описывается линейным уравнением прямой $MAG(\omega) = b_i \omega + c_i$. Параметры b_i и c_i вычисляются из смежных значений амплитуды и частоты. Элементы системы автокорреляционного метода (13), определяемые соотношением (15), вычисляются следующим образом:

$$r(l) = \sum_{i=1}^{K-1} D(l, i), \text{ где } D(l, i) = \begin{cases} \frac{b_i}{l^2} [\cos(f_{i+1}l) + f_{i+1}l \sin(f_{i+1}l)] + \frac{c_i}{l} \sin(f_{i+1}l) - \\ - \frac{b_i}{l^2} [\cos(f_i l) + f_i l \sin(f_i l)] - \frac{c_i}{l} \sin(f_i l), \text{ если } l \neq 0; \\ \frac{1}{2} b_i f_{i+1}^2 + c_i f_{i+1} - \frac{1}{2} b_i f_i^2 + c_i f_i, \text{ если } l = 0. \end{cases}$$

Сегментация речевой базы и формирование кодовой книги функции конверсии

Сегментация обучающих последовательностей

Основным инструментом автоматической сегментации речи является алгоритм K -средних на основе скрытой марковской модели. СММ представляет собой набор состояний, связанных между собой переходами. Каждому переходу соответствует определенная вероятность a_{ij} , а каждому состоянию q_n – вероятность $b_i(u)$ появления символов O_1, O_2, \dots, O_M , в данном состоянии [15].

Допустим, что имеется тренировочная последовательность наблюдений (параметрическая речевая база в виде характеристических векторов) и первоначальная оценка параметров модели. Данное первое приближение может быть выбрано случайным образом, либо на основе доступной информации об имеющихся данных. После инициализации модели множество тренировочных наблюдений разбивается на состояния в соответствии с текущими параметрами модели λ . Разбиение выполняется при помощи алгоритма Витерби и алгоритма обратного хода по оптимальному пути.

Результатом сегментации каждой из тренировочных фраз является нахождение для каждого из N состояний наиболее вероятной (для текущих параметров модели) последовательности наблюдений, которая присутствует внутри каждого состояния j . Исходя из текущего разделения на состояния, рассчитываются новые значения коэффициентов a_{ij} путем подсчета числа переходов из состояния i в состояние j и деления его на общее число переходов из состояния i (включая переходы в само состояние i). Из полученных параметров получается новая СММ $\hat{\lambda}$ при помощи стандартной процедуры перерасчета.

Для выполнения сегментации следует определить число состояний, равное числу различаемых моделью фонетических единиц.

Преобразование букв в фонемы

При сегментации тренировочных речевых предложений используется подстрочный текст, который должен быть трансформирован в набор фонем русского языка для того, чтобы соответствовать фонетическим состояниям, различаемым моделью. В работе использована методика перевода букв в фонемы, изложенная в [17]. В экспериментальной реализации системы конверсии использовался набор из 30-и фраз со следующим фонетическим содержанием – рис.4.

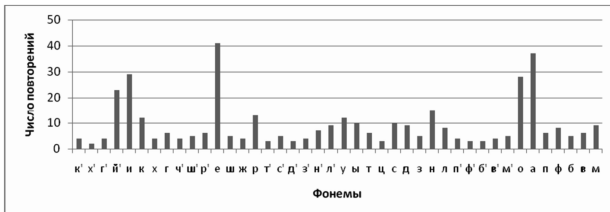


Рис. 4. Фонетическое содержание набора обучающих фраз

Поиск функции конверсии

при помощи векторного квантования

В задачах конверсии голоса техника векторного квантования определяется специфическими критериями (отличными от тех, которые применяются при кодировании речи) и выбирается исходя из заданных условий. Важным вопросом так же является выбор параметров для квантования и выбор числа уровней.

Исходя из задачи конверсии голоса в режиме реального времени, необходимым свойством является возможность определения индекса вектора кодовой книги целевого диктора, соответствующего определенному вектору кодовой книги исходного диктора. Учитывая, что в процессе обучения выполняется сегментация речевой базы на фонетические единицы, наиболее очевидным решением является построение кодовой книги таким образом, чтобы ее кластеры были фонетически мотивированы, т.е. обеспечивали наименьшее расстояние между центроидом кластера и векторами, принадлежащими соответствующей фонеме.

В случае, когда число уровней кодовой книги равно числу фонем, кодовая книга может быть получена непосредственно путем вычисления центроидов фонем. Учитывая, что доступная обучающая выборка ограничена и не содержит большого числа повторений одной и той же фонемы, данный способ построения кодовой книги может оказаться достаточно эффективным.

Если число уровней кодовой книги превышает число фонем, то целесообразно разбить фонемные кластеры на подкластеры, используя какую-либо дополнительную информацию (например энергию или значения частоты основного тона).

В ходе данной работы были реализованы системы конверсии с размером кодовой книги 42, 84, 126, 256 и 512 векторов (использовались векторы LSF с размерностью 30), применяя различные способы кластеризации (разбиение на акустические классы, максимизация вероятности соответствия и др.). Был сделан вывод, что на заданной обучающей выборке (30 фраз) наиболее

предпочтительным является использовать маленькую кодовую книгу (42 вектора). Кодовые книги с большим числом уровней позволяют получить меньшую ошибку квантования и, соответственно, могут обеспечить более высокое качество реконструированного сигнала. Однако данное преимущество не может быть в полной мере использовано из-за ошибки сегментации, которая в той или иной мере обязательно присутствует в процессе обучения. В случае, когда большинство фонем обучающей выборки повторяются 3-10 раз невозможно набрать достаточное число обучающих векторов для того, чтобы при помощи статистических методов избавиться от этой ошибки. Был сделан вывод, что для использования большей кодовой книги в системе текстонезависимой конверсии голоса требуется существенно более продолжительная обучающая последовательность.

Результаты экспериментов

Общая структура экспериментальной системы конверсии голоса

Система конверсии голоса может быть разделена на три основных функциональных блока: блок анализа, блок обработки и блок синтеза – рис. 5. Блок гармонического анализа выполняет оценку гармонических параметров с разделением входного сигнала на периодическую и остаточную части. Все модификации голоса выполняются в блоке обработки, причем периодическая и остаточная части обрабатываются отдельно. Выходной сигнал системы представляет собой сумму модифицированных периодической и шумовой компонент, которые синтезируются из полученных целевых параметров.

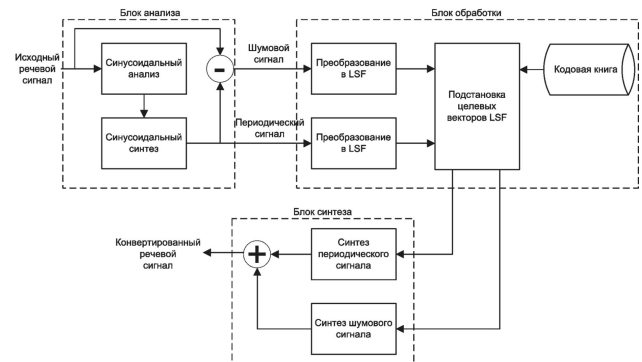


Рис. 5. Система конверсии голоса

Как было сказано выше, конверсия голоса осуществляется в два этапа: обучение, т.е. формирование правил конверсии параметров речи исходного диктора в параметры целевого диктора, и непосредственно конверсия голоса путем применения сформированных во время обучения правил.

Индивидуальность диктора составляют два основных фактора: акустические и просодические свойства речи [18]. Для осуществления качественной конверсии голоса необходимо контролировать и те и другие свойства, что достигается путем использования синусоидальной модели речи, так как она обеспечивает контроль и эффективное изменение тембра, частоты основного тона, длительности фонетических единиц и общего темпа речи.

Обработка спектральных огибающих

Спектральные огибающие являются важной характеристикой голоса, так как они содержат информацию о тембре и индивидуальности диктора. Голосовая речь может быть представлена в виде набора таких огибающих и контура частоты основного тона. Поэтому оценка и модификация спектральных огибающих позволяет создавать специальные эффекты, такие как конверсия голоса и изменение тембральной окраски. Гармоническая модель, описывающая сигнал в виде суммы синусоид различной амплитуды и частоты, позволяет оценить мгновенную спектральную огибающую при помощи интерполяции [19].

Исходный вокализованный фрагмент анализируется гармоническим анализатором, затем огибающие спектра вычисляются с использованием мгновенных значений гармонических амплитуд и частоты основного тона.

Спектральные огибающие переводятся в LSF, после чего выполняется поиск вектора в кодовой книге исходного диктора наиболее близкого к полученному. Затем из кодовой книги целевого диктора выбирается LSF вектор с соответствующим индексом, который определяет целевую спектральную огибающую.

Изменение основного тона

Спектральные огибающие характеризуют тембр звучания голоса, в то время как основной тон характеризует интонацию. Основной тон, как и тембр, является характеристикой только вокализованных звуков. Соответственно модификация основного тона выполняется только для гармонической части сигнала. В задачах конверсии голоса, считают, что основной тон может изменяться на основе статистических закономерностей.

В реализованной системе требуемый новый контур основного тона определяется при помощи алгоритма нормализации Гаусса. Метод основан на приведении в соответствие математического ожидания значений частоты основного тона и среднего отклонения исходного и целевого дикторов [18]. Конвертированное значение частоты основного тона $p_i^{S \rightarrow T}$ вычисляется как

$$p_i^{S \rightarrow T} = \frac{p_i^S - \mu^S}{\sigma^S} \sigma^T + \mu^T \quad (17)$$

где μ^S и σ^S – математическое ожидание и среднее отклонение частоты основного тона исходного диктора соответственно; μ^T и σ^T – математическое ожидание и среднее отклонение частоты основного тона целевого диктора соответственно; p_i^S – заданная частота основного тона исходного диктора.

Параметры μ^S , σ^S , μ^T и σ^T хранятся в кодовой книге.

Результаты экспериментов

Для оценки качества описанных методов конверсии голоса на основе специальной речевой базы данных выполнена экспериментальная конверсия голоса. База данных содержит записи речи 14 различных дикторов (7 мужских и 7 женских голосов, условно обозначенных M1-7 и F1-7 соответственно) с частотой дискретизации 8 кГц. Для обучения кодовых книг использовались специальные фразы, обеспечивающие фонетическую сбалансированность выборки. Результат конверсии получен для каждой пары исходный-целевой диктор. Пример полученных образцов речи приведен ниже – рис. 6. Для того, чтобы оценить вклад предложенного способа обучения, речевая база была обработана системой с текстозависимым обучением [20].

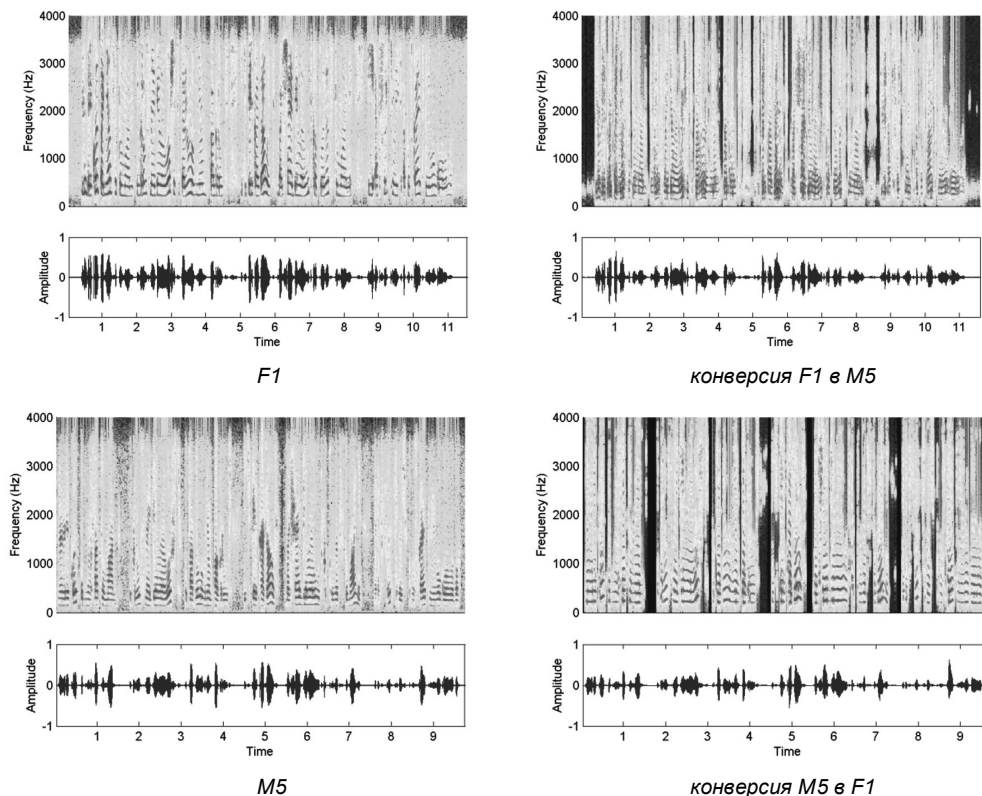


Рис. 6. Результат конверсии голоса

Субъективная оценка качества конверсии выполнялась путем прослушивания полученных звуковых файлов группой экспертов из 5-и человек. Каждому эксперту было предложено оценить разборчивость и узнаваемость по шкале от 0% (полное отсутствие) до 100% (абсолютная натуральность). Оценки были сгруппированы по направлению конверсии (мужской в мужской, мужской в женский, женский в мужской, женский в женский - условно группы обозначены MM, MF, FM, FF соответственно) и внутри каждой группы по типу обучения (текстозависимое/текстонезависимое). По каждой из подгрупп вычислены средние значения оценок – табл. 1.

Таблица 1
Средние показатели качества конверсии голоса

Направление конверсии	Конверсия с текстозависимым обучением		Конверсия с текстонезависимым обучением	
	Разборчивость %	Узнаваемость %	Разборчивость %	Узнаваемость %
MM	62	68	58	65
MF	66	72	70	70
FM	80	84	74	82
FF	84	80	78	82
Среднее	73	76	70	75

Эксперимент показал, что полученное качество конверсии, учитывая уровень слышимых артефактов и натуральность звучания близко к результатам, получаемым при использовании системы конверсии с текстозависимым обучением. Средний показатель разборчивости составляет 70%, а средний показатель узнаваемости – 75%.

Заключение

В работе предложена схема конверсии голоса с текстонезависимым обучением, использующая специальную модель для параметрического описания речевого сигнала. Особенность модели заключается в способе оценки мгновенных значений LSF высокого порядка, определяющих форму спектральных огибающих вокализованных фрагментов речи. Оценка производится в два этапа: сначала выполняется оценка мгновенных гармонических параметров, затем выполняется их преобразование в параметры модели линейного предсказания.

Конверсия выполняется отдельно для спектральных огибающих и контура основного тона речевого сигнала. В процессе конверсии спектральные огибающие заменяются на целевые, для чего используется кодовая книга конверсии. Основной тон модифицируется при помощи алгоритма нормализации Гаусса. Кодовая книга конверсии формируется в процессе обучения системы. Для обучения используются образцы исходного и целевого дикторов, которые сегментируются и сопоставляются при помощи скрытой марковской модели.

Результаты практического применения свидетельствуют о том, что используя предлагаемые методы, возможно создание текстонезависимой системы конверсии голоса, причем качество реконструкции сигнала может

быть близким к тому, которое обеспечивают текстозависимые системы конверсии. Для заметного повышения показателей разборчивости и узнаваемости конвертированной речи следует вести исследования в направлении расширения фонетического базиса со значительным увеличением обучающей выборки.

Литература

1. Dutoit, T. An Introduction to Text-to-speech Synthesis / T. Dutoit. - The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1997. – 326 p.
2. Abe, M. Voice conversion through vector quantization / M. Abe, S. Nakamura, K. Shikano. // Acoustics, Speech, and Signal Processing: proceedings of int. conf. (ICASSP-88), New York, USA, April 1-14, 1988. - New York, 1988. - P. 655-658.
3. Erro, D. On combining statistical methods and frequency warping for high-quality voice conversion / D. Erro, T. Polyakova and A. Moreno // Acoustics, Speech, and Signal Processing: proceedings of int. conf. (ICASSP-2008 Las Vegas, USA, March 30- April 4, 2008. – Las Vegas, 2008. - P. 4665-4668.
4. Azarov, E. Text and speaker independent voice conversion / E. Azarov, A. Petrovsky // Pattern recognition and information processing: proceedings of the 10-th intern. conf., Belarus, Minsk, May 19–21, 2009. – Minsk, 2009. – P. 195–198.
5. Sundermann, D. Text-independent voice conversion based on unit selection/ D. Sundermann, [et al.] // Acoustics, Speech, and Signal Processing: proceedings of int. conf. (ICASSP-2006), Toulouse, France, May 15-19, 2006. – Toulouse, 2006. - P. 81-84.
6. Zhang, M. Text-independent voice conversion based on state mapped codebook / M. Zhang, [et al.] // Acoustics, Speech, and Signal Processing: proceedings of int. conf. (ICASSP-2008), Las Vegas, USA, March 30- April 4, 2008. – Las Vegas, 2008. - P. 4605-4608.
7. Erro, D., INCA algorithm for training voice conversion systems from nonparallel corpora / D. Erro, A. Moreno and A. Bonafonte // IEEE transactions on audio, speech, and language processing – 2010. - Vol.18, № 5. – P. 944-953.
8. Petrovsky A.I., Azarov E. and Petrovsky A., Hybrid signal decomposition based on instantaneous harmonic parameters and perceptually motivated wavelet packets for scalable audio coding // Signal Processing, Volume 91, Issue 6, Fourier Related Transforms for Non-Stationary Signals, pp. 1489-1504, June 2011.
9. Азаров, И.С. Мгновенный гармонический анализ: обработка звуковых и речевых сигналов в системах мультимедиа / И.С. Азаров, А.А. Петровский - LAP Lambert Academic Publishing, Saarbrücken, 2011. – 163 с.
10. Weruaga, L. The fan-chirp transform for non-stationary harmonic signals / L. Weruaga, M. Kepesi // Signal Processing. – 2007. - Vol.87, № 6. – P. 1-18.
11. Zhang, F. Harmonic transform / F. Zhang, G. Bi, Y.Q. Chen // IEEE Proc.-Vis. Image Signal Process. – 2004. - Vol.151, № 4. – P. 257-264.
12. Huang, X. Spoken language processing / X. Huang, A. Acero, H.W. Hon. - New Jersey: Prentice Hall, 2001. – 1008 p.

13. Kondo, A.M. Digital speech: coding for low bit rate communication systems / A.M. Kondo – New York: John Wiley & Sons Inc., 1996. – 442 p.

14. Оппенгейм, А. Цифровая обработка сигналов / А. Оппенгейм, Р. Шафер. – Техносфера, 2006. – 858 с.

15. Rabiner, L.R. Fundamentals of speech recognition / L.R. Rabiner, B.H. Juang. - New Jersey: Prentice Hall, 1993. - 496 p.

16. Azarov, E., Petrovsky, A. «Linear prediction of deterministic components in hybrid signal representation», Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), pp.2662-2665, Paris May 30 2010-June 2 2010.

17. Лобанов, Б.М. Компьютерный синтез и клонирование речи / Б.М. Лобанов, Л.И. Цирульник. – Минск «Белорусская наука» 2008. – 344 с.

18. Lee, K., Statistical conversion algorithms of pitch contours based on prosodic phrases / K. Lee, Y Zhao // Speech Prosody 2004: proceedings of the int. conf. (SP 2004), Nara, Japan, March 23-26, 2004, CD-ROM.

19. Instantaneous harmonic analysis for vocal processing [electronic resource] / E. Azarov, A. Petrovsky. - DAFX-09: proc. of the 12th International Conference on Digital Audio Effects, Italy, Como, September 1-4, 2009. – Como.,

2009. – Mode of access: http://dafx09.comopolimi.it/proceedings/papers/paper_25.pdf. - Date of access: 04.09.2009.

20. Azarov, E.; Petrovsky, A. «Real-time voice conversion based on instantaneous harmonic parameters» Proc. of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP-2011), pp. 5140 - 5143, Prague, Czech Republic, May 22-27, 2011.

REAL-TIME VOICE CONVERSION SYSTEM WITH TEXT-INDEPENDENT TRAINING BASED ON HYBRID PARAMETRIC REPRESENTATION OF SPEECH

Azarov E., Petrovsky A.

The paper presents a voice conversion technique based on hybrid parametric speech representation. The conversion function is estimated from speech samples of the source and target speakers. The samples have arbitrary text content. Effectiveness of the proposed technique is rated by experimental implementation of the voice conversion system.

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка «Цифровая обработка сигналов и её применение - DSPA'2012»

Обработка сигналов в радиотехнических и информационно-измерительных системах

Секция 4: Обработка сигналов в радиотехнических системах (Руководители – д.т.н., профессор Ю.Г. Соулин, к.т.н., профессор В.С. Сперанский)



Обсуждение проблем и задач обработки радиотехнических сигналов велось по трем основным направлениям: обнаружение сигналов и оценивание их параметров; радиолокация, пеленгация и навигация; пространственно-временная обработка сигналов.

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

1. Применение методов Прони и Штейглица-Макбрайда для формирования весовых коэффициентов при адаптивной фильтрации неклассифицированных выборок наблюдения. Автор: Гордеев А.Ю., аспирант ОАО «ВНИИРТ».

2. Статистический синтез и сравнительный анализ оценок корреляционной размерности. Автор: Паршин А.Ю., студент Рязанского государственного радиотехнического университета.

3. Аналого-цифровое преобразование в цифровых антенных решетках. Автор: Бохин Д.Л., аспирант Московского авиационного института

ВЕЙВЛЕТ-ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ГЕОМАГНИТНЫХ ДАННЫХ

Мандрикова О.В., д.т.н., ведущий научный сотрудник Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН; профессор Камчатского государственного технического университета, профессор кафедры систем управления, e-mail: ikir@ikir.ru

Соловьев И.С., аспирант Камчатского государственного технического университета, e-mail: kamigsol@yandex.ru

Ключевые слова: геомагнитные данные, вейвлет-преобразование, пространство Лебега, обработка данных, идентификация, подавление шума.

Введение

Воздействие солнечного ветра на магнитосферу Земли приводит к изменению параметров магнитного поля, вызывает возбуждение разного рода волн [1-2]. В моменты магнитных бурь в геомагнитных данных наблюдаются вариации разных частотных спектров и периодов. Анализ этих особенностей позволяет оценить силу магнитной бури, характеризующей воздействие Солнца на околоземное пространство. Задача их выделения и идентификации в автоматическом режиме является весьма сложной [1, 3-5]. Содержащиеся в регистрируемых геомагнитных сигналах негладкие локальные структуры, несущие главную информацию об исследуемом процессе, делают неэффективным применение традиционных методов анализа временных рядов [6], которые позволяют изучить низкочастотные вариации параметров магнитного поля, но не дают информации о локальных изменениях, протекающих в физическом процессе, и их масштабных характеристиках [1, 4-5].

Учитывая нерегулярную структуру геомагнитных данных, наличие локальных особенностей различной формы и длительности наиболее подходящим пространством для их представления является пространство, натянутое на базис смещенных функций или вейвлет-базис [7-9]. В работах [7, 8] введен специальный класс фильтров, называемых зеркально-сопряженными фильтрами, и показано, что дискретный сигнал может быть восстановлен на основе неполной выборки. Зеркально-сопряженный фильтр характеризует некоторую функцию – вейвлет. В этих же работах был получен алгоритм быстрого дискретного вейвлет-преобразования с помощью каскада таких фильтров и показана эквивалентность теории непрерывных временных вейвлетов и дискретных наборов фильтров, что позволило понять такие важные свойства дискретных алгоритмов как выделение и идентификация локальных особенностей сигналов. Это привело к новому плодотворному контакту между цифровой обработкой сигналов и гармоническим анализом [9].

Процедура анализа геомагнитного сигнала на осно-

Работа посвящена созданию программных систем по анализу геомагнитных данных, выделению и идентификации локальных особенностей, обусловленных солнечной активностью. Предложены алгоритмы, основанные на вейвлет-преобразовании, позволяющие в автоматическом режиме выделить формирующие регистрируемый геомагнитный сигнал локальные структуры, выполнить их анализ и идентификацию. Апробация технологии выполнена на данных магнитного поля Земли, полученных на обсерватории «Паратунка» (с. Паратунка, Камчатский край).

ве вейвлет-преобразования может быть представлена в виде следующих взаимозависимых этапов:

1. Подавление шума и идентификация информативных вейвлет-компонент сигнала.
2. Определение и анализ информативных частотных временных интервалов.
3. Идентификация локальных структур, формирующих процесс в периоды повышенной геомагнитной активности и оценка характеристик поля.

Качество работы конечных систем, основанных на вейвлет-преобразовании, зависит от выбора конструкции и уровня разложения сигнала, процедуры построения аппроксимирующего базиса и способа подавления шума [5, 9-12]. Для построения адаптивных аппроксимирующих схем геомагнитных сигналов в вейвлет-пространстве в данной работе используются нелинейные вейвлет-схемы [9]. Отображение сигнала реализуется на основе конструкции вейвлет-пакетов [7-9]. Определение базиса, обеспечивающего наименьшую погрешность аппроксимации, удаление шума и выделение структурных компонент сигнала выполняется на основе алгоритмов, предложенных в работе [12]. Полученное таким образом представление геомагнитного сигнала в вейвлет-пространстве имеет многокомпонентную структуру, включающую аппроксимирующие и детализирующие составляющие. Аппроксимирующие составляющие характеризуют регулярные изменения процесса, детализирующие – несут локальный характер и характеризуют возмущенность магнитного поля в периоды магнитных бурь [4, 5]. Процедура автоматического выделения геомагнитных возмущений на основе конструкции вейвлет-пакетов описана в работе [4]. Настоящая работа фактически является ее продолжением, где предложены алгоритмы выделения локальных особенностей геомагнитных данных и расчета характеристик поля. Анализируется длительность процесса, характер протекания и рассчитываются энергетические параметры поля. Для ап-

робации предложенных алгоритмов были использованы вариации геомагнитного поля, полученные на обсерватории «Паратунка» (с. Паратунка, Камчатский край).

Основная часть

Структура разложения пространства Лебега $L^2(R)$, порождённая ортогональным вейвлетом $\Psi \in L^2(R)$, имеет вид [7-9]:

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

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

Функция f при этом представляется в виде суммы компонент:

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

Каждая компонента v_j из (1) имеет единственное представление в виде вейвлет-ряда:

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

где $\Psi_j = \{\Psi_{j,n}\}_{n \in Z}$ – ортонормированный базис пространства W_j , n – отсчеты сигнала, j – масштабный параметр, t – время. Коэффициенты $c_{j,n}$ определяются из соотношения: $c_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$.

Если $\Psi_{j-1}^0(t) = \sum_n h_n \Psi_j(2^j t - n)$ и $\Psi_{j-1}^1(t) = \sum_n q_n \Psi_j(2^j t - n)$ – пара сопряженных зеркальных фильтров [9], то семейство $\{\Psi_{j-1}^0(2^{j-1} t - n), \Psi_{j-1}^1(2^{j-1} t - n)\}_{n \in Z}$, где Z – множество целых чисел, является ортонормированным базисом пространства W_j . Конструкция вейвлет-пакетов [9] предполагает рекурсивное расщепление пространства W_j , которое называют деревом пространств вейвлет-пакетов: $W_j^0 = \bigoplus_{i=1}^j W_{j_i}^{p_i}$. С каждым узлом (j_i, p_i) двоичного дерева связывают пространство $W_{j_i}^{p_i}$, которое до-

пускает ортонормированный базис $\{\Psi_{j_i}^{p_i}(2^{j_i} t - n)\}_{n \in Z}$ при движении вниз по дереву. Каждый узел-родитель делится на два ортогональных подпространства. На корне дерева $W_j^0 = W_j$. Объединение соответствующих базисов вейвлет-пакетов $\{\Psi_{j_i}^{p_i}(2^{j_i} t - n)\}_{n \in Z, 1 \leq i \leq j}$ определяет ортонормированный базис W_j , что позволяет полностью восстановить сигнал.

На основе конструкции вейвлет-пакетов геомагнитный сигнал представляется в виде суммы компонент [4]:

$$f_0(t) = \sum_{j_i} g_{j_i}(t) + f_{-m}(t), \quad (2)$$

где $g_{j_i}, f_{-m} \in W_{j_i}^{p_i}$, $g_{j_i}(t) = \sum_n d_{j_i,n}^{p_i} \Psi_{j_i,n}^{p_i}(t)$,

$$d_{j_i,n}^{p_i} = \langle f_0, \Psi_{j_i,n}^{p_i} \rangle, \quad f_{-m}(t) = \sum_n c_{-m,n}^0 \Psi_{-m,n}^0(t),$$

$c_{-m,n}^0 = \langle f_0, \Psi_{-m,n}^0 \rangle$. Компоненты g_{j_i} в соотношении (2)

являются детализирующими, включают в себя приращения порядка 2^{-j_i} и содержат информацию о локальных особенностях сигнала, f_{-m} – аппроксимирующая составляющая.

Как показано в работах [5, 12,] операция подавления шума и идентификации структурных компонент сигнала может быть реализована на основе применения пороговой функции для каждой компоненты разложения

$$P_{T_{j_i}}(x) = \begin{cases} x, & \text{если } |x| \geq T_{j_i} \\ 0, & \text{если } |x| < T_{j_i} \end{cases}, \quad (3)$$

где T_{j_i} – порог на масштабе j_i , $T_{j_i} \geq \sigma^2$, σ^2 – дисперсия шума.

Погрешность аппроксимации в этом случае есть:

$$\varepsilon = \|f - f_{I_T}\|^2 = \sum_{j \in I_T} \left| \langle f, \Psi_{j,n} \rangle \right|^2, \quad \text{где} \quad (4)$$

$$I_T = \{(j_i, n) : |\langle f, \Psi_{j_i,n} \rangle| \geq T_{j_i}\}.$$

В качестве меры магнитной возмущенности, согласно методике Бартельса [2], будем рассматривать амплитуду возмущения, определяемую на трехчасовом временном интервале и равную разности между наибольшим и наименьшим отклонениями реальной магнитограммы от невозмущенной вариации поля [1-3]. Тогда характеристикой *интенсивности возмущений* в вейвлет-пространстве будет являться амплитуда вейвлет-коэффициентов [4]. Определение пороговых значений $T_{j_i,1}$, обеспечивающих выделение геомагнитных возмущений в сигнале, может быть выполнено на основе следующего алгоритма 1:

1. Спокойным днем будем считать день, в который суточный К-индекс [1-4], характеризующий возмущенность магнитного поля в месте регистрации, не превышает значения 8. Построим полное дерево разложения для каждой вариации геомагнитного поля *спокойного* дня: $W_j^0 = \bigoplus_{i=1}^j W_{j_i}^{p_i}$.

2. Определим пороговые значения T_{j_i} для каждого масштабного уровня j_i по правилу: $T_{j_i,1} = \max_k \max_n |d_{j_i,n}^{p_i,k}|$, где $d_{j_i,n}^{p_i,k}$ значения вейвлет-коэффициентов компоненты g_{j_i} за k -й анализируемый *спокойный* день.

Каждая детализирующая компонента $g_{j_i} \in W_{j_i}^{p_i}$ в (2) определяет свой частотно-временной прямоугольник в частотно-временной плоскости. Процедура (3) с порогом $T_{j_i,1}$ обеспечит выделение в геомагнитном сигнале частотно-временных интервалов, содержащих возмущения. В результате выполнения этой операции на каждом уровне j_i будут сохранены вейвлет-коэффициенты, абсолютные значения которых превышают пороговое значение $T_{j_i,1}$:

$$|d_{j_i,n}^{p_i}| \geq T_{j_i,1}, \quad n = \overline{t_1, t_2} \quad (5)$$

Временная протяженность выделенной локальной окрестности составляет $l = (t_2 - t_1) \cdot 2^{j_i}$.

Абсолютные значения вейвлет-коэффициентов де-

тализирующих компонент сигнала g_{j_i} в (2) несут информацию о величине отклонений от среднего уровня процесса в момент времени $t = n$ и характеризуют возмущенность магнитного поля. На рис.1. а-г, в качестве примера, показаны геомагнитные данные за спокойный и возмущенный (период магнитной бури) периоды времени и результаты выделения возмущений предлагаемыми алгоритмами. Выделение возмущений было выполнено на основе операции (5) с использованием *алгоритма 1*. Анализ рис.1 показывает, что в периоды магнитных бурь наблюдается значительное увеличение амплитуды флуктуаций процесса, которое находит отражение в полученных компонентах преобразования данных.

Для восстановления исходной размерности данных и анализа характера протекания магнитной бури может быть выполнена операция вейвлет-восстановления полученных на основе операции (5) составляющих.

Более детальную информацию о сигнале позволяет получить непрерывное вейвлет-преобразование

$$Wf(a, b) = \int f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

результатом которого является двумерный массив коэффициентов, дающих представление о составляющих разного масштаба и их изменении во времени. Из непрерывного вейвлет-преобразования следует, что вейвлет Ψ имеет нулевое среднее значение и $Wf(a, b)$ измеряет изменение f в окрестности точки b , размер окрестности пропорционален масштабу a . Как показано в [7], $Wf(a, b)$ дает локальную информацию об аналоговом сигнале f с временным окном

$$[b + at^* - a\Delta\Psi, b + at^* + a\Delta\Psi], \text{ где } t^* - \text{центр окна.}$$

При стремлении масштаба a к нулю вейвлет-коэффициенты характеризуют локальные свойства функции f в окрестности точки b .

Интенсивность возмущений в момент времени $t = b$ на масштабе a определим как

$$I_{a,b} = |Wf(a, b)|.$$

Аналогично, на основе операции (1) получаем представление сигнала в пространстве W_j , где интенсивность возмущения на масштабе j может быть определена как

$$I_{j,n} = |c_{j,n}|. \quad (6)$$

Выделение возмущений в вейвлет-пространстве W_j может быть реализовано на основе следующего *алгоритма 2*:

1. Для каждой вариации геомагнитного поля *спокойного* и *слабовозмущенного* дня выполним отображение в вейвлет-пространство W_j . *Слабовозмущенным* днем будем считать день, в который суточный индекс геомагнитной активности K находится в интервале $8 < K \leq 18$.

2. Определим пороговые значения $T_{j,1}$ и $T_{j,2}$ по правилу: $T_{j,1} = \max_r \max_n |c_{j,n}|$, где r - индекс анализируемого *спокойного* дня; $T_{j,2} = \max_s \max_n |c_{j,n}|$, где s - индекс анализируемого *слабовозмущенного* дня.

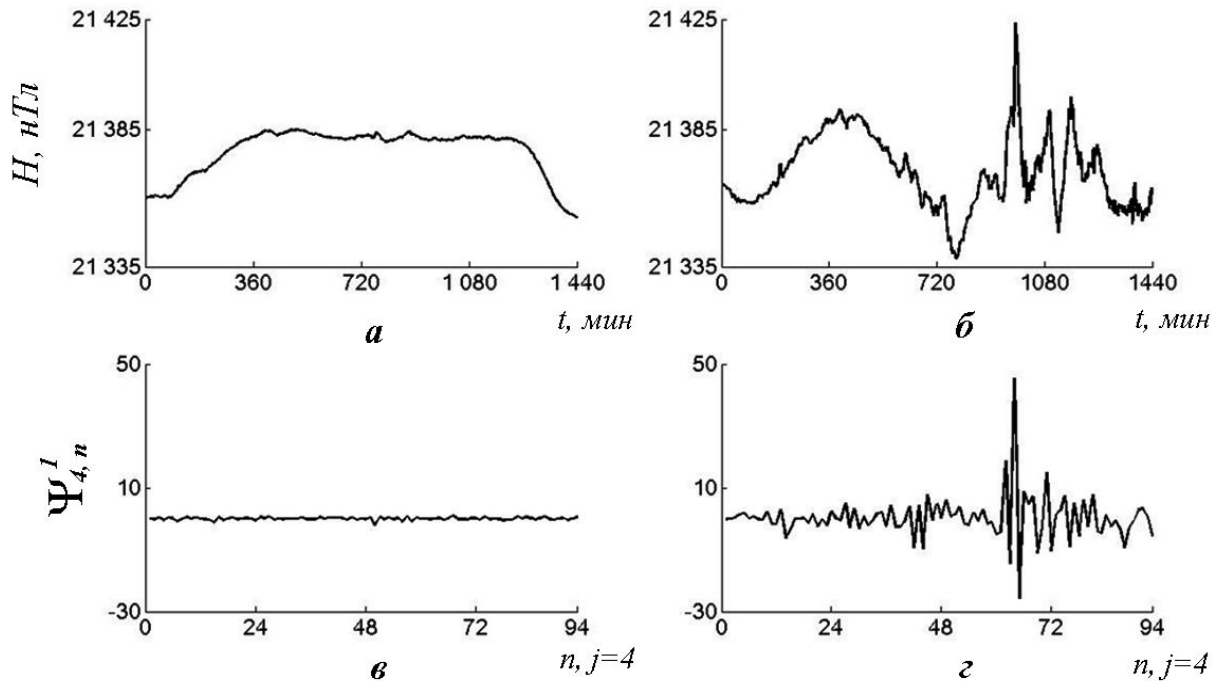


Рис. 1. а – спокойная суточная вариация геомагнитного поля; б – возмущенная суточная вариация;
в – компонента вейвлет-разложения $d_{4,n}^1$ спокойной суточной вариации;
г – компонента вейвлет-разложения $d_{4,n}^1$ возмущенной суточной вариации.

Результаты экспериментов

При проведении анализа использовались ортонормированные вейвлеты класса Добеши. Путем минимизации погрешности аппроксимации (см. равенство (4)) было определено, что *наилучшими* аппроксимирующими функциями для геомагнитных сигналов являются вейвлеты Добеши порядка 3. Разложение осуществлялось до пятого уровня полного вейвлет-дерева. На основе *алгоритма 1*, в геомагнитных сигналах были выделены частотно-временные интервалы, содержащие возмущения, и получены *возмущенные компоненты* вейвлет-дерева. Анализ полученных компонент показал, что выделенные локальные особенности возникают в сигнале в периоды магнитных бурь. Для анализа магнитных бурь была выполнена операция вейвлет-восстановления данных компонент и получены *возмущенные составляющие* сигнала (рис. 2.-4.б). Используя данные составляющие путем обработки *слабовозмущенных* дней (суммарные суточные значения K -индекса которых не превышают значения 18), было определено пороговое значение $T_j = 4$ (сплошная линия

на рис. 1-4.б), позволяющее выделить сильные геомагнитные возмущения. Это дает возможность в автоматическом режиме фиксировать момент формирования предстоящей бури и выделить отдельные фазы ее протекания. С целью проведения более детального анализа было выполнено вейвлет-преобразование исходных сигналов на основе операции (1) и, используя *алгоритм 2*, идентифицированы частотно-временные интервалы, содержащие слабые и сильные геомагнитные возмущения. Полученные результаты представлены на рис.2-4 в, г, (выделенные интервалы показаны черным цветом). В верхней части рис. 2-4 отображены трехчасовые значения K -индекса. Результаты анализа показывают, что в периоды магнитных бурь интенсивность возмущений возрастает, и в сигналах возникают локальные особенности различной длительности и структуры. Накануне бурь в данных наблюдаются слабые возмущения, интенсивность которых на каждом масштабе j не превышает значений $T_{j,1}$. Во время протекания бурь интенсивность возмущений значительно увеличивается и достигает значений $T_{j,2}$ и более (рис. 1-4 г).

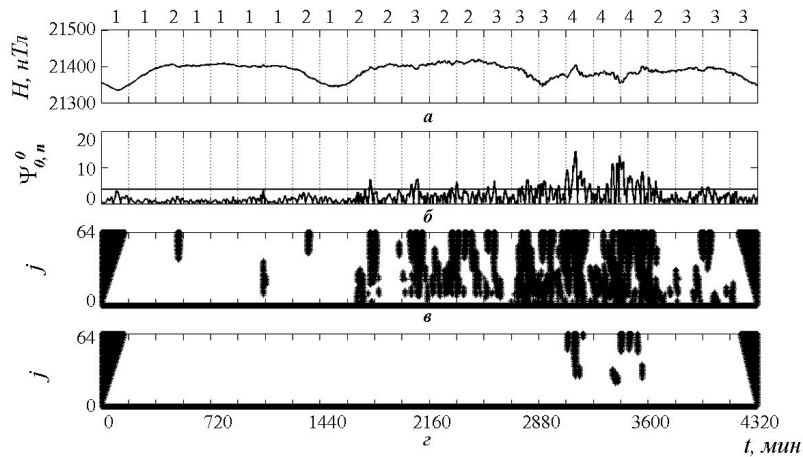


Рис.2. Результат обработки геомагнитных данных

за период 26.04.2002г. - 28.04.2002г. (станция регистрации «Паратунка», Камчатский край).

а) данные регистрации; б) возмущенные составляющие; в) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,1}$); г) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,2}$).

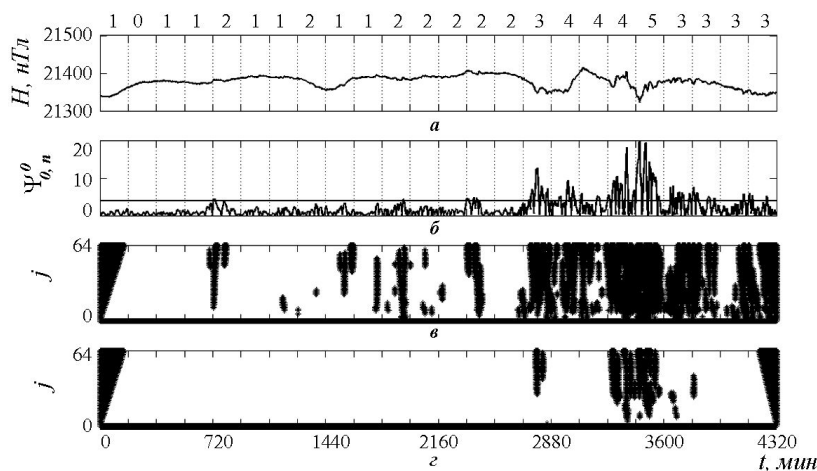


Рис.3. Результат обработки геомагнитных данных

за период 25.05.2002г. - 27.05.2002г. (станция регистрации «Паратунка», Камчатский край).

а) данные регистрации; б) возмущенные составляющие; в) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,1}$); г) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,2}$).

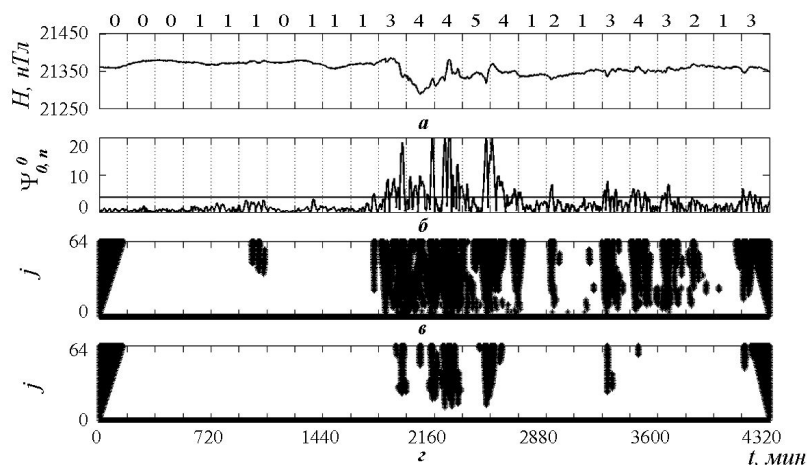


Рис.4. Результат обработки геомагнитных данных

за период 10.10.2008г. - 12.10.2008г. (станция регистрации «Паратунка», Камчатский край).

а) данные регистрации; б) возмущенные составляющие; в) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,1}$); г) результат обработки данных на основе алгоритма 2 (пороговое значение $T_{j,2}$).

Заключение

В работе предложены алгоритмы обработки и анализа геомагнитных данных, основанные на вейвлет-преобразовании, позволяющие в автоматическом режиме выделить периоды повышенной геомагнитной активности и определить интенсивность возмущений. Результаты обработки статистических данных, полученных на обсерватории «Паратунка» (Камчатский край), показали, что в периоды бурь в вариациях магнитного поля возникают локальные разномасштабные периодичности, имеющие неравномерное распределение и по времени, и по масштабам. Во время развития бури интенсивность геомагнитных возмущений значительно увеличивается, что позволяет фиксировать момент предстоящей бури.

Работа поддержана грантом Президента Российской Федерации МД-2199.2011.9

Литература

1. Будько Н., Зайцев А., Карпачев А., Козлов А., Филиппов Б. Космическая среда вокруг нас. Троицк: ТРОВАНТ, 2006. - 232 с.
2. Bartels, J., 1938. Potsdamer erdmagnetische Kennziffern, 1 Mitteilung. Zeitschrift für Geophysik, 14:68–78, 699–718.
3. Menvielle M., Papitashvili N., Hakkinen L., Sucksdorff C. Computer production of K indices: review and comparison of methods, Geophys. J. Int., V. 123, p. 866-886, 1995
4. Мандрикова О.В., Соловьев И.С. Вейвлет-технология обработки и анализа вариаций магнитного поля Земли. – Москва: Информационные технологии. 2011. №1. С. 34 – 38.
5. Mandrikova. O.V. Solovyev I.S. Automatic method of the Geomagnetic Activity Index K calculation on the basis of wavelet-packets– 8 International Conference Intelligent information processing IIP-2010 Republic of Cyprus, Paphos October 17-24, с.430-433
6. Марпл.-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: Пер. с англ. -М.: Мир, 1990. 265 с.

7. Charles K. Chui. An Introduction to Wavelets. Пер. с английского – М.: Мир, 2001.-412с.

8. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. Пер. с английского – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика».– 2001.

9. Stephane Mallat, A Wavelet tour of signal processing. Пер. с английского, – М.: Мир, 2005, 671с.

10. Мандрикова О.В. Моделирование геохимических сигналов на основе вейвлет-преобразования. – Владивосток: Дальнаука. 2007. – 123с.

11. Богданов В.В., Геппенер В.В., Мандрикова О.В. Моделирование нестационарных временных рядов геофизических параметров со сложной структурой. – С.-Петербург: «ЛЭТИ». 2006. – 107с.

12. Мандрикова О.В., Горева Т.С. Метод идентификации структурных компонентов сложного природного сигнала на основе вейвлет-пакетов. – Москва: Цифровая обработка сигналов.-2010 г.-№1.- с.45-50.

WAVELET-BASED APPROACH TO PROCESSING AND ANALYZING GEOMAGNETIC DATA

Mandrikova O.V., Solovyev I.S.

The present paper is directed at creating automated systems for the analysis of geomagnetic data. Due to strong variability, irregularity and complex structure of the geomagnetic data in question the problem of automatic processing (in an automatic mode) is rather complicated and needs further investigation to produce better solutions than those existing at present. In this paper we have suggested a new wavelet-based approach, which allows one to extract subtle structural features from a geomagnetic data in an automatic mode. After that it becomes possible to identify these features and analyze them. Our methods and approaches have been successfully tested on the Earth's magnetic field data obtained in the Paratunka observatory (village Paratunka, Kamchatka region, Far East of Russia).

УДК 519.65

МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ АНОМАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ В ДАННЫХ КРИТИЧЕСКОЙ ЧАСТОТЫ ИОНОСФЕРЫ НА ОСНОВЕ СОВМЕЩЕНИЯ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Мандрикова О.В., д.т.н., ведущий научный сотрудник Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН; профессор Камчатского государственного технического университета, профессор кафедры систем управления, e-mail: ikir@ikir.ru

Полозов Ю.А., к.т.н., научный сотрудник Института космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН; доцент Камчатского государственного технического университета, доцент кафедры систем управления, e-mail: up_agent@mail.ru

Ключевые слова: вейвлет-преобразование, нейронные сети, критическая частота ионосферы, аномалии, землетрясения

Введение

Предметом исследований являются регистрируемые временные ряды ионосферных параметров, включающие в себя компоненты различной внутренней структуры и определяемые плотностью атмосферы, ее химическим составом и спектральными характеристиками солнечного излучения [1]. Исследование ионосферы выполняется дистанционными методами, одним из которых является вертикальное радиозондирование. Частота несущей радиоимпульса, для которой данная область ионосферы становится прозрачной, называется критической (f_oF2) и характеризует концентрацию электронов.

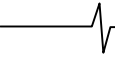
На фоне регулярных изменений, обусловленных суточным и сезонным ходом, в данных f_oF2 наблюдаются аномальные особенности длительностью от нескольких десятков минут до нескольких часов [2-8]. Эти аномалии имеют разнообразную структуру и возникают на фоне мощных ионосферных возмущений, которые обусловлены активностью Солнца в сейсмоактивных областях; они могут возникать в периоды повышения сейсмической активности [2-9]. Сложная структура ионосферных данных делает неэффективным для их анализа и выделения аномалий традиционные методы анализа временных рядов, которые основаны на процедуре сглаживания и приводят к потере важной информации [4]. Основные инструменты выделения аномалий основаны на анализе средних и медианных значений, что не позволяет выявить внутренние зависимости в данных и отдельные аномальные особенности.

Ввиду большого разнообразия базисных функций с компактными носителями, вейвлет-преобразование является эффективным инструментом анализа сложных временных рядов [2, 3, 11]. Используя конструкцию дискретного вейвлет-преобразования, в данной статье предложен алгоритм, позволяющий в автоматическом режиме в данных f_oF2 выделить аномальные особенности и определить их параметры. Для выделения и ана-

Предложен метод автоматического выделения аномальных особенностей, возникающих в регистрируемом временном ряде критической частоты ионосферы f_oF2 в периоды повышенной сейсмической или солнечной активности. Метод основан на совместном применении вейвлет-преобразования и нейронных сетей. На основе вейвлет-преобразования разработаны алгоритмы по обнаружению особенностей и оценке их параметров. Выделение и анализ характерных составляющих временного ряда выполняется на основе совместного применения вейвлет-преобразования с нейронными сетями. Апробация метода выполнена на данных f_oF2 , полученных на обсерватории «Паратунка» (с. Паратунка, Камчатский край).

лиза характерных составляющих временного ряда f_oF2 в работе предложен метод, основанный на совместном применении вейвлет-преобразования с нейронными сетями. Нейронные сети хорошо зарекомендовали себя при воспроизведении сложных нелинейных зависимостей [5, 13-15]. В работах [5, 10, 14, 15] показана эффективность применения этого аппарата для обработки и анализа ионосферных данных. Авторами этих работ предложены способы анализа и прогноза данных f_oF2 на основе нейронных сетей и показано, что результат их работы во многом определяется свойствами обучающего множества. В работах [14, 15] выполнен экспериментальный поиск подходящего обучающего множества и архитектуры нейронной сети. Если моделируемые данные являются сложными, зашумленными необходимо производить их предобработку и решать проблемы неинформативных и избыточных данных [4, 5, 10]. В работах [5, 10] для удаления неинформативных данных предложены способы совместного применения вейвлет-преобразования и нейронных сетей, разработаны алгоритмы формирования обучающего множества на основе вейвлет-фильтрации и показано, что данный подход позволяет оптимизировать процесс обучения сети и увеличить длину интервала упреждения данных. Настоящая работа является их продолжением, где на основе совместного применения конструкции вейвлет-пакетов и нейронных сетей разработан метод выделения и прогноза характерных компонент ряда f_oF2 .

В процессе апробации предложенного метода в данных f_oF2 выявлены аномальные особенности, возник-



кающие в периоды повышенной солнечной активности или обусловленные процессами в литосфере (анализировались сейсмические события энергетического класса с $k > 12$).

Выделение аномальных особенностей и определение их параметров на основе дискретного вейвлет-преобразования

Формально сложный временной ряд $f(t)$ может быть представлен в виде суммы разномасштабных компонент $f_j(t)$ с различной внутренней структурой [4]:

$$f(t) = \sum_j f_j(t), \text{ где } j - \text{ масштаб.}$$

Поскольку структура компонент f_j подвержена изменению в случайные моменты времени, наиболее эффективным способом для их описания является применение методов аппроксимации, основанных на разложении функции по базису. Учитывая локальный характер анализируемых особенностей, их разномасштабность и разнообразие по форме, наиболее подходящим пространством для их представления является вейвлет-пространство [4, 9, 11].

На основе *дискретного вейвлет-преобразования* для компонент f_j получаем следующее представление в виде вейвлет-схемы [11, 12]:

$$f_j(t) = \sum_n c_{j,n} \Psi_{j,n}(t), \quad (1)$$

где $\{\Psi_{j,n}\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2}$ – ортонормированный базис пространства Лебега $L^2(\mathbb{R})$, $\Psi_{j,n} = 2^{j/2} \Psi(2^j t - n)$, $f_j \in L^2(\mathbb{R})$. Коэффициенты $\bar{c}_j = \{c_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ являются результатом отображения f в пространство с разрешением j , $c_{j,n} = \langle f, \Psi_{j,n} \rangle$.

Не нарушая общности, будем считать, что исходный дискретный временной ряд принадлежит пространству масштаба $j = 0$. Важность представления f в виде (1) состоит в том, что разномасштабные составляющие сложного временного ряда рассортировываются и хранятся в различных пространствах W_j с разрешением j :

$$W_{j=0} = \bigoplus_{j=-1}^{-J} W_j, \quad \{\Psi_{j,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$$

С целью возможности построения адаптивных аппроксимирующих вейвлет-схем, будем использовать *нелинейные отображения* [4, 9, 11]:

$$f_M(t) = \sum_{(j,n) \in I_M} c_{j,n} \Psi_{j,n}(t), \quad (2)$$

где f_M – проекция f на M векторов, индексы которых содержатся в некотором множестве I_M . В этом случае приближение функции f выполняется M векторами, зависящими от ее структуры.

Погрешность такой аппроксимации есть сумма оставшихся коэффициентов:

$$\varepsilon[M] = \|f - f_M\|^2 = \sum_{(j,n) \notin I_M} |c_{j,n}|^2.$$

Предполагая, что компонента $e(t) = \sum_{(j,n) \notin I_M} c_{j,n} \Psi_{j,n}(t)$ является следствием влияния шумового фактора, получаем представление в вейвлет-пространстве случайного временного ряда:

$$f(t) = \sum_{(j,n) \in I_M} c_{j,n} \Psi_{j,n}(t) + e(t).$$

Поскольку временной ряд включает характерные составляющие и аномальные особенности, представим его в следующем виде:

$$f(t) = \sum_{(j,n) \in I_A} a_{j,n} \Psi_{j,n}(t) + \sum_{(j,n) \in I_D} d_{j,n} \Psi_{j,n}(t) + e(t) = f_1(t) + f_2(t) + e(t), \quad (3)$$

$$\text{где } f_1(t) = \sum_{(j,n) \in I_A} a_{j,n} \Psi_{j,n}(t), \quad f_2(t) = \sum_{(j,n) \in I_D} d_{j,n} \Psi_{j,n}(t),$$

$\{a_{j,n}\}_{(j,n) \in I_A}$ – набор аппроксимирующих коэффициентов, описывающих характерные признаки данных, $\{d_{j,n}\}_{(j,n) \in I_D}$ – набор детализирующих коэффициентов, описывающих аномальные особенности, $I_A \cup I_D = I_M$.

В работах [9, 11, 12] показано, что отсутствие убывания амплитуды коэффициентов при $j \rightarrow 0$ характеризует наличие в $f(t)$ локальных особенностей, и операция их выделения может быть реализована на основе проверки условия:

$$|d_{j,n}| \geq T, \text{ при } j \rightarrow 0,$$

где T – некоторое пороговое значение. При этом наименьший анализируемый масштаб ограничен шагом выборки дискретного временного ряда.

Если вейвлет Ψ имеет компактный носитель, равный $[-C, C]$, то множество пар точек (j, n) таких, что некоторая точка V содержится в носителе $\Psi_{j,n}$, определяют конус влияния точки V масштабно-пространственной плоскости [11]. Так как носитель $\Psi_{j,n}$ на масштабе j равен $[n - C * 2^{-j}, n + C * 2^{-j}]$, то конус влияния точки V на масштабе j определяется неравенством

$$|n - v| \leq C * 2^{-j}, \quad j = -1, -2, \dots, -J.$$

Будем считать, что функция f в окрестности некоторой точки v имеет аномальную особенность масштаба j , если в окрестности точки v , размеры которой определяются конусом влияния, выполняется условие:

$$|d_{j,n}| \geq T_j, \quad (4)$$

где T_j – пороговое значение на масштабе j , временная длительность аномалии определяется конусом влияния точки v .

Операция выделения аномальных особенностей масштаба j может быть реализована на основе применения пороговых функций

$$P_{T_j}(x) = \begin{cases} x, & \text{если } |x| \geq T_j \\ 0, & \text{если } |x| < T_j \end{cases}$$

Выделенные таким способом *наборы детализирующих коэффициентов* $\{d_{j,n}\}_{(j,n) \in I_D}$ определяют компоненту $f_2(t)$ модели (3).

Интенсивность аномалии на масштабе j в окрестности точки v определим как $E_{f_{j,v}} = \max_n |d_{j,n}|$, где $n: |n-v| \leq d * 2^{-j}$.

Изменения интенсивности во времени можно проанализировать на основе величины

$$E_{f(t)} = \sum_j |d_{j,n}|. \quad (5)$$

Конструкция *вейвлет-пакетов* [11, 12] предполагает рекурсивное расщепление пространства W_j : $W_j = \oplus_{i=1}^l W_{j_i}^{p_i}$. Пространство $W_{j_i}^{p_i}$ допускает ортонормированный базис $\Psi_{j_i}^{p_i} = \{2^{j_i/2} \Psi_{j_i}^{p_i}(2^{j_i}t - k)\}_{k \in Z}$. Объединение соответствующих базисов вейвлет-пакетов $\{2^{j_i/2} \Psi_{j_i}^{p_i}(2^{j_i}t - k)\}_{k \in Z, 1 \leq i \leq l}$ определяет ортонормированный базис W_j , что позволяет полностью восстановить функцию.

Выделение и анализ характерных составляющих временного ряда на основе совместного применения вейвлет-пакетов и нейронных сетей

Нейронная сеть строит отображение $y: f \rightarrow f'$. Множество весовых коэффициентов входных связей нейрона представляет собой вектор-столбец [13]

$$U = [u_1, \dots, u_N]^T,$$

где N – длина входного вектора сети.

Если \hat{f}' действительный выход сети, а f' – желаемый, то $f' = y(f)$ – неизвестная функция, а $\hat{f}' = G(f, U)$ – ее аппроксимация, которую воспроизводит нейронная сеть. Процедура обучения сети сводится к минимизации среднеквадратической ошибки аппроксимации по параметру U .

При подаче на вход обученной нейронной сети значений функции f из интервала $[l-T+1, l]$, сеть становится способной вычислить упрежденные значения функции на временном интервале $[l+1, l+\alpha]$, где l – текущий дискретный момент времени; α – длина интервала упреждения.

Ошибка решения определяется как разность между желаемым f' и действительным \hat{f}' выходными значениями в дискретный момент времени l .

Вектор ошибки – это вектор, i -й элемент которого $\varepsilon_i(l) = \hat{f}'_i(l) - f'_i(l)$,

где l – текущий момент времени, i – текущая позиция на интервале упреждения.

Алгоритм формирования обучающего и контрольного множеств:

1. Исходный массив данных $\{f(k)\}_{k=1}^K$, где K – длина выборки, делим на L блоков длины $Q: \{f(k)\}_{k=1}^K = (\{f(k)\}_{k=1}^Q, \{f(k)\}_{k=2}^{Q+1}, \dots, \{f(k)\}_{k=K-Q}^K)$.

2. На основе конструкции *вейвлет-пакетов* для каждого блока s имеем представление f в виде линейной комбинации разномасштабных составляющих:

$$f^s = f_1^s + f_2^s + \dots + f_p^s,$$

где каждая компонента $f_i^s = \sum_{(j_i, k) \in I_s^{p_i}} \beta_{j_i, k}^s \Psi_{j_i}^{p_i}$, $\Psi_{j_i}^{p_i} \in W_{j_i}^{p_i}$ в вейвлет-пространстве

единственным образом определяется последовательностью коэффициентов $\bar{\beta}_{j_i}^s = \{\beta_{j_i, k}^s\}_{(j_i, k) \in I_s^{p_i}}$,

$\beta_{j_i, k}^s = \langle f^s, \Psi_{j_i}^{p_i} \rangle$, $W_{j_i}^{p_i}$ – пространства *вейвлет-пакета*.

3. Каждая выделенная компонента определяет подпространство пространства признаков временного ряда. Так как $W_{j_i}^{p_i}$ – пространства *вейвлет-пакетов*, получаем

$$\bigcap_{i=1}^l W_i^{p_i} = \{0\}, \quad \bigcup_{i=1}^l W_i^{p_i} = V.$$

Таким образом, для каждого блока s получаем разнесение в пространстве признаков данных (рис.1). Используя следующие наборы выделенных признаков

$$\begin{aligned} & \{f_{j_1, p_1}^s\}_{s=1, \dots, L}; \{f_{j_1, p_2}^s\}_{s=1, \dots, L}; \dots; \{f_{j_1, p_l}^s\}_{s=1, \dots, L}; \dots; \\ & \{f_{j_1, p_1}^s\}_{s=1, \dots, L}; \{f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s\}_{s=1, \dots, L}; \dots; \{f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s\}_{s=1, \dots, L}; \\ & \dots; \{f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s, f_{j_1, p_3}^s\}_{s=1, \dots, L}; \dots \\ & \{f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s, \dots, f_{j_1, p_l}^s\}_{s=1, \dots, L}; \dots; \\ & \{f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s, \dots, f_{j_1, p_l}^s\}_{s=1, \dots, L} \end{aligned}$$

формируем обучающие и контрольные множества для нейронных сетей.

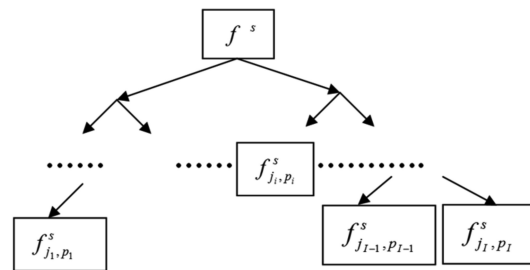
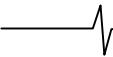


Рис.1. Схема разнесения данных в пространстве вейвлет-образов

Алгоритм построения «наилучшей» сети:

Шаг 1: Выполняем вейвлет-восстановление составляющей f_{j_1, p_1}^s для каждого блока данных s и на основе комбинаций восстановленных данных из различных блоков формируем обучающее множество. Строим *сеть 1 переменной структуры* [13] (сеть *переменной струк-*



туры – это многослойная сеть прямой передачи сигнала, архитектура которой определяется путем минимизации ошибки решения на множестве обучающих векторов), выполняем ее обучение и тестирование.

Шаг 2: Выполняем вейвлет-восстановление составляющих f_{j_1, p_1}^s для каждого блока данных s и на основе комбинаций восстановленных данных из различных блоков формируем обучающее множество. Строим сеть 2 переменной структуры, выполняем ее обучение и тестирование.

И т.д.

Шаг г: Выполняем вейвлет-восстановление составляющих $f_{j_1, p_1}^s, f_{j_1, p_2}^s, \dots, f_{j_1, p_l}^s$ для каждого блока данных s и на основе комбинаций восстановленных данных из различных блоков формируем обучающее множество. Строим сеть r переменной структуры, выполняем ее обучение и тестирование.

На основе анализа результатов работы полученных нейронных сетей определяем «наилучшую»: в качестве «наилучшей» сети определяем сеть, имеющую наименьшую ошибку решения на тестовом множестве

$$E_{M, \min} = \min_{\alpha} \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \sum_{i=1}^f \varepsilon_i(l)^2 \right), \quad (7)$$

где α – номер нейронной сети, $\alpha = \overline{1, r}$, M – длина анализируемого выходного вектора сети f – длина интервала упреждения.

Обучающий набор данных – это набор наблюдений, содержащих признаки изучаемого процесса. На основе конструкции вейвлет-пакетов мы имеем разнесение в пространстве признаков данных. При обучении и проектировании каждая сеть изучает подмножество признаков входных данных и аппроксимирует их. «Наилучшая» сеть – это сеть, имеющая наименьшую ошибку решения на тестовом множестве. Поэтому используемое при обучении «наилучшей» сети подмножество данных будет содержать наиболее характерные признаки изучаемого процесса. В вейвлет-пространстве это подмножество представляется набором коэффициентов $\{a_{j,n}\}_{(j,n) \in I_A}$, определяющих компоненту $f_1(t)$ модели (3) временного ряда.

Если в данных возникает аномальная особенность, то происходит изменение их структуры. Поэтому операция выделения аномальных особенностей на основе нейронной сети может быть построена путем обработки и анализа ошибок решения ε_i :

если

$$E_Z = \frac{1}{Z} \sum_{l=1}^Z \sum_{i=1}^f \varepsilon_i(l)^2 \geq P, \quad (8)$$

где Z – длина окна наблюдения, P – наперед заданное пороговое значение, в пределах анализируемого временного окна имеем аномалию.

Результаты экспериментов

В экспериментах использовались данные f_0F2 , полученные автоматической ионосферной станцией, расположенной в с. Паратунка (п-ов Камчатка). Регистрация данных происходит один раз в час. Для экспериментов

были взяты результаты измерений f_0F2 за период с 1979 г. по 2011 г. При выполнении анализа, для определения степени магнитосферной возмущенности, характеризующей активность Солнца, использовались данные магнитного поля Земли (Н-компонента). В качестве базисных функций использовался класс ортогональных вейвлетов Добеши: db2, db3, db4.

Следуя результатам работ [2, 9], при выделении аномалий на основе операции (4) использовались пороговые значения, определяемые в процессе работы алгоритма по формуле:

$$T_j = \text{med}_{n,n=1, V} \left(|d_{j,n}| \right) + \theta * St_j,$$

где $St_j = \sqrt{\frac{1}{V-1} \sum_{n=1}^V \left(|d_{j,n}| - \bar{d}_{j,n} \right)^2}$, $\bar{d}_{j,n}$ – среднее значение, определяемое в пределах анализируемого скользящего временного окна длины V , $V=168$ отсчетов, med – медиана, определяемая в пределах анализируемого скользящего временного окна длины V . Коэффициент $\theta = 3$ был определен статистически.

Выделенные частотно-временные интервалы, содержащие аномальные особенности, показаны на рис. 2-5.б) оттенками серого цвета. Изменения интенсивности ионосферных возмущений во времени анализировались на основе величины (5) (рис. 2-5.в)).

На основе описанных выше алгоритмов были сформированы обучающие и контрольные множества для нейронных сетей и построена «наилучшая» сеть, имеющая три слоя и позволяющая выполнить прогноз данных f_0F2 с шагом упреждения 3 часа. Выделенная на основе «наилучшей» сети характерная компонента временного ряда f_0F2 имеет вид:

$$f_1(t) = \sum_{j_i, k} a_{j_i, k} \Psi_{j_i}^{p_i}, \Psi_{j_i}^{p_i} \in W_{j_i}^{p_i}, j_i = 3, p_i = 1, k \in Z.$$

Анализ ошибок решения нейронных сетей показал, что базисная функция Добеши порядка 3 обеспечивает наименьшую погрешность аппроксимации данных f_0F2 за анализируемые временные периоды.

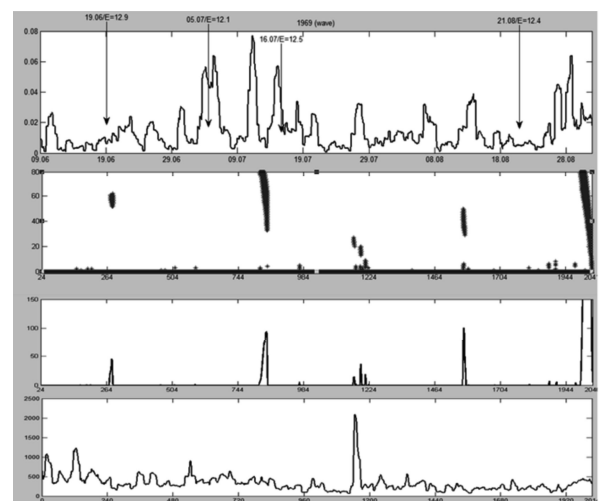


Рис.2. Результаты обработки данных f_0F2 за 1969 г.:

- а) – вектор ошибки нейронной сети;
- б) – частотно-временные интервалы, содержащие аномальные особенности;
- в) – интенсивность аномалий;
- г) – Н-компонента магнитного поля Земли. Стрелками отмечены моменты возникновения землетрясений

Анализ рис. 2-5.а) показывает, что в периоды повышения сейсмической активности наблюдается увеличение ошибки нейронной сети, характеризующее наличие в данных аномальных особенностей. Выделенные на основе дискретного вейвлет-преобразования аномалии (операция (4), рис. 2-5.б)) также подтверждают этот результат. Детальный анализ аномалий показывает, что они неравномерно распределены и по времени и по масштабам и характеризуются различной интенсивностью (величина $E_{f(t)}$, рис. 2-5.в)).

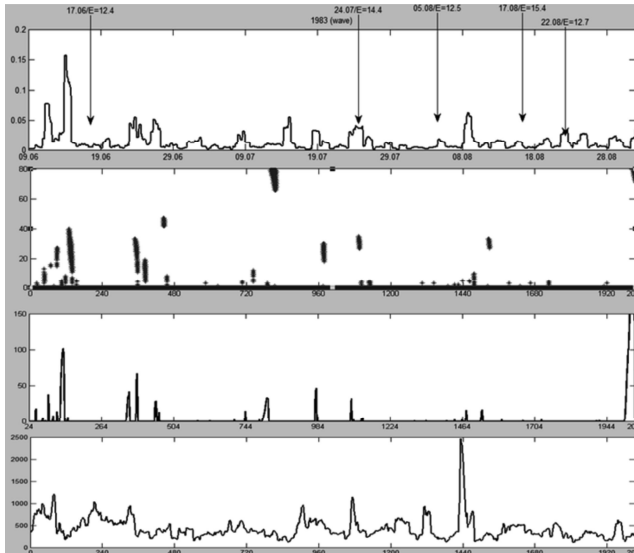


Рис.3. Результаты обработки данных fOF2 за 1983 г.:
 а) – вектор ошибки нейронной сети;
 б) – частотно-временные интервалы, содержащие аномальные особенности;
 в) – интенсивность аномалий;
 г) – N-компонента магнитного поля Земли. Стрелками отмечены моменты возникновения землетрясений

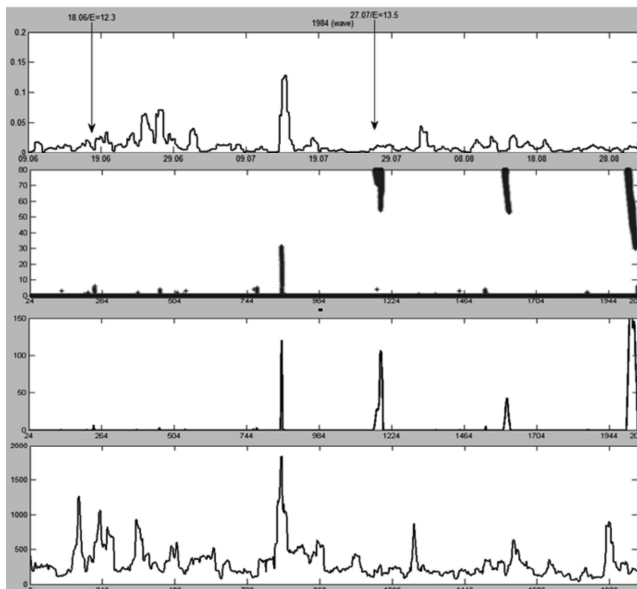


Рис.4. Результаты обработки данных fOF2 за 1984 г.:
 а) – вектор ошибки нейронной сети;
 б) – частотно-временные интервалы, содержащие аномальные особенности;
 в) – интенсивность аномалий;
 г) – N-компонента магнитного поля Земли. Стрелками отмечены моменты возникновения землетрясений

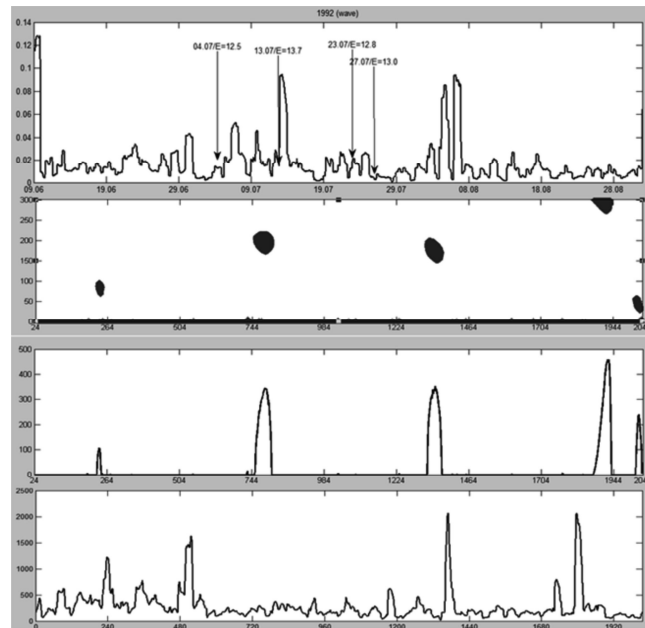


Рис.5. Результаты обработки данных fOF2 за 1992 г.:
 а) – вектор ошибки нейронной сети;
 б) – частотно-временные интервалы, содержащие аномальные особенности;
 в) – интенсивность аномалий;
 г) – N-компонента магнитного поля Земли. Стрелками отмечены моменты возникновения землетрясений

Сопоставление полученных результатов с данными магнитного поля Земли (рис.2-5.г)) показывает, что анализируемые литосферные процессы в большинстве случаев наблюдаются на фоне повышенной солнечной активности.

Заключение

На примере данных f_0F2 для изучения временных особенностей параметров ионосферы и выявления аномалий, возникающих в периоды повышенной солнечной или сейсмической активности, предложен метод, основанный на совмещении вейвлет-преобразования и нейронных сетей. Разработаны автоматические алгоритмы выделения и анализа характерных составляющих ряда f_0F2 .

Апробация метода на данных, полученных автоматической ионосферной станцией Паратунка (п-ов Камчатка), подтвердила его эффективность и позволила выявить аномальные особенности, возникающие в периоды возрастания солнечной активности и накануне сильных землетрясений на Камчатке. Выделенные характерные составляющие ряда f_0F2 позволили проанализировать вариации ионосферных параметров в летний период времени и их существенное изменение в периоды возрастания сейсмической и солнечной активности. Детальный анализ выделенных аномальных особенностей показал, что в периоды возрастания сейсмической или солнечной активности в вариациях ряда f_0F2 возникают локальные разномасштабные периодичности, имеющие неравномерное распределение и по времени и по масштабам.

Работа поддержана грантом Президента Российской Федерации МД-2199.2011.9, грантом РФФИ – ДВО РАН

№11-07-98514-р_восток_a и грантом «У.М.Н.И.К.» - №8283р/10269 от 30.06.2010 г.

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

Литература

1. Дёмин М.Г. Ионосфера Земли. Плазменная гелиогеофизика. – М.: Физматлит, 2008. -Т.ИИ, -С.92-163.

2. Мандрикова О.В., Полозов Ю.А., Пережогин А.С., Вейвлет-технология анализа ионосферных данных // Научные ведомости Белгородского государственного университета, Серия «История. Политология. Экономика. Информатика»: Белгород. 2011. -№ 19. -С. 113-118.

3. Мандрикова О. В., Полозов Ю.А. Критерии выбора вейвлет-функции в задачах аппроксимации природных временных рядов сложной структуры // Информационные технологии. - Москва. 2012 г. -№1. -С. 31 – 36.

4. Мандрикова О.В. Многокомпонентная модель сигнала со сложной структурой // Проблемы эволюции открытых систем. 2008. -Вып. 10. -Т. 2. - С.161-172.

5. Полозов Ю.А. Метод формирования обучающего множества для нейронной сети на основе вейвлет-фильтрации // Известия вузов, Северо-Кавказский регион, – Ростов-на-Дону, Серия естественные науки. 2010. - №3. - С. 12-16.

6. Краткосрочный прогноз катастрофических землетрясений с помощью радиофизических наземно-космических методов: докл. конф. - М.: ОИФЗ РАН, 1998. -164 с.

7. Липеровская Е.В., Липеровский В.А., Похотелов О.А. О возмущениях в F-области ионосферы перед землетрясениями // Геофизические исследования. - 2006. - № 6. -С. 51-58.

8. Намгаладзе А. А. Физический механизм и математическое моделирование ионосферных предвестников землетрясений, регистрируемых в полном электронном содержании // Геомагнетизм и аэрономия. -2009. - Т. 49. -№ 2. -С. 267-277.

9. Мандрикова О.В. Горева Т.С. Метод идентификации структурных компонентов сложного природного сигнала на основе вейвлет-пакетов. – Москва: Цифровая обработка сигналов.-2010 г.-№1.- с.45-50.

10. Мандрикова О.В. Оптимизация процесса обучения нейронной сети на основе применения конструкции

вейвлет-преобразования (на примере модельного представления ионосферного сигнала). – Москва: Автоматизация и современные технологии.-2009. -№3.- С.14-17.

11. S. Mallat A Wavelet tour of signal processing [пер. с англ.] -М.: Мир, 2005. -671 с.

12. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам [пер. с англ.] - Ижевск:НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», -2001. -464 с.

13. Нейроматематика: учеб. пособие для вузов / Агеев А.Д., [и др.]; общая ред А.И. Галушкина. – М.:ИПРЖР, 2002. -448 с.

14. Бархатов Н.А., Ревунов С.Е. Прогнозирование критической частоты ионосферного слоя F2 методом искусственных нейронных сетей. VIII Нижегородская сессия молодых ученых. Естественнонаучные дисциплины, 20-25 апреля 2003 г., Дзержинск, Тезисы докладов, Н. Новгород, 2003. -С.98-99.

15. Бархатов Н.А., Ревунов С.Е., Урядов В.П. Технология искусственных нейронных сетей для прогнозирования критической частоты ионосферного слоя F2. // Известия ВУЗов «Радиофизика», 2005. -Т.48.- С.1-15.

METHOD OF ALLOCATION OF ABNORMAL FEATURES IN DATA OF CRITICAL FREQUENCY OF THE IONOSPHERE ON THE BASIS OF COMBINATION WAVELET-TRANSFORMATION AND NEURAL NETWORKS

Mandrikova O.V., Polozov Yu.A.

In work the method of automatic allocation of the abnormal features arising in a registered time number of critical frequency of an ionosphere f_0F_2 during the periods of raised seismic or solar activity is offered. The method is based on joint application of wavelet-transformation and neural networks. On the basis of wavelet-transformation algorithms on detection of features and estimation of their parameters are developed. Allocation and the analysis of characteristic components of a time number is carried out on the basis of joint application of wavelet-transformation with neural networks. Method approbation is executed on the data f_0F_2 , received on an observatory «Paratunka» (Paratunka, the Kamchatka edge).

Уважаемые коллеги!

Для тех, кто не успел оформить подписку на второе полугодие 2012 года через ОАО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу:

107031, г. Москва, Рождественка, 6\9\20, стр. 1,

Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им.

А.С. Попова, или оформить заказ в соответствии с требованиями,

выставленными на сайте журнала: www.dsra.ru.

Справки по телефонам: (495) 621-71-08, 621-06-10.

Факс: (495) 621-16-39. E-mail: rntores@mail.ru

УДК 612.172.2

МНОГОСКОРОСТНАЯ ОБРАБОТКА В ЗАДАЧАХ ФИЛЬТРАЦИИ ЭЛЕКТРОКАРДИОСИГНАЛА

Михеев А.А., д.т.н., профессор кафедры биомедицинской и полупроводниковой электроники Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ)

Блинов П.А., инженер кафедры биомедицинской и полупроводниковой электроники Рязанского государственного радиотехнического университета РГРТУ

Точилина Н.С., аспирант кафедры биомедицинской и полупроводниковой электроники Рязанского государственного радиотехнического университета РГРТУ, e-mail: me@rsreu.ru.

Ключевые слова электрокардиосигнал, многоскоростная обработка, компрессия, децимация, гребенчатая фильтрация.

Введение

В настоящее время интенсивно развиваются системы автоматической обработки электрокардиосигнала (ЭКС). Достоверность постановки диагноза с помощью этих систем зависит от точности получаемых исходных кардиологических данных. Неизбежное действие на ЭКС помех, наиболее распространенные из которых дрейф изолинии и наводка от сети промышленной частоты, искажает эти данные. В связи с этим при разработке и внедрении высокоэффективных медицинских диагностических систем необходимо предусматривать и разработку средств устранения помех. Создание способов и средств, направленных на повышение качества автоматического анализа ЭКС и достоверности диагностики состояния миокарда, способствует оптимизации лечения заболеваний сердечно-сосудистой системы.

Устранение помех, присутствующих в ЭКС, можно осуществить или путем непосредственной фильтрации, или предварительным выделением аддитивной помехи и дальнейшем вычитанием ее из смеси ЭКС и помехи (рис. 1).

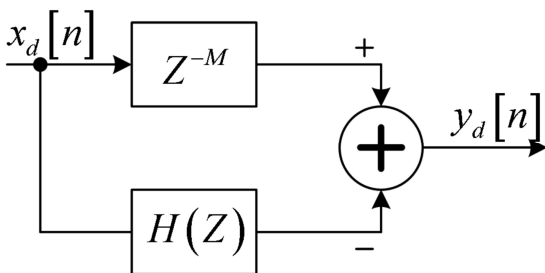


Рис. 1. Узкополосный КИХ-фильтр устранения помех ЭКС

Здесь: Z^{-M} - задержка на M отсчетов; $H(Z)$ - передаточная функция полосового фильтра.

В случае устранения дрейфа изолинии ЭКС используют фильтры верхних или нижних частот, а для устранения наводки промышленной сети - режекторные фильтры [1]. При этом возможны существенные потери информационной части спектра ЭКС. Кроме того, к не-

Рассматривается одно из эффективных решений устранения аддитивных помех в электрокардиосигнале. Предлагается использовать многоскоростную обработку электрокардиосигнала. Представлены варианты децимации частоты дискретизации электрокардиосигнала и импульсной характеристики фильтра.

достаткам подобных методов можно отнести высокий порядок фильтров при устранении низкочастотного дрейфа изолинии ЭКС, что объясняется существенным превышением (на два и более порядков) частоты дискретизации над верхней частотой выделяемой помехи.

Для снижения потерь информационных составляющих спектра ЭКС целесообразно при выделении сигналов аддитивных помех обрабатывать его отсчеты, взятые на ТР-сегменте [2, 3]. Для уменьшения объема вычислительных операций в задачах фильтрации ЭКС целесообразно прибегнуть к прореживанию его отсчетов с целью уменьшения частоты дискретизации. Прореживание отсчетов ЭКС можно отнести к подходам многоскоростной обработки сигналов [4].

Многоскоростная обработка ЭКС предполагает, что в процессе преобразования цифровых сигналов возможно использование эффектов прореживания по времени и по частоте [4], что позволяет снизить объем вычислительных операций на обработку одного отсчета ЭКС. Это приводит к более эффективной обработке ЭКС в целом, так как открывается возможность значительного уменьшения времени обработки.

Рассмотрим два возможных варианта реализации многоскоростной обработки ЭКС:

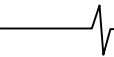
- компрессия (уменьшение) частоты дискретизации;
- децимация импульсной характеристики фильтра.

Компрессия частоты дискретизации ЭКС

В этом случае процессу прореживания подвергается последовательность цифровых отсчетов исходного ЭКС [5, 6]. При этом частота дискретизации новой последовательности отсчетов определяется выражением [7]

$$x_d[n] = x[nM], \quad (1)$$

где $x_d[n]$ - дискретное представление ЭКС; $x[nM]$ - последовательность отсчетов, полученная за счет уменьшения частоты дискретизации; M - коэффициент прореживания.



Выражение (1) описывает компрессор частоты дискретизации [8], изображенный на рис. 2.

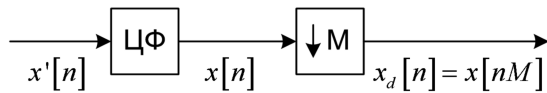


Рис. 2. Блок-схема фильтра-дециматора

Здесь: ЦФ – цифровой фильтр; $x'[n]$ и $x[n]$ – последовательности дискретных отсчетов с шагом дискретизации T на входе и выходе ЦФ.

Из уравнения (1) видно, что $x_d[n]$ совпадает с последовательностью, которая может быть получена дискретизацией непрерывного сигнала $x_c(t)$ с шагом $T' = MT$.

На рис. 3 представлена блок-схема устранения помех из ЭКС с использованием компрессора и интерполятора частоты дискретизации [4].

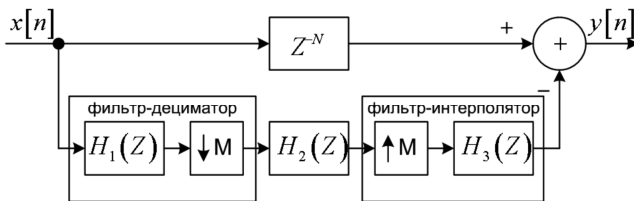


Рис. 3. Блок-схема устранения помех с использованием компрессора и интерполятора частоты дискретизации ЭКС

Здесь: Z^{-N} - общая задержка схемы; $H_1(Z)$ - передаточная функция фильтра-дециматора; $H_2(Z)$ - передаточная функция проектируемого фильтра; $H_3(Z)$ - передаточная функция фильтра-интерполятора.

С целью значительного уменьшения общего объема вычислительных операций в схеме на рис. 3 используется фильтр-дециматор с передаточной функцией $H_1(Z)$, понижающий частоту дискретизации в M раз.

Формирование желательной частотной характеристики проектируемого фильтра реализует фильтр с передаточной функцией $H_2(Z)$, работающий на пониженной в M раз частоте дискретизации. Восстановление исходной частоты дискретизации выполняет фильтр-интерполятор с передаточной функцией $H_3(Z)$, как правило, совпадающей с передаточной функцией $H_1(Z)$ фильтра-дециматора.

Другим известным способом снижения времени обработки сигналов является децимация импульсной характеристики фильтра [4, 6], участвующего в процедуре выделения дрейфа изолинии ЭКС.

Децимация импульсной характеристики фильтра

Принимая во внимание факт, что эффекту прореживания по времени всегда сопутствует один общий недостаток – наличие шума вторичной дискретизации (децимации), в начале 80-х годов была выдвинута идея использования альтернативного подхода – прорежива-

ния импульсной характеристики фильтра вместо входного сигнала [4]. Такая процедура автоматически приводит к периодичности частотной характеристики фильтра с показателем периодичности, определяемым коэффициентом децимации импульсной характеристики ν , а сам процесс преобразования сигнала при его прохождении через гребенчатый фильтр представлял собой эффект прореживания по частоте [9, 10].

В случае децимации импульсной характеристики последовательное соединение цифрового гребенчатого фильтра (ЦГФ) и последующего сглаживающего фильтра (маскирующего) фильтров (рис. 4) можно использовать для эффективной реализации одиночного двухступенчатого узкополосного КИХ-фильтра [11].

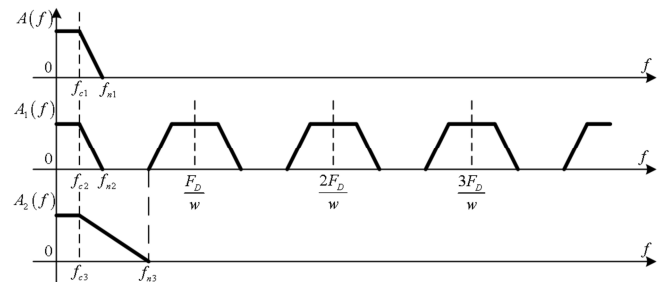


Рис. 4. Умножение амплитудно-частотных характеристик фильтров

Здесь: $A(f)$ - результирующая АЧХ фильтра; $A_1(f)$ - АЧХ фильтра с децимированной импульсной характеристикой; $A_2(f)$ - АЧХ фильтра-маски.

Пропустив ЭКС с аддитивной помехой через каскад фильтров (рис. 5), получим выделенный спектр помехи, но с меньшим временем обработки в отличие от использования классического однополосного фильтра.

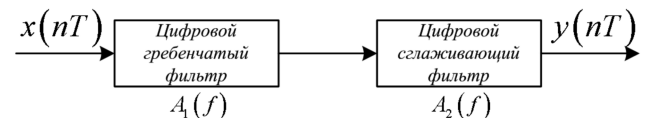


Рис. 5. Построение цифрового узкополосного двухкаскадного фильтра.

Сокращение времени обработки связано с уменьшением количества вычислительных операций за счет прореживания импульсной характеристики гребенчатого фильтра:

$$y_n = \sum_{k=0}^{\frac{G}{\nu}-1} g_k \cdot x_{n-k}, \quad (2)$$

где g_k - весовые коэффициенты импульсной характеристики базового низкочастотного фильтра [10], определяющие последовательность отличных от нуля весовых коэффициентов гребенчатого фильтра.

Подход к обработке ЭКС, основанный на децимации импульсной характеристики, можно использовать для одновременного устранения дрейфа изолинии ЭКС и наводки от сети промышленной частоты 50 Гц. Иллюстрация такого подхода представлена на рис. 6.

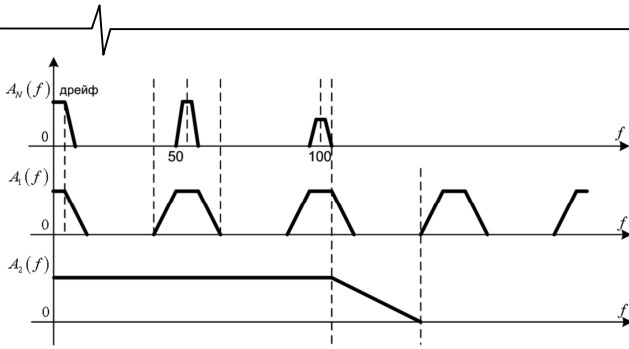


Рис. 6. Фильтрация аддитивных помех ЭКС ФНЧ с децимированной импульсной характеристикой

Здесь: $A_N(f)$ - исходный спектр аддитивной помехи.

После прохождения исходного ЭКС с аддитивной помехой через узкополосный двухкаскадный фильтр (рис. 5) выделяется аддитивная низкочастотная помеха, которая затем вычитается из исходного ЭКС, в результате чего формируется ЭКС без аддитивной помехи. При этом обеспечивается меньший объем вычислительных операций на устранение аддитивной помехи по сравнению с классическими подходами за счет прореживания импульсной характеристики таким образом, чтобы гребни амплитудно-частотной характеристики приходили на частоты устраняемой помехи.

На рис. 7 представлен пример обработки ЭКС гребенчатым фильтром.

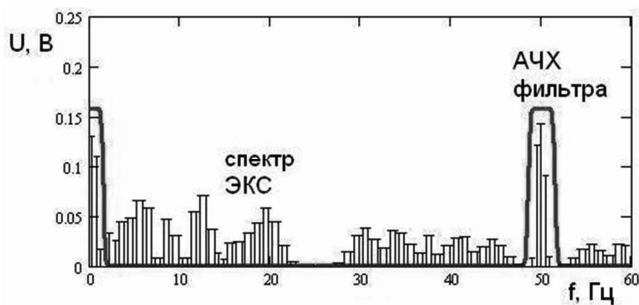


Рис. 7. Устранение аддитивных помех (дрейф изолинии и наводки промышленной сети)

На основе рассмотренного подхода с использованием многоскоростной обработки электрокардиосигнала можно разработать эффективный алгоритм выделения типовых аддитивных помех из ЭКС, с целью их последующей компенсации, при существенном уменьшении вычислительных затрат.

Заключение

Использование многоскоростной обработки в задачах фильтрации электрокардиосигнала позволяет синтезировать простые многокаскадные структуры фильтров, обеспечивающих выделение действующих на ЭКС аддитивных помех с меньшим объемом вычислительных операций.

Литература

1. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход: учеб. пособие для вузов: пер. с англ. / Р.М. Рангайян; под ред. А.П. Немирко. - М.: Физматлит: Мед. Книга, 2007. - 297 с.

2. Патент РФ № РФ 2428107, МКИ7 А61 В 5/04. В5/0402 Способ устранения дрейфа изоэлек-трической линии электрокардиосигнала и устройство для его осуществления/ О.В. Мельник, А.А. Михеев, Н.С. Штрунова// Изобретения. Полезные модели. 2011, №25. Оpubл. 10.07.2011.

3. Патент РФ 2436502, МКИ7 А61 В 5/04. В5/0402 Способ подавления влияния аддитивной помехи на электрокардиосигнал и устройство для его осуществления/ О.В. Мельник, А.А. Михеев, Н.С. Штрунова// Изобретения. Полезные модели. 2011, №35. Оpubл. 20.12.2011.

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

5. Блинов П.А. Метод выделения аддитивной помехи на основе децимации частоты дискретизации // Материалы IV Международной научной конференции молодых ученых-медиков. 25-26 февраля 2010 года. Том I. / Под ред. В.А. Лазаренко - Курск: ГОУ ВПО КГМУ Росздрава, 2010. - С.127-128.

6. Блинов П.А. Многоскоростная обработка электрокардиосигнала с целью выделения дрейфа изолинии // Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы 2009: Тез. докл. науч.-техн. конф. [Текст]: сборник материалов междунар. науч.-техн. конф. / Ряз. гос. радиотех. ун-т. - Рязань, 2009. - С.424-427.

7. Оппенгейм А., Шаффер Р. Цифровая обработка сигналов. Издание 2-е, исправленное: Пер. с англ. - М.: «Техносфера», 2009. - 856 с.

8. Crochiere R.E., Rabiner L.R. Multirate digital signal processing, Prentice Hall, Englewood Cliffs. NJ, 1983 - 411 p.

9. Витязев В.В., Витязев С.В., Зайцев А.А. Многоскоростная обработка сигналов: ретроспектива и современное состояние (часть 1) // Цифровая обработка сигналов. 2008. № 1. С. 12-21.

10. Витязев В.В., Витязев С.В., Зайцев А.А. Многоскоростная обработка сигналов: ретроспектива и современное состояние (часть 2) // Цифровая обработка сигналов. 2008. № 3. С. 2 - 9.

11. Блинов П.А. Эффективный двухкаскадный фильтр для выделения дрейфа электрокардиосигнала // Приоритетные направления развития науки и технологий: материалы VII Всероссийской научно-технической конференции. ТООХО им. Д.И. Менделеева, - Тула, 2010. - С.140-142.

THE MULTIRATE ELECTROCARDIOSIGNAL PROCESSING

Miheev A.A., Blinov P.A., Tochilina N.S.

One of the most effective methods for elimination of additive interferences is considered. It is proposed to use multirate electrocardiosignal processing. Variants for decimation of discretization electrocardiosignal frequency and impulse filter characteristic are considered.

ПРИЕМ СИГНАЛОВ CQPSK НА ЧАСТОТНЫЙ ДЕТЕКТОР

Парамонов А.М., к.т.н., e-mail: pardimalex@mail.ru

Введение: В настоящее время в системах цифровой радиосвязи достаточно часто используются сигналы CQPSK (constant envelope quadrature phase shift keying). Другое название этих сигналов - сигналы TFM (tamed frequency modulation). Интерес к этим сигналам обусловлен их достаточно высокой спектральной эффективностью при постоянной огибающей. Постоянная огибающая этих сигналов позволяет использовать в передатчиках нелинейные усилители мощности, работающие в режиме насыщения, что повышает эффективность и экономичность системы цифровой радиосвязи.

Методы приема сигналов CQPSK отражены в технической литературе слишком поверхностно. Данная статья частично устраняет указанный пробел. В статье описываются:

- модель сигналов CQPSK,
- спектральные характеристики сигналов CQPSK,
- способы формирования сигналов CQPSK,
- прием сигналов CQPSK на частотный детектор,
- оценка помехоустойчивости приема сигналов CQPSK на частотный детектор, полученная методом компьютерного моделирования.

Модель, спектральные характеристики, формирователи сигналов CQPSK

Сигнал CQPSK может быть записан как [1,2]:

$$s(t) = \text{Re} \{ \exp[\omega_c t + \varphi(t)] \} \quad (1)$$

где ω_c – несущая частота, $\varphi(t)$ – фаза сигнала:

$$\varphi(t) = K \int_{-\infty}^t \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} b_n \cdot g(\tau - nT) \right] d\tau, \quad (2)$$

где b_n – информационная последовательность (+1, -1), T – длительность информационного символа и $g(t)$ – импульсная характеристика формирующего фильтра, определяемая выражением:

$$g(t) = \frac{1}{8} g_0(t-T) + \frac{1}{4} g_0(t) + \frac{1}{8} g_0(t+T), \quad (3)$$

$$g_0(t) \approx \sin\left(\frac{\pi t}{T}\right) \left[\frac{1}{\pi t} - \frac{2 - \frac{2\pi t}{T} \text{ctg}\left(\frac{\pi t}{T}\right) - \frac{\pi^2 t^2}{T^2}}{24\pi t^3} \right].$$

Вид импульсной характеристики формирующего фильтра $g_0(t)$ приведен на рис. 1, а на рис. 2 представлена глазковая диаграмма сигнала на выходе форми-

Приведены спектральные характеристики сигналов CQPSK, описаны способы их формирования и демодуляции. Предложен вариант цифровой реализации некогерентного демодулятора сигналов CQPSK, использующего частотный детектор. Методом компьютерного моделирования для этого демодулятора определены зависимости вероятности ошибки от отношения сигнал/шум.

рующего фильтра.

Амплитудные спектры сигналов CQPSK, а также для сравнения амплитудные спектры сигналов QPSK с коэффициентом скругления спектра $\alpha = 0,5$ и GMSK с относительной шириной полосы $B \cdot T = 0,3$, приведены на рис.3. Спектральная эффективность сигналов CQPSK равна 1,33 и соответствует спектральной эффективности сигналов QPSK с коэффициентом скругления $\alpha = 0,5$.

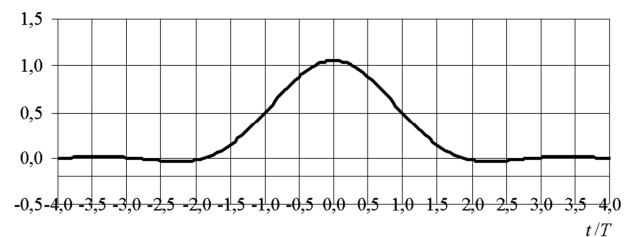


Рис. 1. Импульсная характеристика формирующего фильтра

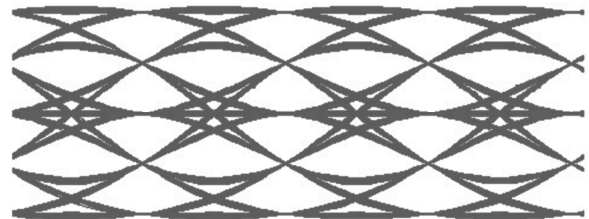


Рис. 2. Глазковая диаграмма сигнала на выходе формирующего фильтра

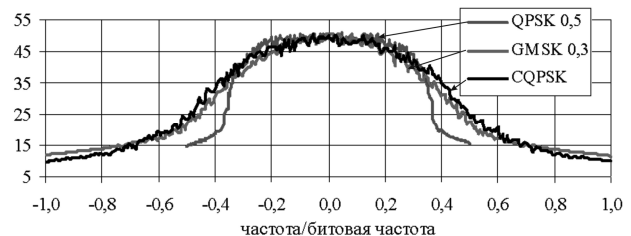


Рис. 3. Спектры сигналов QPSK, GMSK и CQPSK

Можно показать, что разность фаз сигнала CQPSK в тактовые моменты времени определяется выражением [1]:

$$\Delta\varphi = \varphi(mT + T) - \varphi(mT) = \frac{\pi}{2} \left(\frac{b_{n-1}}{4} + \frac{b_n}{2} + \frac{b_{n+1}}{4} \right) \quad (4)$$

и принимает в зависимости от значений информационных символов на трех соседних тактовых интервалах одно из пяти значений: $0, \pm \pi/4$ и $\pm \pi/2$ (см. табл. 1). В таблице $c_{n+1} = b_{n-1} + 2 \cdot b_n + b_{n+1}$.

Таблица 1.
Зависимость разности фаз от значения информационных символов

b_{n-1}	b_n	b_{n+1}	c_{n+1}	$\Delta\varphi$
+1	+1	+1	+4	$\pi/2$
+1	+1	-1	+2	$\pi/4$
+1	-1	+1	0	0
+1	-1	-1	-2	$-\pi/4$
-1	+1	+1	+2	$\pi/4$
-1	+1	-1	0	0
-1	-1	+1	-2	$-\pi/4$
-1	-1	-1	-4	$-\pi/2$

Формирование сигналов CQPSK может осуществляться с помощью генератора, управляемого напряжением (рис. 4). Здесь ДК – дифференциальный кодер, используемый для борьбы с размножением ошибок при приеме, КЧО – кодер частичного отклика, ФФ – формирующий фильтр с импульсной характеристикой $g_0(t)$, ГУН – генератор, управляемый напряжением.

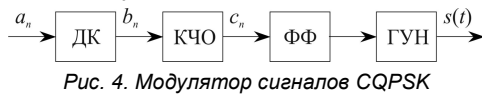


Рис. 4. Модулятор сигналов CQPSK

Используют два варианта дифференциального кодирования [3]:

$$b_n = a_n \times b_{n-1} \text{ или } b_n = a_n \times b_{n-2} \quad (5)$$

Здесь информационные последовательности на входе и выходе дифференциального кодера a_n и b_n принимают значения 1 или -1.

Структурная схема КЧО приведена на рис. 5.

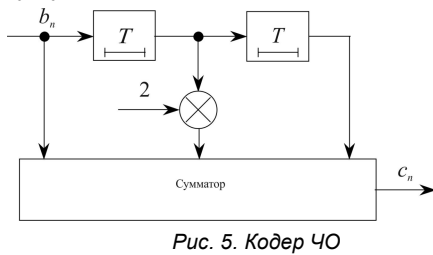


Рис. 5. Кодер ЧО

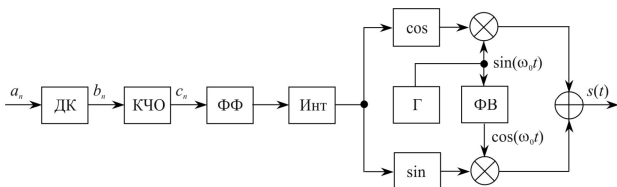


Рис. 6. Квадратурный модулятор сигналов CQPSK

Формирование сигналов CQPSK может осуществляться также с помощью квадратурного модулятора (рис. 6). Здесь Инт – интегратор, cos и sin – нелинейные преобразователи, Г – генератор сигналов несущей частоты ω_0 , ФВ – фазовращатель на 90° . Отметим, что входная часть модулятора (от ДК до перемножителей) может быть реализована в цифровом виде. В частности, ФФ может быть реализован на основе цифрового фильтра с конечной импульсной характеристикой (КИХ фильтра), а нелинейные преобразователи cos и sin на

основе ПЗУ, в котором записаны отсчеты синуса и косинуса.

Прием сигналов CQPSK

В принципе сигналы CQPSK можно принимать когерентно. Структурная схема когерентного демодулятора, приведенная на рис. 7 [4], аналогична той, которая используется для когерентного приема сигналов MSK и GMSK. Здесь УВН – устройство восстановления несущей, ФНЧ – фильтр нижних частот, УТС – устройство тактовой синхронизации, РУ – решающее устройство о знаке сигнала (на выходе формируется последовательностей 1 и -1), \hat{a}_n – оценка информационного символа. Две линии задержки на время $2T$ и два перемножителя используются для дифференциального декодирования при дифференциальном кодировании по первому алгоритму (см. формулу (5)).

Когерентный прием сигналов CQPSK предполагает использование УВН, которое работает по адаптированному алгоритму Костаса [4]. Как показывают исследования, характеристики помехоустойчивости когерентного демодулятора резко ухудшаются при наличии в радиоканале замираний, в частности, из-за срывов слежения в УВН. Поэтому на практике применяют некогерентный демодулятор сигналов CQPSK на основе частотного детектора. Структурная схема некогерентного демодулятора приведена на рис. 8. Здесь ЧД – частотный детектор. В качестве РУ можно использовать побитное РУ или декодер Витерби.

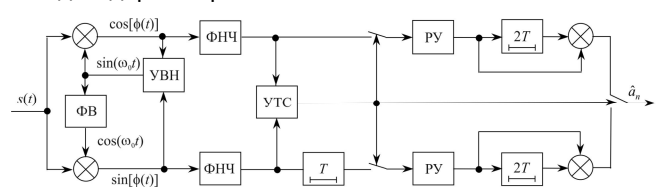


Рис. 7. Когерентный демодулятор сигналов CQPSK

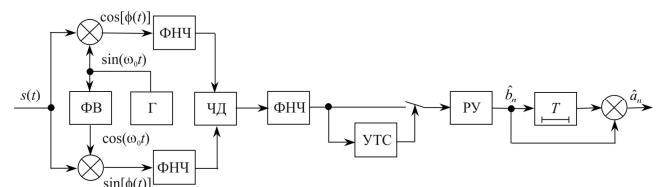


Рис. 8. Некогерентный демодулятор сигналов CQPSK на основе частотного детектора

Структурная схема побитного РУ приведена на рис. 9 [3].

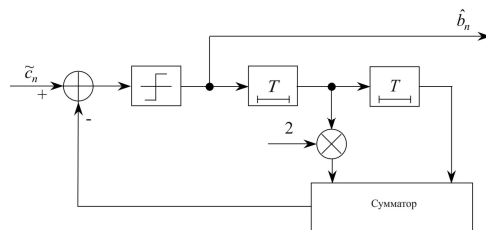
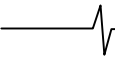


Рис. 9. Побитное РУ

Структурная схема цифрового варианта некогерентного демодулятора приведена на рис. 10. Здесь АЦП – аналого-цифровой преобразователь, ФОС – фильтр основной селекции, ДД – дифференциальный декодер. Частота дискретизации квадратурных сигналов в АЦП



равна удвоенной тактовой частоте $f_d = 2f_m = 2/T$. Отсчеты на выходе ФОС разделяются на четные и нечетные. Четные отсчеты поступают на первый частотный детектор ЧД₁, нечетные – на второй частотный детектор ЧД₂. Алгоритм работы частотного детектора можно записать в виде:

$$Z_{\text{ЧД}}(t) = \frac{\partial}{\partial t} \arctg \frac{Q(t)}{I(t)} = \frac{Q'(t)I(t) - I'(t)Q(t)}{I^2(t) + Q^2(t)}, \quad (6)$$

где $I(t)$, $Q(t)$ – квадратурные составляющие сигнала на выходах ФОС.

Заменяя операцию дифференцирования по частоте операцией вычисления конечной разности, можно получить различные алгоритмы работы практически реализуемых схем частотных детекторов. Один из них имеет вид:

$$Z_{\text{ЧД}n} = \arctg \frac{Q_n}{I_n} - \arctg \frac{Q_{n-1}}{I_{n-1}}, \quad (7)$$

где I_n , Q_n – текущие отсчеты квадратурных составляющих сигнала на выходах ФОС, I_{n-1} , Q_{n-1} – предыдущие отсчеты квадратурных составляющих сигнала.

Оценка помехоустойчивости

Помехоустойчивость цифрового некогерентного демодулятора при приеме сигналов

CQPSK на фоне белого гауссовского шума, определена с помощью компьютерного моделирования. В качестве ФОС использован 17-ти отводный КИХ фильтр типа приподнятый косинус с относительной полосой пропускания на уровне минус 3 дБ $\Delta f_{\text{ФОС}} \cdot T = 0,6$ и коэффициентом скругления $\alpha = 0,4$. В УТС использован синфазно-среднефазный временной дискриминатор и ФНЧ с пропорциональной и интегрирующей ветвями, работающей в соответствии со следующим алгоритмом:

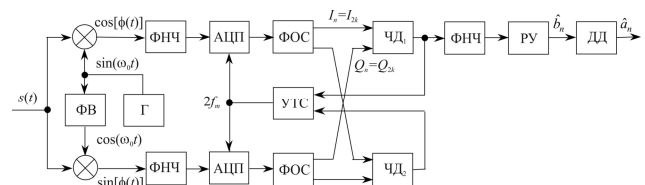


Рис. 10. Цифровой некогерентный демодулятор сигналов CQPSK на основе ЧД

$$z(k) = z(0) + k_1 x(k) + k_2 \sum_{i=1}^k x(i). \quad (8)$$

Относительная шумовая полоса УТС выбрана равной $\Delta f_{\text{УТС}} \cdot T = 0,001$, коэффициент демпфирования $\xi = 1$. В качестве ФНЧ, стоящего на выходе ЧД₁, использован линейный адаптивный корректор на 13-тиотводном КИХ фильтре, работающий по критерию минимума среднеквадратической ошибки, коэффициент адаптации $\beta = 0,003$. Сигнал ошибки равен отклонению сигнала на выходе ЧД₁ от номинальных значений $0, \pm \pi/4$ или $\pm \pi/2$. Исследованы два варианта РД: побитное и декодер Витерби с мягким решением. Результаты моделирования приведены на рис. 11. Здесь приведены зависимости вероятности ошибки в бите от отношения сигнал/шум (энергия бита/спектральная плотность мощности шума) для следующих случаев:

- 1) когерентный прием сигналов QPSK (расчет по известной формуле, идеальная синхронизация),
- 2) когерентный прием сигналов CQPSK (моделирование [2], идеальная синхронизация по несущей и тактовой частотам),
- 3) когерентный прием сигналов CQPSK (моделирование [4], идеальная синхронизация по несущей и тактовой частотам),
- 4) прием сигналов CQPSK на частотный детектор (моделирование, побитное решение, тактовая синхронизация),
- 5) прием сигналов CQPSK на частотный детектор (моделирование, декодер Витерби с мягким решением, тактовая синхронизация).

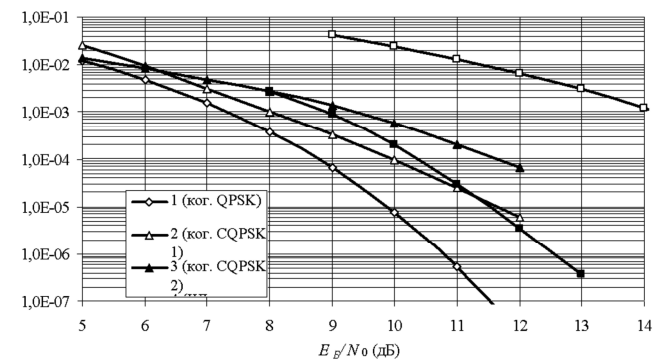


Рис. 11. Вероятность ошибки в бите

Отличие кривых 2 и 3 друг от друга обусловлено разными фильтрами нижних частот (см. рис. 7). Энергетический проигрыш когерентного приема сигналов CQPSK по сравнению с когерентным приемом сигналов QPSK составляет от 0,7 до 2,1 дБ при вероятности ошибки 10^{-3} , и еще больше при меньших вероятностях ошибки. Энергетический проигрыш приема сигналов CQPSK на частотный детектор с побитным решением по сравнению с когерентным приемом сигналов QPSK составляет 6,9 дБ при вероятности ошибки 10^{-3} . Использование декодера Витерби с мягким решением в качестве решающего устройства позволяет снизить этот энергетический проигрыш до 1,6 дБ, т.е. в этом случае помехоустойчивость демодулятора сравнима (а при больших отношениях сигнал/шум превышает) с помехоустойчивостью когерентного приема. Исследование влияния разрядности сигнала, поступающего на вход декодера Витерби, на помехоустойчивость демодулятора показало, что при шестиразрядном входном сигнале обеспечивается помехоустойчивость демодулятора, близкая к той, которая описывается кривой 5.

Заключение

Спектральная эффективность сигналов CQPSK сравнима со спектральной эффективностью сигналов QPSK с коэффициентом скругления $\alpha = 0,5$. Однако сигналы CQPSK не требуют линейного усиления, что позволяет уменьшить стоимость и потребляемую мощность передающего устройства.

Приведены структурные схемы модуляторов и демодуляторов сигналов CQPSK.

Компьютерное моделирование цифрового некогерентного демодулятора при приеме сигналов CQPSK на

фоне белого гауссовского шума, показало, что при использовании декодера Витерби его помехоустойчивость не уступает помехоустойчивости когерентного демодулятора.

Литература

1. Lindh L. CQPSK presentation for 802.16.1 PHY. – Document #802.16.1pp-00/09a, presented at 802.16 session #5, Richardson, TX, Jan 12, 2000.
2. Jacobsen E. A brief Examination of CQPSK for CPE PHY modulation. – Document #802.16.1pc-00/11, presented at 802.16 session #6, Feb 17, 2000.
3. Андреев А.М., Баушев С.В., Зайцев И.Е., Яковлев А.А. Состояние теории и практики использования сигналов с частичным откликом. – Зарубежная радиоэлектроника, 1992, № 9, с. 57 – 83.
4. Chung K.-S. Generalized tamed frequency modula-

tion and its application for mobile radio communications. IEEE Transactions on Vehicular technology, vol. VT-33, no. 3, august 1984, p.103-113.

CQPSK RECEPTION EMPLOYING FREQUENCY DISCRIMINATOR

Paramonov A.M.

CQPSK modulation is useful in various applications where a high spectrum utilization as well as economical realization of transmitter (power amplifier working in saturation) is required. In this paper spectral property, schemes for generation and for demodulation CQPSK signal are presented. Digital realization of noncoherent demodulator employing frequency discriminator are proposed. Computer simulated results of BER performance of this scheme are given.

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка «Цифровая обработка сигналов и её применение - DSPA'2012»

Теория и методы цифровой обработки сигналов.
Техническая реализация систем обработки сигналов

Секция 2: Теория и методы цифровой обработки сигналов

(Руководители – д.т.н., профессор Ю.А. Брюханов, д.т.н., В.И. Джиган)

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

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

1. Компрессор речевых сигналов для слуховых аппаратов на основе банка кохлеарных фильтров. Автор – Вашкевич М.И., аспирант Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.
2. Алгоритмы автофокусировки радиоизображений в условиях динамичных траекторных нестабильностей. Автор – Витязев С.В., научный сотрудник Рязанского государственного радиотехнического университета.
3. Обработка неортогональных сигналов. Автор – Власова К.В., доцент Балтийского федерального университета им. И. Канта.



ДВУХКАНАЛЬНЫЙ ПОДАВИТЕЛЬ КРОССПОЛЯРИЗАЦИОННОЙ ПОМЕХИ

Парамонов А.М., к.т.н., e-mail: pardimalex@mail.ru

Ключевые слова: кроссполяризация, радиорелейная связь, разнесение по поляризации, демодулятор.

Введение

Во многих цифровых радиорелейных линиях связи используется передача сигналов двух каналов на одной и то же несущей частоте с разнесением по поляризации, что позволяет увеличить пропускную способность линии связи. Такое использование частот возможно только при условии достаточной развязки между сигналами с ортогональными поляризациями. Однако на трассе распространения может возникнуть деполяризация сигналов, вызванная дождем и другими гидрометеорами или многолучевым распространением сигнала. В результате уменьшается отношение сигнал/помеха на входе решающего устройства демодулятора, и, следовательно, уменьшается помехоустойчивость демодулятора.

Одним из возможных решений данной проблемы является использование двухканального приемного устройства с автоматическим подавителем кроссполяризованной помехи (ПКПП). Принцип работы двухканального подавителя помехи заключается в выделении помехи, поступающей по второму каналу приема, и, в адаптивном управлении фазой и амплитудой выделенной помехи для подавления помехи, скрытой в полезном сигнале первого канала приема.

Как правило, сигналы тактовой синхронизации в каналах, разнесенных по поляризации, независимы и не синхронизированы. В связи с этим, возможны две конфигурации ПКПП. В первом случае сигналы основной и ортогональной поляризации с выходов АЦП сначала записываются в память, каждый своим сигналом тактовой частоты, а затем считываются из нее общим сигналом тактовой частоты, который формируется из двух частных сигналов тактовой частоты. Во втором случае сигнал ортогональной поляризации, подаваемый на вход ПКПП, подвергается аналого-цифровому преобразованию с помощью тактового сигнала для сигнала с основной поляризацией. Достоинство второй конфигурации заключается в том, что она позволяет подавлять помехи, отличные от полезного сигнала, например, узкополосные. В данной статье приводятся результаты компьютерного моделирования радиосистемы с двухканальным ПКПП второй конфигурации.

Структурная схема двухканального приемного устройства

Структурная схема двухканального приемного устройства приведена на рис. 1. Здесь используются сле-

Приведена одна из возможных структурных схем двухканального цифрового подавителя кроссполяризованной помехи (ПКПП). Описана математическая модель радиосистемы с разнесением по поляризации и с двухканальным приемом. С помощью компьютерного моделирования определена эффективность подавления кроссполяризованной помехи при приеме сигналов с КАМ.

дующие обозначения: РПУ - радиоприемное устройство, на выходе которого формируется сигнал промежуточной частоты требуемого уровня, АЧД - аналоговая часть демодулятора, ЦЧД - цифровая часть демодулятора, ФКС - формирователь квадратурных сигналов, СПЧ - синтезатор промежуточной частоты, АЦП - аналого-цифровой преобразователь, КП - комплексный перемножитель, ФОС - фильтр основной селекции, Д2 - дециматор на 2, АК - адаптивный корректор межсимвольных искажений, АФ - адаптивный фильтр, АД - амплитудный детектор устройства автоматической регулировки усиления, К - компаратор, ФНЧ - фильтр нижних частот, ВД - временной дискриминатор устройства тактовой синхронизации, СЧД - синтезатор частоты дискретизации, ДЧ - делитель частоты, РУ - решающее устройство, ФД - фазовый детектор устройства восстановления несущей частоты, ГСК - генератор синуса и косинуса, ИС - индикатор синхронизма, УУ - устройство управления.

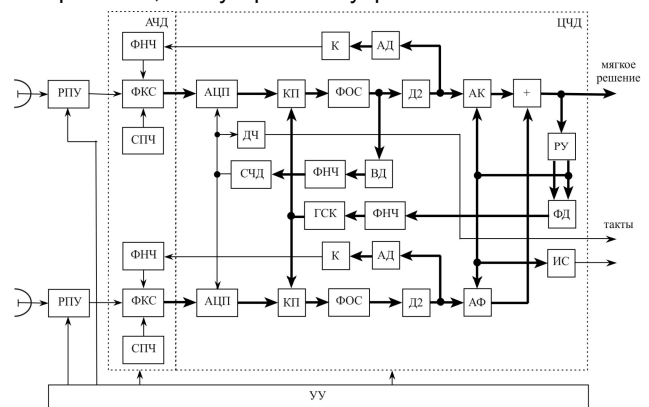


Рис. 1. Структурная схема двухканального приемного устройства

Способы формирования квадратурных сигналов рассмотрены, например, в [1]. Алгоритмы работы и выбор параметров устройств автоматической регулировки усиления, тактовой синхронизации, восстановления несущей частоты описаны, например, в статье [2]. В данной статье в качестве адаптивного корректора межсимвольных искажений рассматривается T -интервальный АК, реализованный в виде фильтра с конечной импульсной характеристикой (КИХ фильтра), коэффициенты которого формируются по алгоритму, соответствующему критерию минимума среднеквадратической ошибки [3].

Структура и алгоритм формирования коэффициентов адаптивного фильтра аналогичны тем, которые используются в АК. Единственное отличие заключается в том, что начальные значения всех коэффициентов равны нулю. Для формирования коэффициентов АК и АФ используется один и тот же сигнал ошибки. На выходе адаптивного фильтра из помехи, поступающей по второму каналу приема, формируется оценка помехи, скрытой в полезном сигнале первого канала приема. В сумматоре осуществляется подавление помехи.

Модель радиосистемы

Структурная схема модели радиосистемы с рассмотренным выше двухканальным приемным устройством при моделировании методом огибающей приведена на рис. 2. Здесь ГКС – генератор квадратурных сигналов, ГСП – генератор синусоидальной помехи, К – коммутатор, ФК – фильтр канала, ГШ – генератор шума, ДД – двухканальный демодулятор, ООСШ – оценщик отношения сигнал/шум, ПФП – построитель фазового портрета.

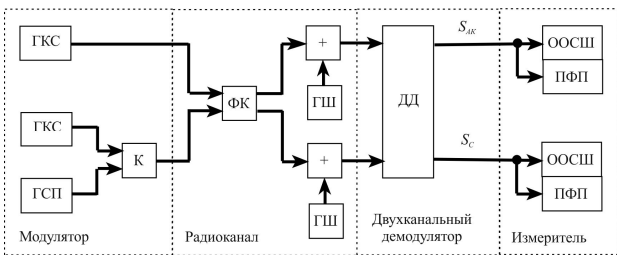


Рис. 2. Структурная схема модели двухканального приема

ГКС формирует две случайные многоуровневые последовательности (количество уровней определяется видом модуляции ФМ4, КАМ16, КАМ32, КАМ64, КАМ128 или КАМ256) с 16 отсчетами на такте (длительности символа), которые затем пропускаются через формирующий фильтр, типа корень квадратный из приподнятого косинуса. Средняя мощность комплексного символа равна 1. ГСП формирует две многоуровневые последовательности отсчетов синуса и косинуса с заданной частотой и амплитудой.

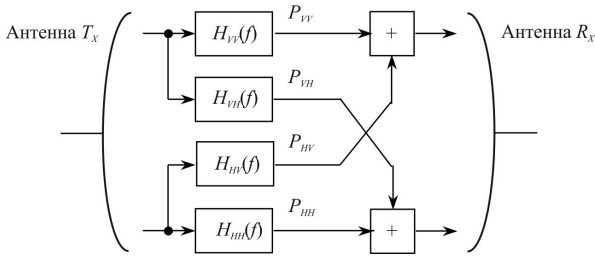


Рис. 3. Модель соканальной передачи

Радиоканал описывается четырьмя передаточными функциями $H_{VV}(f)$, $H_{VH}(f)$, $H_{HV}(f)$, $H_{HH}(f)$ (см. рис. 3). Передаточные функции $H_{VV}(f)$ и $H_{HH}(f)$ отображают путь прямой передачи сигналов, передаваемых с вертикальной и горизонтальной поляризациями соответственно, передаточные функции $H_{HV}(f)$ и $H_{VH}(f)$ - перекрестную связь между двумя поляризациями. В принципе в этой модели радиоканала можно использовать любую передаточную функцию. Обычно, по причине простоты, используют двухлучевую модель Раммлера. Кроме того, во многих случаях, и это обосновано, достаточно ис-

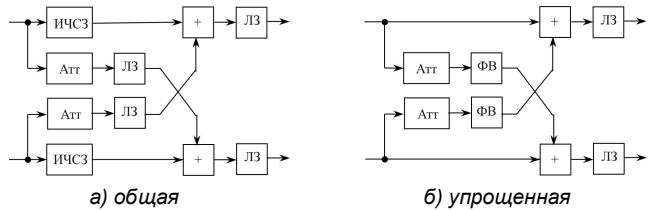
пользовать двухлучевую модель только для передаточных функций $H_{VV}(f)$ и $H_{HH}(f)$, а перекрестные связи отобразить последовательным соединением аттенюатора и линии задержки, т.е. передаточные функции $H_{HV}(f)$ и $H_{VH}(f)$ представить в виде:

$$H_{VH}(f) = a_{VH} \exp(-j2\pi\tau_{VH}),$$

$$H_{HV}(f) = a_{HV} \exp(-j2\pi\tau_{HV}).$$

При этом структурную схему радиоканала можно представить в виде, приведенном на рис. 4 а), где ИЧСЗ - двухлучевой имитатор частотно-селективных замираний, ЛЗ - линия задержки, Атт - аттенюатор. С учетом того, что сигналы в каналах могут иметь разную задержку структурная схема дополнена двумя линиями задержки. Упрощенный вариант ФК приведен на рис. 4 б), где ФВ – фазовращатель [4]. Отличие заключается в отсутствии ИЧСЗ, а линии задержки в перекрестных связях заменены на фазовращатели.

При моделировании параметры частотно-селективных замираний и отношение сигнал/шум в обоих каналах, для простоты, устанавливались одинаковыми.



а) общая б) упрощенная

Рис. 4. Структурные схемы двухканальной модели радиоканала

Структурная схема модели двухканального демодулятора приведена на рис. 5. Здесь ФНЧ – фильтр нижних частот, ФВ – фазовращатель, ГСК – генератор синуса и косинуса, Инт – интерполятор, СЧД – синтезатор частоты дискретизации, АЦП – аналого-цифровой преобразователь, ФОС – фильтр основной селекции, Д2 – дециматор на два, АД – амплитудный детектор, К – компаратор, ВД – временной дискриминатор, ФД – фазовый детектор, АК – адаптивный корректор, АФ – адаптивный фильтр, РУ – решающее устройство, ИС – индикатор синхронизма.

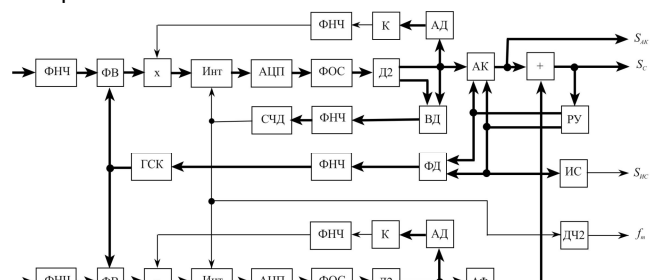
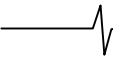


Рис. 5. Структурная схема модели двухканального демодулятора

В измерителе осуществляется оценка отношений сигнал/шум (ООСШ) и построение фазовых портретов (ПФП) сигналов на входе и выходе сумматора сигналов двух каналов.

Результаты моделирования

На первом этапе экспериментального исследования были сняты зависимости отношения сигнал/помеха на выходе сумматора от входных отношений сигнал/шум и



сигнал/помеха при отсутствии и наличии ПКПП для разных видов модуляции (фаза сигнала во втором канале сдвинута на 90° , задержка сигнала во втором канале отсутствует, частотно-селективные замирания отсутствуют). На основе полученных зависимостей определены зависимости энергетических потерь от входного отношения сигнал/помеха при отсутствии и наличии ПКПП для разных видов модуляции при вероятности ошибки в бите 10^{-3} (рис. 6).

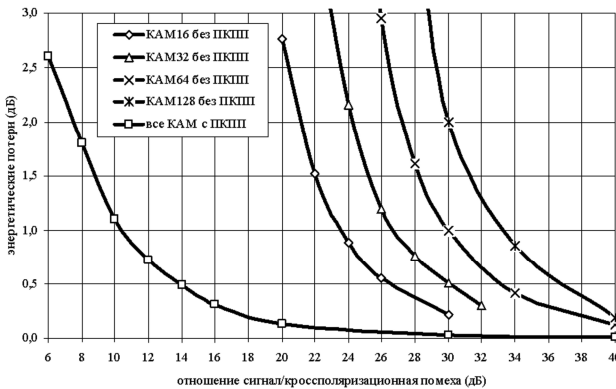


Рис. 6. Зависимость энергетических потерь от отношения сигнал/помеха

Из рисунка следует, что

- при отсутствии ПКПП полученные зависимости энергетических потерь хорошо согласуются с результатами, приведенными в [5]. В частности, энергетические потери в 1 дБ при вероятности ошибки в бите 10^{-3} возникают при отношении сигнал/помеха 23,5 дБ для сигналов КАМ16, 26,7 дБ - для сигналов КАМ32, 30 дБ - для сигналов КАМ64 и 33,3 дБ - для сигналов КАМ128;

- при наличии ПКПП энергетические потери практически не зависят от вида модуляции;

- энергетический выигрыш в отношении сигнал/помеха при энергетических потерях в 1 дБ при вероятности ошибки в бите 10^{-3} составляет 13,3 дБ для сигналов КАМ16, 16,3 дБ - для сигналов КАМ32, 19,6 дБ - для сигналов КАМ64 и 20,8 дБ - для сигналов КАМ128. Эти результаты также хорошо согласуются с теоретическими и экспериментальными данными, приведенными в литературе.

На втором этапе было определено, что качество работы ПКПП не зависит от сдвига фазы сигнала во втором канале.

На третьем этапе проводилось исследование зависимости качества работы ПКПП от задержки сигнала во втором канале. Эксперимент показал, что наилучшие результаты получаются при нулевой задержке, наихудшие - при задержке, равной половине тактового интервала. Зависимости энергетических потерь от входного отношения сигнал/помеха для сигналов КАМ128 при вероятности ошибки в бите 10^{-3} для трех значений задержки (0, $\frac{1}{4}$ и $\frac{1}{2}$ такта) приведены на рис. 7.

Из рисунка следует, что при энергетических потерях 1 дБ энергетический проигрыш в отношении сигнал/помеха относительно случая нулевой задержки составляет 3,5 дБ при задержке, равной $\frac{1}{4}$ такта, и 15,5 дБ при задержке, равной $\frac{1}{2}$ такта. Т.е. энергетический проигрыш в отношении сигнал/помеха может быть недопус-

тимо большим. Поэтому в демодуляторе необходимо предусмотреть механизм подбора задержки сигнала во втором канале перед подачей его на АФ. В простейшем случае можно коммутировать четные и нечетные отсчеты на выходе дециматора на два, по критерию, например, минимума сигнала на выходе ФНЧ УАРУ, или минимума среднеквадратичной ошибки на выходе решающего устройства демодулятора.

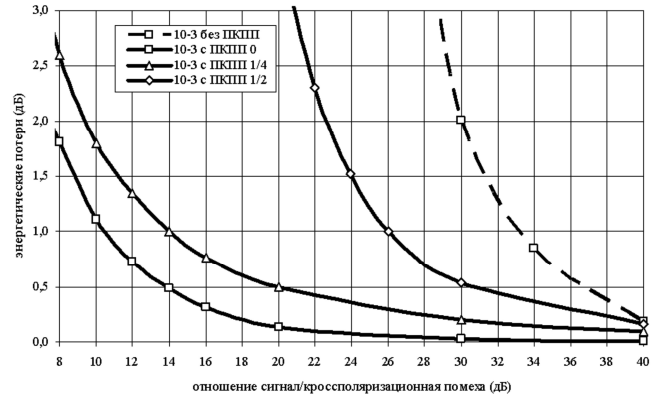


Рис. 7. Зависимость энергетических потерь от отношения сигнал/помеха

На четвертом этапе проводилось исследование зависимости качества работы ПКПП от параметров частотно-селективных замираний. Примеры зависимостей отношения сигнал/помеха на выходе ПКПП от параметров ЧСЗ для сигнала КАМ128 при входном отношении сигнал/шум 21 дБ и отношении сигнал/помеха 12 дБ приведены на рис. 8 (относительная расстройка пика АЧХ ЧСЗ относительно несущей равна 0,1) и на рис. 9 (глубина пика АЧХ ЧСЗ равна 3 дБ).

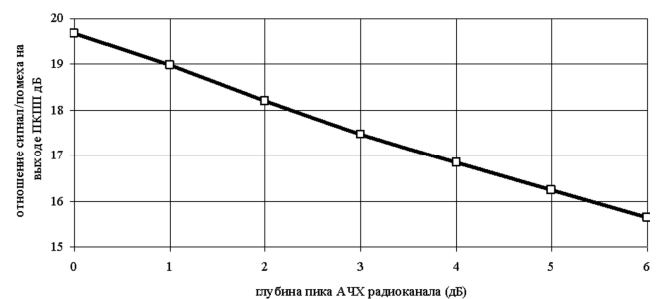


Рис. 8. Зависимость отношения С/П от глубины пика АЧХ радиоканала

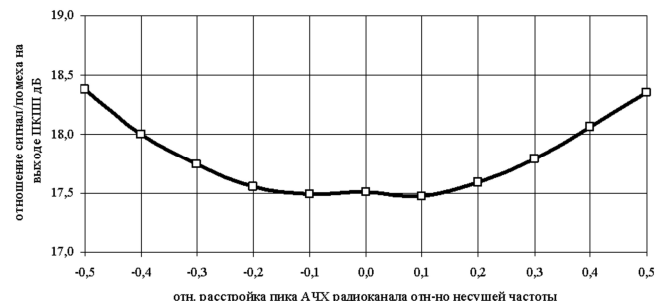


Рис. 9. Зависимость отношения С/П от расстройки пика АЧХ канала

Двухканальное приемное устройство с ПКПП, структурная схема которого приведена на рис. 1, позволяет эффективно подавлять не только кроссполяризационные (т.е. подобные полезному сигналу), но и узкополос-

ные помехи. На рис. 10, в качестве примера, приведены фазовые портреты сигналов до и после подавления синусоидальной помехи и частотные характеристики адаптивного фильтра при следующих параметрах моделирования:

- вид модуляции – КAM16,
- тактовая частота – 50 МГц,
- отношение сигнал/шум – 50 дБ,
- помеха – синусоидальная,
- отношение сигнал/помеха – 12 дБ,
- частота помехи – 12 МГц.

Из рисунка следует, что адаптивный фильтр в данном случае представляет собой полосовой фильтр с центральной частотой, равной частоте помехи.

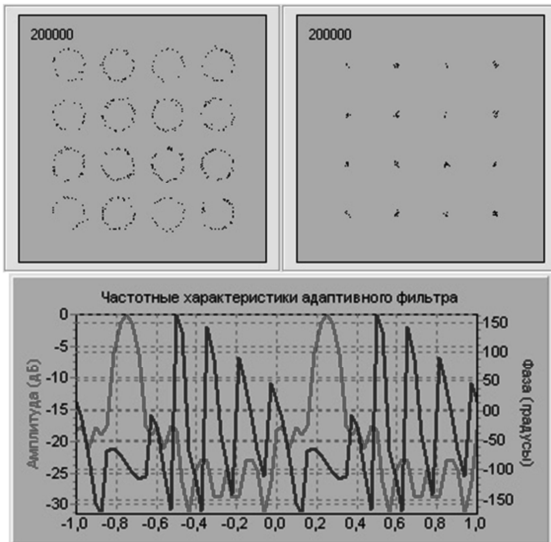


Рис. 10. Фазовые портреты и частотные характеристики адаптивного фильтра при подавлении синусоидальной помехи

Литература

1. Парамонов А., Куропаткин О. Цифровая обработка при когерентной демодуляции сигналов. – Chip News / Инженерная микроэлектроника, 2000, № 8, с.2-6.
2. Парамонов А., Куропаткин О., Сосенко И. Выбор параметров фильтров устройств автоматического регулирования демодуляторов ФМ сигналов при их реализации на микросхемах фирмы Intersil. – Chip News / Инженерная микроэлектроника, 2001, № 9, с.14-20.
3. Тарасова В., Парамонов А., Куропаткин О. Адаптивная коррекция межсимвольных искажений. – Chip News / Инженерная микроэлектроника, 2001, № 4, с.4-6,9,10.
4. Handbook: Digital radio-relay systems. - Geneva: Radiocommunication Bureau, 1996. - 396p.
5. Borgne M. Comparison of high-level modulation schemes for high-capacity digital radio systems. - IEEE Trans., 1985, vol.COM-33, no.5, p.442-449.

TWO-CHANNEL CROSS-POLARIZATION INTERFERENCE CANCELLER

Paramonov A.M.

In the high-speed digital radio system orthogonal polarization in the same route are used. Receiver such system has two-channel cross-polarization interference cancellers (XPIC). In this paper block diagram of fully digital XPIC are presented. The mathematical model digital radio system with orthogonal polarization and two-channel reception is described. Computer simulated results of cancellation characteristics of this XPIC for QAM signals are given.

международная научно-техническая конференция «СОВРЕМЕННЫЕ ТЕЛЕВИЗИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ. СОСТОЯНИЕ И НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ»

ЗАО «МНИТИ» 24-25 октября 2012 года проводит 6-ю международную научно-техническую конференцию «Современные телевизионные технологии. Состояние и направления развития».

В конференции примут участие ведущие российские научные организации, заводы–изготовители, вещательные компании, а также отечественные и зарубежные изготовители компонентной базы.

Программа конференции включает в себя работу пленарного заседания и двух секций «ТЕЛЕВИЗИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ XXI ВЕКА» и «ПРИКЛАДНОЕ ТЕЛЕВИДЕНИЕ».

В рамках конференции будет организована работа круглого стола «Внедрение цифрового телевидения в России».

Оргкомитет приглашает принять участие в работе научно-технической конференции и выступить с докладом или сообщением.

Дополнительная информация на сайте ЗАО «МНИТИ» www.mniti.ru
и по тел. (499) 763-44-52

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ, ИЗМЕРЕНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ТРЕНДОВ СИГНАЛОВ

Горшенков А.А., к.т.н., доцент кафедры ТЭА Омского государственного технического университета (ОмГТУ)

Кликушин Ю.Н., д.т.н., профессор кафедры ТЭА ОмГТУ, e-mail: kobra_vad@rambler.ru

Кобенко В.Ю., к.т.н., доцент кафедры ИИТ ОмГТУ, e-mail: iit@omgtu.ru

Ключевые слова: алгоритм, измерение, классификация, обнаружение, сигнал, сортировка, тренд, эталонные последовательности.

Введение

В задачах цифровой обработки сигналов (ЦОС) часто возникает проблема выявления наличия и количественной оценки временных трендов в исследуемых процессах. Во многих случаях эти тренды определяют развитие либо негативных, либо позитивных тенденций явлений. Своевременное и надежное обнаружение наличия трендов сигналов позволяет оперативно принимать адекватные решения, что особенно важно для задач технической и медицинской диагностики. Большое значение исследованию трендов придается в техническом анализе рынков валюты и ценных бумаг [1].

Известные методы выделения трендов сигналов используют в основном два подхода: фильтрацию и статистическую обработку [2]. При использовании метода фильтрации необходимо знать и задавать параметры (например, коэффициенты передачи и частоты среза) фильтров. Использование же статистических методов предполагает наличие предварительного неформального этапа определения типа тенденции и выдвижения гипотез относительно моделей тренда. При этом алгоритмы статистического усреднения (например, скользящего среднего) предполагают знание статистических параметров сигнала для правильного выбора ширины окна сканирования. В любом случае, условием эффек-

Предложен алгоритм, предназначенный для решения задач обнаружения, измерения и классификации трендов сигналов. Алгоритм основан на вычислении относительного расстояния между выборочной реализацией исследуемого сигнала и двумя эталонными последовательностями, образованными из исходного сигнала путем его прямой и обратной сортировки. Указанные эталонные последовательности задают левую и правую границы диапазона измерения тренда исследуемого сигнала.

тивного использования указанных методов является наличие априорных данных об исследуемом сигнале, что далеко не всегда возможно.

В данной работе описан алгоритм, который, во-первых, не требует предварительных знаний характеристик процесса. Во-вторых, позволяет не только обнаруживать тренд, но также измерять его «силу» и проводить классификацию.

Описание алгоритма

Идея предлагаемого алгоритма основана на вычислении относительного расстояния между тремя списками, названными авторами прямым (Direct List), обратным (Reverse List) и измерительным (Measurement List) и образованными из исходной выборочной реализации сигнала $X(t)$, объема N . Первый список (Direct List) получается путем сортировки значений (X_i) выборочной реализации сигнала по возрастанию, а обратный (Reverse List) – по убыванию. Измерительный список (Measurement List) представляется самой выборочной реализацией сигнала.

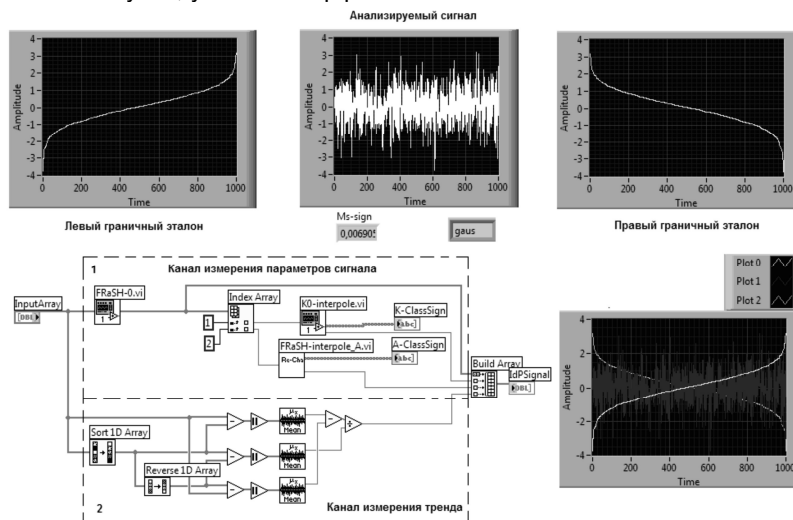


Рис. 1. Иллюстрация идеи измерения тренда сигналов

На рис. 1 данная идея поясняется изображением компонент алгоритма и его программным кодом, выполненным в среде LabVIEW. Упорядоченные списки (Direct List и Reverse List) образуют, соответственно, левый и правый граничные последовательности, между которыми располагается выборка анализируемого сигнала. На нижнем дисплее изображено их совместное представление. Количественно тренд оценивается величиной (M_s), равной отношению расстояния между анализируемым сигналом и его упорядоченными граничными эталонами. Алгоритм вычисления этого расстояния представлен на рис. 2, где d_1 , d_2 , d – расстояния между указанными списками, определяемые через сумму абсолютных разностей значений отсчетов, находящихся в одинаковых ячейках. Физический смысл меры относительного расстояния M_s заключается в том, что оно характеризует степень неупорядоченности (хаотичности) измерительного списка по отношению к упорядоченным прямым и обратным спискам (шкалам). Подобный подход к задачам измерения был описан, например, в работах [3, 4].

$$d_1 = \sum |r_d - r_m| \quad d = \sum |r_d - r_r| \quad d_2 = \sum |r_r - r_m|$$

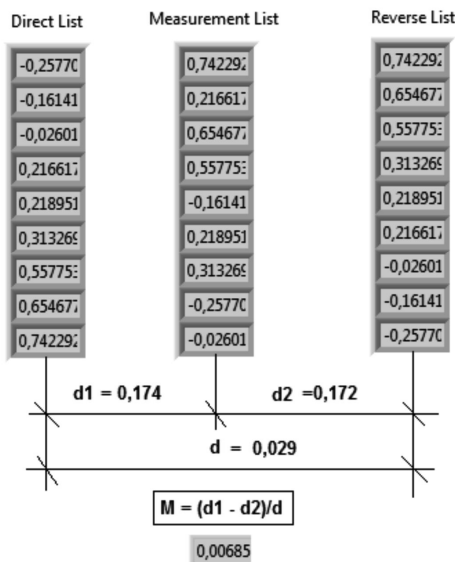


Рис. 2. Алгоритм оценки «силы» трендовой компоненты сигнала

Исследование данного алгоритма в отношении разнообразных сигналов позволило постулировать несколько правил.

Первое классификационное правило для трендов формулируется следующим образом: «Если $M_s \approx 0$, тренд отсутствует. Если $M_s \approx -1$, имеет место монотонно возрастающий тренд с закономерностью левой границы. Если $M_s \approx 1$, имеет место монотонно убывающий тренд с закономерностью правой границы».

Второе классификационное правило определяет вид закономерности возрастания или убывания тренда и выражается именем распределения мгновенных значений анализируемого сигнала. Даже при отсутствии тренда ($M_s \approx 0$) имя распределения существует и определяется путем идентификационных измерений. В частности, на рис. 1 показан сигнал, имеющий

нормальное (имя «gaus») распределение мгновенных значений.

В соответствие с данными работы [5], можно различить 8 основных типов трендов: двумодальный (2mod), арксинусный (asin), равномерный (even), трапецеидальный (trap), треугольный (simp), нормальный (gaus), двухсторонний экспоненциальный (lapl) и Коши (kosh).

Третье правило относится к условию сравнения сигналов. Оно может быть записано следующим образом: «Если два сигнала имеют одинаковую силу тренда ($M_{s1} \approx M_{s2}$), но разные виды закономерности (имя 1 \neq имя 2), то сигналы – разные. Иначе (имя 1 = имя 2; $M_{s1} \neq M_{s2}$), сигналы – похожи». Отсюда следует, что сравнивать, в первую очередь, надо сигналы одного типа, т.е. с одинаковыми распределениями мгновенных значений.

На рис. 3 показан пример сравнения трех фрактальных сигналов с одинаковым показателем Херста, равным $H = 1$. Сравниваемые сигналы (средний столбец дисплеев) подобраны так, чтобы их тренды охватывали полный диапазон измерения - от левой до правой границ, отображенных в левом и правом столбцах, соответственно. Все сигналы имеют одинаковое распределение мгновенных значений, но разные количественные оценки «силы» тренда. Например, верхний сигнал имеет явный убывающий тренд, практически полностью ($M_s \approx 0,98$ или на 98%) совпадающий с правой границей. Нижний сигнал, наоборот, обладает тенденцией к возрастанию ($M_s \approx -0,949$) и потому почти на 95% совпадает с левой границей трендового диапазона.

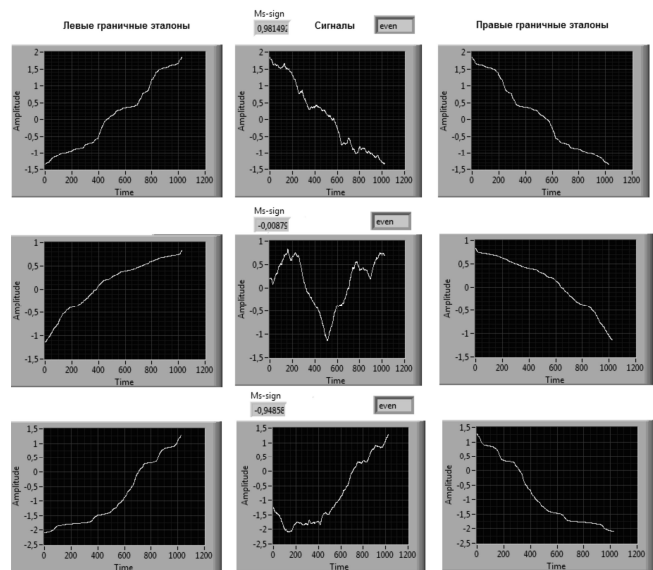


Рис. 3. Пример сравнения трендов фрактальных сигналов

Что касается среднего сигнала, имеющего выраженную переменную компоненту («колебательность»), то показатель «силы» тренда этого сигнала оказывается близким к нулю ($M_s \approx -0,009$). Однако, это не означает, что тренд вообще отсутствует – за время наблюдения ($N = 1024$) конечное значение сигнала увеличилось по сравнению с начальным (с 0,2 до 0,6), что, возможно, говорит о наличии некоторой возрастающей тенденции.

Для полноты исследования было изучено поведение

алгоритма при анализе периодических сигналов. В табл. 1 представлены некоторые характерные данные, указывающие на присутствие двух закономерностей: зависимости показателя «силы» (M_s) от начальной фазы и частоты периодических сигналов.

Таблица 1.
Результаты анализа тренда периодических сигналов

№ n/n	Сигнал	P – количество периодов за время наблюдения N = 1000		
		1	10	100
1	Sin	0,75	0,05	0,005
2	Cos	0,0025	0,0016	0
3	Tri	0,67	0,05	0,005
4	Squ	1	0,006	0
5	Saw	0,5	0,029	-0,01

В качестве примера на рис. 4 показаны зависимости показателя тренда (M_s) от сдвига (Shift) синусоидального и косинусоидального сигналов в диапазоне от 0 до $0,5N$, где N – объем выборки (частота = 1). Полученные данные позволяют ввести аналитическое описание зависимости показателя тренда от сдвига фаз для сигналов $\sin - \cos$:

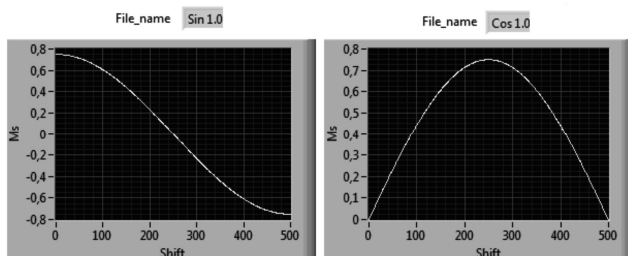


Рис. 4. Зависимости трендового показателя от сдвига фаз для пары сигналов $\sin - \cos$

Заключение

По результатам проведенных исследований можно сделать следующие выводы.

Предложенный алгоритм является универсальным алгоритмом измерения, поскольку, во-первых, не требует априорных знаний об исследуемом процессе. Во-вторых, алгоритм использует модель измерения неупорядоченности (хаоса), как всеобщей меры состояния сложных объектов и процессов. В-третьих, для реализации процедур измерения не требуется никаких специальных шкал – эти шкалы (списки) формируются непосредственно из отсчетов исследуемого процесса.

Предложенная мера «силы» тренда на самом деле является комплексным показателем соотношения колебательности и тренда исследуемого сигнала: колебательность максимальна, когда тренд равен нулю и наоборот. Именно поэтому стационарные случайные сигналы можно классифицировать как «колебательные», а фрактальные – как «трендовые». В периодических сиг-

налах имеется возможность управлять границей перехода из класса «трендовых» (на низких частотах) в класс «колебательных» (на высоких частотах) с помощью задания частоты колебаний.

Алгоритм использует автоматическую классификацию типов тренда, устанавливая правила сравнения сигналов между собой.

Представленные в данной работе материалы получены при выполнении научно-исследовательской работы «Проведение поисковых научно-исследовательских работ в области разработки и создания оборудования для диагностики и эксплуатации энергетического оборудования» по государственному контракту №16.516.11.6091.

Литература

1. Трендовый анализ // Сайт: Форекс. Блог независимых аналитиков МОФТ. <http://profianalytics.com/?p=1459>. Дата обращения 10.04.2012.
2. Елисеева И.И., Юзбашев М.М. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. чл.-корр. РАН И.И. Елисеевой. - 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 480 с.
3. Горшенков А.А. Системный подход к описанию свойств МТШ-90 / А.А. Горшенков, В.А. Захаренко, Ю.Н. Кликушин, С.А. Орлов. – Измерительная техника, № 8, 2011, с. 34-38.
4. Кликушин Ю.Н. Лингвистическая модель измерений // Интернет публикация. – Прага: НТК Дни Науки, 27.03-05.04.2012, т. 0. 2012. http://www.rusnauka.com/10_DN_2012/Tecnic/6_102219.doc.htm
5. Горшенков А.А., Кликушин Ю.Н. Представление моделей сигналов в системе идентификационных параметров // Интернет публикация. – М.: Журнал Радиоэлектроники, ИПЭ РАН, № 9 (сентябрь), 2010. – <http://jre.cplire.ru/>

ALGORITHM OF DETECTION, MEASUREMENT AND CLASSIFICATION OF SIGNALS TRENDS

Gorshenkov A.A., Klikushin J.N., Kobenko V.Y.

The algorithm is designed to meet the challenges of detection, measurement and classification of trend signals. The algorithm is based on the calculation of the relative distance between a sample implementation of the signal and the two reference sequences, formed from the original signal through its forward and reverse sorting. These reference sequences define the left and right boundaries of the measurement range of the signal trend.

УДК 621.396.6

СИНТЕЗ И АНАЛИЗ АДАПТИВНОГО МЕЖПАЧЕЧНОГО АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ МАЛОРАЗМЕРНОЙ ЦЕЛИ

Кошелев В.И., д.т.н., профессор, зав. кафедрой радиотехнических систем Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), e-mail: koshelev.v.i@rsreu.ru

Белокуров В.А., к.т.н., доцент кафедры радиотехнических систем Рязанского государственного радиотехнического университета РГРТУ, e-mail: belokurov.v.a@rsreu.ru

Ключевые слова: межпачечное обнаружение, малоразмерная цель, неоднозначность по дальности.

Введение

Одним из режимов работы современных многофункциональных бортовых радиолокационных систем обнаружения и измерения параметров сигналов, является режим высокой частоты повторения импульсов [1]. В данном режиме обеспечивается эффективное обнаружение целей, движущихся на встречных и встречно пересекающихся курсах в зоне свободной от помех от подстилающей поверхности. Высокая частота повторения зондирующих радиоимпульсов обеспечивает также однозначное измерение скорости цели. Однако в данном режиме дальность до цели однозначно измеряется лишь в узком диапазоне значительно меньшем, чем энергетическая дальность действия радиолокатора. Одним из известных методов устранения неоднозначности измерения дальности является метод межимпульсной линейной частотной модуляция (ЛЧМ) несущего колебания [2]. В данном методе в каждом угловом положении последовательно во времени излучаются несколько пачек импульсов. На первом этапе излучается пачка радиоимпульсов не модулированная по частоте, на втором - пачка с ЛЧМ, на последующих этапах крутизна ЛЧМ модуляции может увеличиваться. Решение об обнаружении цели принимается на каждом этапе, а измерение дальности до цели возможно только при условии обнаружения сигнала на всех без исключения этапах. Однако на предельно больших дальностях отношение сигнал-шум, как правило, мало, и обнаружение на всех этапах обработки проблематично. Возможность межпачечного накопления в данном методе устранения неоднозначности по дальности в известной литературе не рассматривалась.

Цель работы: показать целесообразность межпачечного накопления сигнала при устранении неоднозначности по дальности методом линейно-частотной модуляции несущего колебания, синтезировать на основе этого метода эффективный адаптивный алгоритм обнаружения с оценкой амплитуды отражённого сигнала и продемонстрировать возможность реализации данного алгоритма на существующей микропроцессорной элементной базе.

Зондирующий сигнал (в каждой пачке) является ко-

Синтезирован и проанализирован алгоритм обнаружения радиолокационного сигнала с устранением неоднозначности по дальности, основанный на его межпачечном накоплении и адаптивной оценке амплитуды. Определены требования к элементной базе для его реализации.

герентной последовательностью радиоимпульсов. Примем модель нормального распределения сигнала цели на входе устройства обработки с неизвестной априорно доплеровской фазой φ_c . Входной процесс является аддитивной смесью флуктуирующих по амплитуде отраженных от цели импульсов и внутреннего шума приёмника. При этом совместная функция правдоподобия при гипотезе H_1 (сигнал есть) имеет вид:

$$P(\mathbf{U} | H_1) = (2\pi)^{-N} [\det(\mathbf{R}^{\text{сум}})]^{-1} \times \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_j \sum_k W_{jk}^{\text{сум}} U_j U_k^*\right), \quad (1)$$

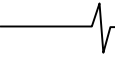
где $\mathbf{W}^{\text{сум}}$ – матрица, обратная корреляционной матрице $\mathbf{R}^{\text{сум}}$, которая состоит из следующих элементов: $R_{j,k} = q\rho_{j,k}^c \exp(i((j-k)(\varphi_c))) + \delta_{j,k}$; q – отношение сигнал-шум по мощности; $\rho_{j,k}^c$ – коэффициент межпериодной корреляции сигнала; φ_c – доплеровское межпериодное изменение фазы сигнала на первом этапе, а на последующих этапах φ_c – сумма доплеровского межпериодного изменения фазы сигнала и «отскока» [3]; $\delta_{j,k}$ – символ Кронекера.

Достаточная статистика ξ при дружных флуктуациях сигнала имеет вид [3]:

$$\xi = \mathbf{U}^T \mathbf{s}^* \quad (2)$$

где \mathbf{U} – входная выборка сигнала; \mathbf{s} – вектор опорного сигнала; T – знак транспонирования; * – знак комплексного сопряжения. Формула (2) определяет алгоритм накопления когерентной пачки импульсов на каждом этапе и предписывает умножение выборки входного сигнала на опорный вектор. При цифровой реализации это умножение реализуется в процессоре быстрого преобразования Фурье (БПФ).

Введём, используемое ниже, понятие «гипотеза». Как было отмечено в [3], «отскок», или добавка к доплеровскому межпериодному изменению фазы сигнала, зависит от дальности до цели. Поэтому, по номерам доплеровских каналов, в которых произошло обнаружение в различных пачках, можно однозначно определить



дальность до цели. Под «гипотезой» будем понимать совокупность номеров доплеровских фильтров, соответствующих априорно задаваемым дальностям и скоростям цели на всех этапах. Таким образом, каждая «гипотеза» будет соответствовать определённой дальности и скорости. На рис. 1 проиллюстрирован случай использования трёх пачек зондирующих импульсов, одна из которых не модулирована по частоте.

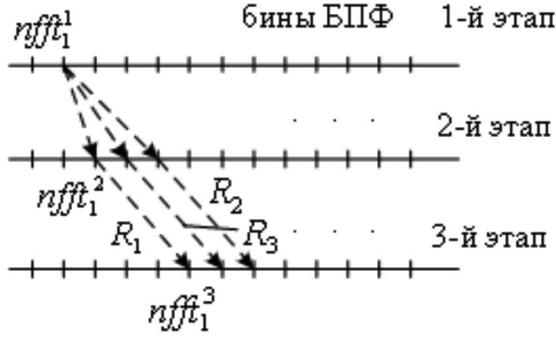


Рис. 1

На рис. 1 обозначим $x_g = \{nfft_1^1, nfft_1^2, nfft_1^3\}$ - совокупность номеров доплеровских фильтров, соответствующих g -й «гипотезе»; $g = 0, \dots, N_g - 1$; N_g - общее количество «гипотез»; R_1, R_2, R_3 - априорные дальности до цели при заданной радиальной скорости.

Так как шум на каждом этапе некоррелирован, то представим задачу межпачечного обнаружения цели как задачу некогерентного обнаружения сигнала со случайной начальной фазой и амплитудой [4]. При этом достаточная статистика, соответствующая каждой g -й «гипотезе», будет иметь вид:

$$\xi_g = \sum_{i=0}^{M-1} |\xi_i^g|^2 \quad (3)$$

где M - число этапов излучения когерентных пачек импульсов в процессе устранения неоднозначности по дальности; ξ_i^g - достаточная статистика (2), соответствующая g -й «гипотезе» на i -м этапе.

Общее количество «гипотез» N_g , которое может быть сформировано в процессе устранения неоднозначности по дальности, определяется формулой:

$$N_g = N_d N_{fft} N_R,$$

где N_d - количество стробов по дальности; N_{fft} - количество фильтров по скорости; N_R - количество фильтров по скорости, в которых ожидается появление «отскока» с заданной дальности на втором и последующих этапах. Если $N_{fft} = 1024$, $N_d = 5$, $N_R = 20$, то общее число «гипотез» равно 102400.

Вероятность ложной тревоги F при совместной обработке и вероятность ложной тревоги, приходящейся на одну «гипотезу» F_i , связаны соотношением:

$$F = 1 - \prod_{i=1}^{N_g} (1 - F_i) \approx N_g F_1,$$

где F_1 - вероятность ложной тревоги, приходящаяся на одну «гипотезу».

Как видно из последнего выражения, при увеличении количества «гипотез» необходимо уменьшать вероят-

ность ложной тревоги, приходящейся на каждую «гипотезу», что может быть достигнуто повышением порога обнаружения. Для ограничения увеличения порога обнаружения, связанного с увеличением количества «гипотез», целесообразно перед сравнением с порогом обнаружения отбросить «гипотезы» с наименьшими апостериорными плотностями распределения вероятностей (АПРВ) и сравнивать с порогом обнаружения оставшиеся «гипотезы». Для этого вычислим АПРВ каждой «гипотезы». Для этого воспользуемся формулой Байеса:

$$p(x_k | \mathbf{V}^k) = \frac{p(\xi_k^g | x_k) p(x_k | \mathbf{V}^{k-1})}{p(\xi_k^g | \mathbf{V}^k)} \quad (4)$$

где $p(\xi_k^g | x_k)$ - функция правдоподобия (ФП) достаточной статистики ξ_k^g при гипотезе H_1 на k -м этапе; $p(\xi_k^g | \mathbf{V}^k)$ - нормировочная константа; \mathbf{V} - массив с элементами амплитудного спектра (на выходе блока БПФ).

Как известно [5], распределение достаточной статистики ξ_k^g на k -м этапе при гипотезе H_1 имеет вид распределения Релея-Райса:

$$p(\xi_k^g | x_k) = \frac{\xi_k^g}{\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{(\xi_k^g)^2 + A^2}{2\sigma_n^2}\right) I_0\left(\frac{\xi_k^g A}{\sigma_n^2}\right) \quad (5)$$

где A - амплитуда достаточной статистики ξ_k^g на k -м этапе; σ_n^2 - дисперсия шума.

Подставляя (5) в (4) и проведя операцию логарифмирования, получим следующее выражение:

$$\ln(p(x_k | \mathbf{V}^k)) = \ln\left(\frac{\xi_k^g}{\sigma_n^2}\right) - \frac{(\xi_k^g)^2 + A^2}{2\sigma_n^2} + \ln\left(I_0\left(\frac{\xi_k^g A}{\sigma_n^2}\right)\right) + \ln(p(x_k | x_{k-1})) + \ln(p(x_{k-1} | \mathbf{V}^k)) - \ln(p(\xi_k^g | \mathbf{V}^k)), \quad (6)$$

где $p(x_k | x_{k-1})$ - переходная функция плотности распределения вероятностей состояния из x_{k-1} в x_k . При выводе выражения (6) использовано свойство факторизации функции плотности распределения марковского процесса.

Максимум выражения (6) достигается при максимизации на каждом этапе выражения $p(\xi_k^g | x_k)$ по неизвестным параметрам A и σ_n^2 . Рассмотрим систему уравнений

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln(p(\xi_k^g | x_k))}{\partial A} = 0 \\ \frac{\partial \ln(p(\xi_k^g | x_k))}{\partial \sigma_n^2} = 0 \end{cases}$$

Проведя необходимые вычисления, перейдём от нее к системе уравнений:

$$\begin{cases} A = u_k^g \frac{I_1\left(\frac{\xi_k^g A}{\sigma_n^2}\right)}{I_0\left(\frac{\xi_k^g A}{\sigma_n^2}\right)}, \\ A^2 + 2\sigma_n^2 = \xi_k^g \end{cases} \quad (7)$$

где $I_1()$ – модифицированная функция Бесселя первого порядка. Использовать в качестве оценки A выражение $\sqrt{\xi_k^g - 2\sigma_n^2}$ нецелесообразно, т.к. при малых отношениях сигнал-шум подкоренное выражение может оказаться меньше нуля [6]. Используем для оценки A первое выражение в системе. Решить систему уравнений (7) можно, используя численные методы двумерного поиска. Определить максимально правдоподобную оценку мощности шума можно численно, решая первое уравнение системы, например, методом дихотомии. На рис. 2 показана зависимость среднеквадратического отклонения оценки амплитуды принятого сигнала от отношения сигнал-шум при различном числе импульсов в пакете, полученная путём имитационного моделирования. Кривая 1 – соответствует $N = 128$; кривая 2 – $N = 256$; кривая 3 – $N = 512$.

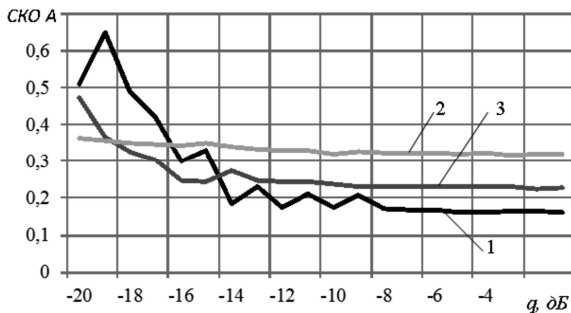


Рис. 2

На рис. 3 представлена структурная схема синтезированного алгоритма межпачечного накопления сигнала с адаптивной оценкой амплитуды отражённого сигнала при устранении неоднозначности по дальности. На рисунке обозначено: БР – буферный регистр; Кв – вычислитель модуля комплексного числа; БФ и ВГ – блок формирования и выбора «гипотез»; ПУ – пороговое устройство; УВО – устройство вторичной обработки.

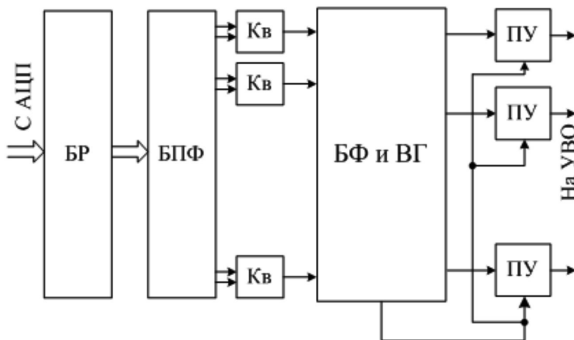


Рис. 3

Эффективность синтезированного алгоритма оценивалась методом имитационного моделирования. Для сравнения выбран известный алгоритм устранения неоднозначности по дальности, основанный на низкочастотной ЛЧМ зондирующих радиоимпульсов в двух пачках из трех ($M = 3$). Как отмечалось, особенностью данного алгоритма является необходимость обнаружения цели на каждом этапе, что аналогично критерию обнаружения «3 из 3». Количество «гипотез» с максимальной апостериорной вероятностью в синтезированном алгоритме, получаемых после «усечения», равно числу каналов обнаружения в классическом алгоритме обнаружения. При этом вероятности ложной тревоги F_1 в обоих случаях задавались одинаковыми и равными 10^{-5} , число импульсов N в пачке принималось равным 128. Для вычисления порога обнаружения использовался метод экстремальных статистик. На рис. 4 представлены полученные характеристики обнаружения синтезированного и известного алгоритмов.

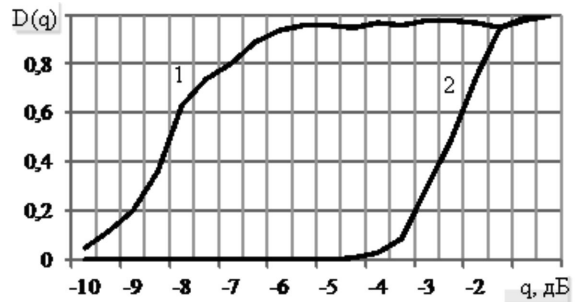


Рис. 4

Здесь кривая 1 соответствует синтезированному алгоритму, кривая 2 – известному. Как видно из рисунка, синтезированный алгоритм обеспечивает выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум до 5,5 дБ.

Оценим вычислительные ресурсы, необходимые для реализации синтезированного алгоритма. Разработка специализированной вычислительной системы на базе сигнальных процессоров является сложной задачей, включающей в себя вопросы архитектурного, схемотехнического и программного характера. Поэтому чаще для ее построения используют готовые решения. Широкий спектр базовых процессорных модулей предоставляет фирма «Инструментальные системы».

Рассмотрим базовые процессорные модули с сигнальными процессорами фирмы Analog Device: 1) ADP201cP1; 2) ADP201cP3; 3) ADP201cP5; 4) ADP101cP7, сравнительные характеристики, которых представлены в табл. 1.

Таблица 1

	ADP101cP1	ADP201cP3	ADP201cP5	ADP101cP7
Тактовая частота процессора, МГц	250	600	600	600
Число процессоров	1	3	5	7
Производительность, ГФлоп	1,8	12,6	15	12,6
Разъём ADM	1	2	2	2
Корпус	6U	6U	6U	6U
Динамическая память SDRAM	один банк 128 МБайт	три банка по 128 МБайт каждый	пять банков по 128 МБайт каждый	четыре банка по 128 МБайт каждый

Особенностью многопроцессорных плат является группировка процессов по функциональным группам. На каждом базовом процессорном модуле имеется один или два разъёма ADM. Каждый процессор имеет SDRAM размером 16Мх64. Связь между процессорами осуществляется через LINK-порты. Процессоры обозначаются латинскими буквами Р.

В качестве субмодулей в радиолокационном приложении используются субмодули аналогового ввода (АЦП) одно-, двух- или четырёхканальные. Субмодуль АЦП позволяет использовать два основных режима работы: а) синхронный; б) асинхронный. В свою очередь асинхронный режим может быть:

- 1) дискретный, реализуемый с помощью DMA;
- 2) дискретный, реализуемый с помощью ЦПУ;
- 3) непрерывный без очереди.

Выбор асинхронного режима ввода (1 или 3) зависит от анализа времени записи данных, поступающих с АЦП во внутреннюю память устройства. Выбор режима работы задаётся в структуре DDD_ExamParam при начальной инициализации субмодуля АЦП.

На рис. 5 показана структурная схема гипотетической РЛС, в которой обработка выполняется на основе базовых модулей.

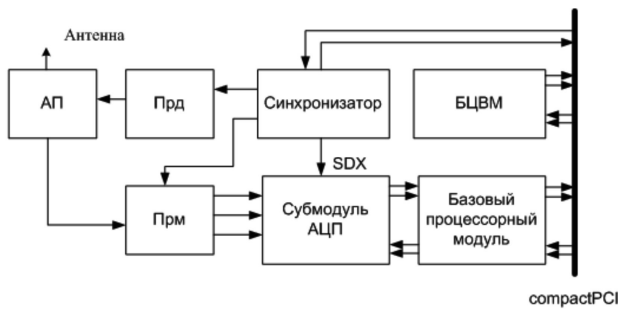


Рис. 5

На рис. 5 обозначено: АП – антенный переключатель; Прд, Прм – передатчик и приёмник; БЦВМ – бортовая цифровая вычислительная машина. Линия SDX субмодуля АЦП используется для запуска процесса заполнения программных буферов, связанных с субмодулем АЦП. Адреса программных буферов задаются в структуре asyncBuf:

```
asyncBuf.adr0 = (U32)ptr;
asyncBuf.adr1 =
```

```
(U32)(ptr+g_examParam.aBUFSIZE);
asyncBuf.mars =
```

```
g_examParam.aBUFSIZE*sizeof(U32),
```

где ptr – указатель на участок памяти; g_examParam.aBUFSIZE – размер входного буфера. Переменная g_examParam.aBUFSIZE определяется следующим образом:

$$N_{buf} = TF_d,$$

где T – период повторения зондирующих импульсов; F_d – частота дискретизации субмодуля АЦП.

Другой особенностью субмодуля АЦП является непрерывный режим работы, поэтому при обработке необходимо учитывать оцифрованные входные отсчеты в моменты прохождения импульсов бланкирования приёмника. Поэтому для запуска ввода данных с АЦП необходимо использовать программный старт. Более под-

робно процесс организации обработки радиолокационной информации на основе ADP101cP1 показан в [7]. Основной особенностью обработки радиолокационной информации на основе ADP101cP1 является остановка работы асинхронного ввода данных командой `DRV_ctrl(g_hDrv_ADC, DDDcmd_IOASYNCSTOP, NULL)` после накопления $TF_d N$ отсчетов и обработка данных.

Как было показано выше, в синтезированном алгоритме необходимо хранить в «скользящем» окне все «гипотезы», в частности, при $N_{gr} = 1024$, $N_d = 5$, $N_R = 20$, необходимо хранить 102400 32-х разрядных слов и после излучения каждой пачки зондирующих импульсов необходимо вычислять АППВ для каждой из этих «гипотез». Доступ к «гипотезам» осуществляется при помощи косвенной адресации: `*(extPtr+i)`, где extPtr – адрес буфера внешней памяти, хранящего АППВ «гипотез». Необходимость чтения-записи большого объема данных, хранящихся во внешней памяти, является недостатком синтезированного алгоритма.

Из рис. 3 следует, что в синтезированном алгоритме вычисление «гипотез» осуществляется отдельно в каждом строке по дальности. Это позволяет применить для обработки данных многопроцессорную систему. Рассмотрим для примера базовую плату ADP201cP5, в которой два процессора (P3 и P2) работают с интерфейсом ADM и обеспечивают ввод данных, суммирование отсчетов АЦП в пределах строки по дальности и пересылку данных во внешнюю SDRAM. В процессорах (P4, P5) организуется вычисление АППВ «гипотез». Чтение данных осуществляется из SDRAM процессорами P3 и P2 через LINK-порты, используя каналы DMA. Оценим время пересылки данных АППВ «гипотез» через LINK-порт. Скорость передачи через LINK-порт при тактовой частоте ядра 500 МГц – 500 Мбайт/с. Время пересылки «гипотез» для рассматриваемого примера составит 0,78 мс. Это время необходимо сопоставить с длительностью пачки зондирующих импульсов для обеспечения вычислений в реальном масштабе времени. При частоте повторения импульсов 100 кГц и числе импульсов в пачке 1024, длительность пачки 1,024 мс, что больше, чем время пересылки данных через LINK-порт. Это позволяет реализовать разработанный алгоритм в реальном масштабе времени.

Заключение

Таким образом, в данной работе синтезирован алгоритм межпачечного накопления сигнала с адаптивной оценкой амплитуды отражённого сигнала. В основе алгоритма лежит формирование «гипотез» для априорных дальностей до цели и вычисление АППВ этих «гипотез». На заключительном этапе выполняется «усечение» «гипотез», имеющих меньшие значения АППВ. Одновременно по каждой «гипотезе» вычисляется достаточная статистика (3), которая является результатом суммирования отсчетов амплитудного спектра, входящих в «гипотезу». Это отличает синтезированный алгоритм от известного, в котором с порогом обнаружения сравниваются достаточные статистики, полученные на каждом этапе (по каждой пачке импульсов). Превышение порога обнаружения в полученном алгоритме также должно

происходить на каждом этапе. Межпачечное накопление сигнала в синтезированном алгоритме объясняет выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум (до 5,5 дБ при $M=3$, $N=128$). Применение синтезированного алгоритма позволяет повысить энергетическую дальность действия РЛС без увеличения мощности передатчика и даёт возможность раскрытия неоднозначности по дальности. Синтезированный алгоритм допускает распараллеливание вычислений, что позволяет использовать для обработки данных производительные многопроцессорные системы, в частности, базовый модуль ADP201cP5.

Литература

1. Оценивание дальности и скорости в радиолокационных системах. Ч.1 / Под ред. А.И. Канащенкова и В.И. Меркулова – М.: «Радиотехника», 2004, - 312с.
2. Бакулев П.А., Степин В.М. Методы и устройства селекции движущихся целей. – М.: Радио и связь, 1986. - 288с.
3. Дудник П.И. Многофункциональные радиолокационные системы: учеб. Пособие для ВУЗов. – М.: Дрофа, 2007. - 283 с.
4. Сосулин Ю.Г. Теоретические основы радиолокации и радионавигации: Учебное пособие для ВУЗов. – М. Радио и связь, 1992.-304 с.

5. Финкельштейн М.И. Основы радиолокации: Учебник для ВУЗов. – М.: Радио и связь, 1983. – 536 с.

6. Carlo F. M. Carobbi The Absolute Maximum of the Likelihood Function of the Rice Distribution: Existence and Uniqueness IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 57, NO. 4, APRIL 2008.

7. Кошелев В.И., Белокуров В.А., Логинов С.Н. Реализация алгоритмов доплеровской фильтрации сигналов на базе современных сигнальных процессоров фирмы Analog Device / Вопросы радиоэлектроники. Серия радиолокационная техника. 2010. Вып. 3. с.65-76.

SYNTHESIS AND ANALYSIS OF ADAPTIVE MULTIFRAME ALGORITHM OF A SMALL TARGET DETECTION

Koshelev V.I., Belokurov V.A.

This article presents the analysis and synthesis of a radar signal detection algorithm that allows elimination of range ambiguity by means of multiframe accumulation and adaptive amplitude estimation. We have also determined the hardware requirements of this algorithm.

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка «Цифровая обработка сигналов и её применение - DSPA'2012»

Обработка и передача информации в системах телекоммуникаций

Секция 5: Обработка и передача изображений (Руководители секции - д.т.н., профессор В.П. Дворкович, д.т.н. А.В. Дворкович)

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



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

1. Метод текстурной сегментации изображений на основе двумерных цепей Маркова. Автор: Курбатова Е.Е., аспирант Вятского государственного университета.

2. Разработка методики анализа эффекта ложного оконтуривания на изображениях. Автор: Насонов А.В., м.н.с. МГУ им. М.В.Ломоносова.



3. Применение проекционного метода Лагерра для анализа томографических изображений мозга. Автор: Мизотин М.М., преподаватель МГУ им. М.В. Ломоносова.

АКТИВНЫЙ ГИДРОЛОКАТОР СО СВЕРХШИРОКОПОЛОСНЫМИ ЗОНДИРУЮЩИМИ СИГНАЛАМИ

Демидов А.И., инженер ОАО «НИИП»
Залогин Н.Н., к.т.н., в.н.с. ИРЭ РАН им. В.А. Котельникова
Комочков Р.Ш., инженер ОАО «НИИП»
Мосолов С.С., начальник сектора ОАО «НИИП»
Скнаря А.В., к.т.н., с.н.с. ИРЭ РАН им. В.А. Котельникова
Тоцов С.А., инженер ОАО «НИИП»
Тутынин Е.В., начальник лаборатории ОАО «НИИП»

Ключевые слова: гидролокатор, зондирование, сверхширокополосный, акустическая связь, линейная частотная модуляция, дискретно-кодированный по частоте сигнал.

Рассматриваются некоторые вопросы практической реализации широкополосной технологии в отечественной гидролокации на примере совместно проводимых в ИРЭ им. В.А.Котельникова РАН и в ОАО «НИИП» работ.

Введение

Одной из важнейших тенденций современности является внедрение широкополосных технологий в ряд отраслей техники, к которым в первую очередь следует отнести телекоммуникационные системы и радиосвязь. При этом использование широкополосных технологий позволяет обеспечить существенно более высокие технические характеристики этих систем, в том числе, требуемые скорости передачи информации, высокую помехоустойчивость информационного канала, а также возможность работы систем в частотных диапазонах, перегруженных радиосредствами.

В этой связи хотелось бы отметить, что востребованность внедрения широкополосных технологий в гидролокацию также становится все более и более очевидной. В первую очередь это связано с невозможностью достижения требуемых на сегодня технических характеристик различных гидроакустических систем (ГАС), что во многом связано с использованием в них узкополосных зондирующих сигналов. Это в равной степени относится как к гидролокаторам бокового обзора (ГБО), так и к ГАС, решающим различные задачи при обзоре толщи воды. При этом хотелось бы отдельно выделить ГАС, задачей которых является обеспечение акустической связи между различными абонентами, коими могут быть, например, автономные необитаемые аппараты (АНПА), донные станции и т.д..

Как показали совместно проводимые сотрудниками ИРЭ им. В.А.Котельникова РАН (г. Москва) и ОАО «НИИП» исследования, применение в гидролокации сверхширокополосных сигналов позволяет решить отмеченные выше проблемы и вывести гидролокацию на совершенно иной, новый, более высокий, уровень [1], [2].

В рамках реализации полученных результатов исследований в 2011 году при непосредственном участии сотрудников ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН в ОАО «НИИП» (г. Жуковский) был разработан и создан гидро-

локатор, в котором в качестве зондирующего сигнала использовались различные типы сверхширокополосных сигналов.

Данный гидролокатор является логическим элементом в цепи внутренних работ, проводимых в ОАО «НИИП» совместно с ИРЭ им.В.А. Котельникова РАН и НПП «Нелакс», в рамках разработки и создания нового поколения отечественных гидролокаторов.

Ранее, в 2010 году, в процессе отработки аппаратной части гидролокатора, алгоритмов формирования и обработки сверхширокополосных сигналов, был разработан макет гидролокатора, который прошел успешные испытания на полигоне ОАО «НИИП» на Москве-реке осенью 2010 года [3]. В качестве зондирующих сигналов в макете гидролокатора при проведении натурных испытаний использовались два сигнала – сигнал с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ), а также дискретно-кодированный по частоте сигнал (ДКЧС). При этом полоса сигналов не превышала полкоктавы и составляла 50 кГц.

Отработанные в ходе проведения этих натурных испытаний схема построения гидролокатора, схемотехнические решения, а также алгоритмы формирования и обработки сигналов были положены за основу при разработке и создании данного активного гидролокатора.

В данном гидролокаторе в качестве приемопередающей антенны использовалась антенна со следующими основными параметрами: раскрыв диаграммы направленности в горизонтальной и вертикальной плоскостях составлял, соответственно, 1,5 градуса и 40 градусов, полоса пропускания по уровню 3 дБ - 78 кГц.

Зондирующий сигнал в гидролокаторе формируется универсальным формирователем, что позволяет использовать в нем в принципе любой сверхширокополосный сигнал. Приемный тракт гидролокатора является широкополосным адаптивным приемным трактом, полоса которого может быть перестроена в процессе работы в широких пределах.

В процессе проведения натурных экспериментов ис-

пользовались практически все известные на сегодня сигналы, как то сигналы с частотной модуляцией (линейной, квадратичной, гиперболической), дискретно-кодированные по частоте сигналы, в которых кодирование проводилось по разным алгоритмам.

Испытания включали в себя два этапа. На первом этапе с помощью гидролокатора проводился обзор толщи воды. Эксперимент был разделен на две части, в первой части эксперимента в качестве цели для гидролокатора использовался гидрофон, буксируемый в толще воды на лодке, с помощью которого была сделана оценка правильности формирования сигнала и его обработки. Во второй части в качестве цели использовался уже отрезок толстостенной металлической трубы диаметром 160 мм и длиной 300 мм, которая также буксировалась в толще воды с помощью лодки.

На втором этапе с помощью сверхширокополосных сигналов проводился обзор поверхности дна, то есть был реализован ГБО со сверхширокополосным зондирующим сигналом.

Ниже приводятся результаты испытаний гидролокатора, относящиеся к использованию в нем сверхширокополосного зондирующего сигнала со следующими параметрами:

- нижняя частота - 77.5 кГц,
- девиация частоты - 78 кГц,
- длительность сигнала - 14 мс.

В первой части при проведении этих испытаний излучался, в частности, зондирующий сверхширокополосный ЛЧМ сигнал, который принимался на гидрофон, с выхода которого далее по кабелю передавался на блок приема-передачи гидролокатора, где обрабатывался в реальном времени. Во второй части этого эксперимента в качестве цели использовался отрезок толстостенной металлической трубы диаметром 160 мм и длиной 300 мм, которая буксировалась в толще воды с помощью лодки.

На рис. 1 приведены теоретически и реально полученные с выхода гидрофона спектры сверхширокополосного ЛЧМ сигнала, а на рис. 2 – его экспериментально полученная корреляционная функция.

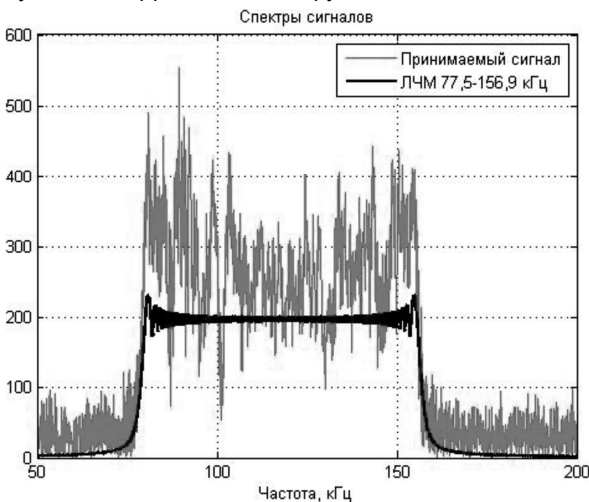


Рис. 1. Теоретический и реальный спектр сверхширокополосного ЛЧМ сигнала при работе на гидрофон

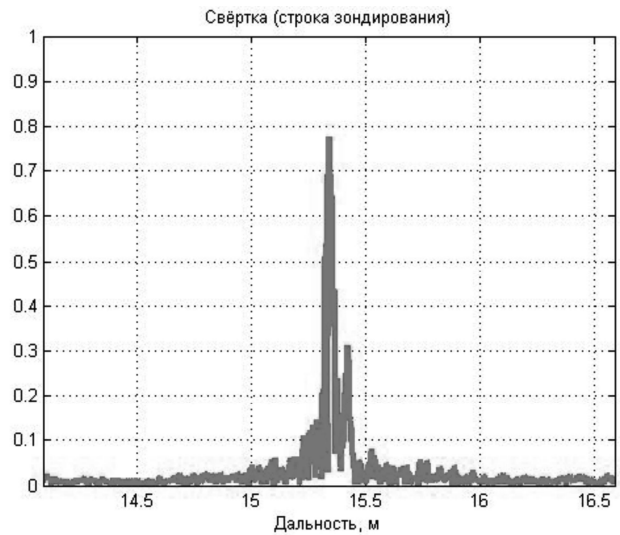


Рис. 2. Корреляционная функция сверхширокополосного ЛЧМ сигнала при работе на гидрофон

На рис. 3 и рис. 4 приведены изображение толщи воды с движущейся целью и корреляционная функция сверхширокополосного ЛЧМ сигнала, полученная при отражении сигнала от металлической трубы.

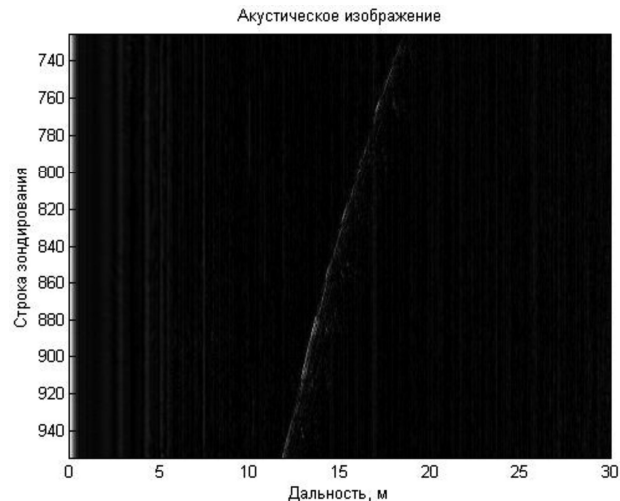


Рис. 3. Акустическое изображение толщи воды с движущейся целью, полученное с помощью сверхширокополосного ЛЧМ сигнала

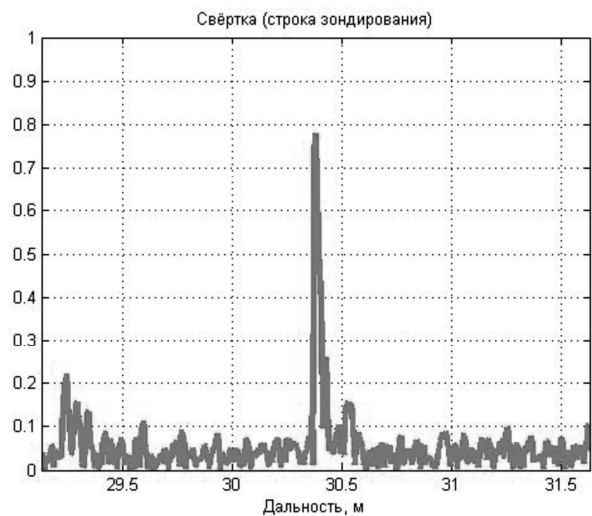
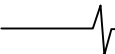


Рис. 4. Корреляционная функция сверхширокополосного ЛЧМ сигнала, полученная при работе по цели



На втором этапе гидролокатор был установлен в лодке типа «Зодиак», к борту которой с помощью штанги крепились приемно-передающая антенна гидролокатора.

На рис. 5 и рис. 7 показаны некоторые акустические изображения поверхности участка дна и осциллограммы (рис. 6, рис. 8) одной строки зондирования, полученные в ходе этих испытаний (лодка с гидролокатором двигалась слева направо, на вертикальной оси слева от акустического изображения показана шкала с наклонной дальностью в метрах).

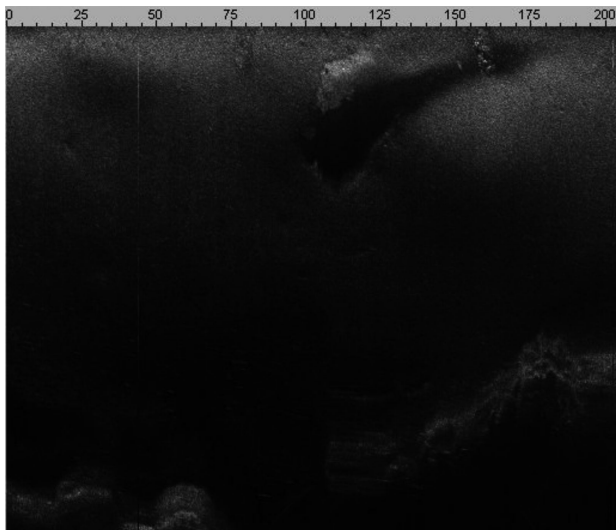


Рис. 5. Акустическое изображение участка дна с изменяющимся рельефом, полученное с помощью ГБО со сверхширокополосным ЛЧМ сигналом

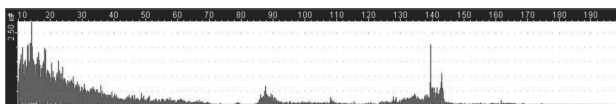


Рис. 6. Осциллограмма одной строки участка дна с изменяющимся рельефом

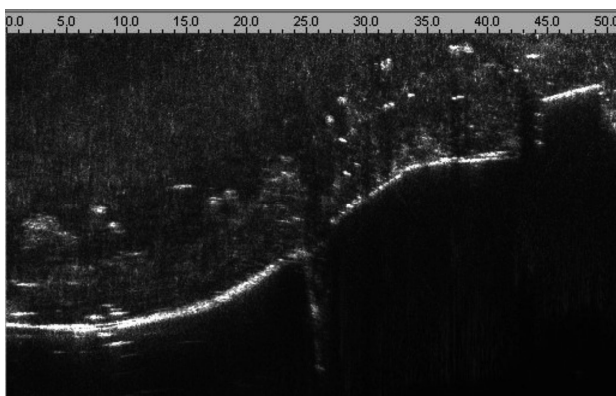


Рис. 7. Акустическое изображение прибрежного участка дна с пирсами и бетонной стенкой, полученное с помощью ГБО со сверхширокополосным ЛЧМ сигналом

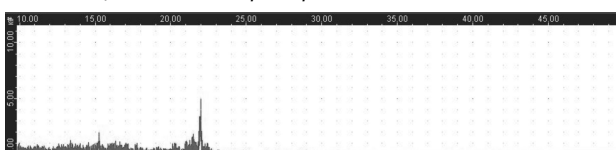


Рис. 8. Осциллограмма одной строки прибрежного участка дна с пирсами и бетонной стенкой

Из анализа акустических изображений и осциллограмм толщи воды и поверхности дна, представленных выше, можно констатировать, что использование сверхширокополосных зондирующих сигналов в ГАС возможно. Аппаратная часть гидролокатора, включающая формирование зондирующего сигнала, его излучение и прием, а также алгоритмы обработки эхосигналов, работают корректно.

Что касается получаемых при этом технических характеристик гидролокатора, таких как разрешение по дальности, дальность действия, помехоустойчивость, то они будут определены количественно в 2012 году, поскольку временные рамки и возможности полигона для испытаний не позволили сделать это в 2011 году.

В заключении хотелось бы отметить, что существует еще много вопросов, касающихся особенностей применения сверхширокополосных сигналов в гидролокации и дальнейшие натурные испытания данного гидролокатора несомненно помогут найти на них ответы.

Заключение

Успешно проведенные испытания гидролокатора, использующего в качестве зондирующего сигнала сверхширокополосные зондирующие сигналы, позволяют говорить о наличии всех компонент, необходимых для разработки различных типов отечественных ГАС с сверхширокополосными зондирующими сигналами.

Литература

1. Залогин Н.Н., Скарня А.В. Выбор зондирующего сигнала для гидролокатора». X111 Международная конференция «Радиолокация, навигация, связь». Воронеж, 2002-2007 г.г., стр.2722-2730
2. Залогин Н.Н., Колесов В.В., Скарня А.В. Гидролокация с высоким разрешением. Доклады Выпуск X1-11-ая Международная конференция и выставка Цифровая обработка сигналов и ее применение, 25-27 марта 2009 г., Москва, том 1, стр. 260-263
3. Демидов А.И. и др. Некоторые вопросы практической реализации широкополосных технологий в отечественной гидролокации. XV11 Международная конференция «Радиолокация, навигация, связь». Воронеж, 2010 г., том 3, стр.1886-1893

ACTIVE SONAR WITH ULTRA WIDE BAND PROBE SIGNALS

Demidov A., Zalogin N., Komochkov R., Mosolov S., Sknarya A., Toshov S., Tutynin E.

At present the necessity of introduction of broadband technologies in sonar is becoming increasingly apparent. But for advancement in this direction it is necessary to solve several problems. This report reviewed the results of the practical realization of broadband technology in the domestic sonar on the example of the works to create a new generation of domestic sonar, conducted jointly by IRE by V.A. Kotelnikov RAS and in the Joint Stock Company «NIIP».

УДК 621.396

К ВОПРОСУ ПРОГРАММНОГО ЦЕЛОЧИСЛЕННОГО ИНТЕГРИРОВАНИЯ СИГНАЛОВ АЦП

*Местергази В.А., с.н.с. отдела систем автоматического управления ФГУП ВЭИ им. В. И. Ленина,
e-mail: mesterhazy46@mail.ru, mst@vei.ru*

Ключевые слова: АЦП, интегратор, дискретизация, преобразование, масштабирование.

Введение: основные аспекты вопроса

Основные аспекты программного целочисленного интегрирования сигналов АЦП состоят в следующем:

- известно, что минимальной величиной представления аналоговых сигналов в процессоре после их оцифровки является единица АЦП (это предел чувствительности системы к минимальному изменению входного сигнала);

- предполагается, что для повышения быстродействия систем управления реального времени на базе микропроцессоров средней производительности при обработке сигналов используется целочисленный математический аппарат на основе простых ассемблерных операций сложения, умножения и сдвига в качестве операций деления, т.е. без применения сопроцессора и операций с плавающей запятой;

- реализация математических формул обработки сигналов с дробными коэффициентами при этом должна решаться специальными методами с учетом требуемой чувствительности систем и их алгоритмов к минимальным отклонениям входных сигналов.

В данной статье рассматриваются методы интегрирования сигналов, исходя из указанных аспектов, и влияние качества входных сигналов как на результат интегрирования, так и конечное поведение системы в целом.

Оценка качества цифровых сигналов при интегрировании

При переходе от аналогового интегрирования к цифровому возникает ряд проблем, связанных с представлением сигналов на выходе АЦП в зоне малого сигнала.

В первую очередь на значение интеграла влияет смещение на выходе АЦП, вызванное температурным дрейфом компонентов АЦП, что, в конечном счете, может привести к выходу интегратора на ограничение. Вторым фактором является наличие в полезном сигнале шума на входе АЦП и собственно в схеме АЦП, конечная частота дискретизации и случайная корреляция точек дискретизации с кривой сигнала шума. Чем меньше частота дискретизации, тем вероятнее неравномерное считывание положительных и отрицательных точек в сигнале шума, в результате чего на выходе АЦП появляется паразитный сигнал смещения. Этот сигнал

Рассматриваются проблемы интегрирования цифровых сигналов в быстродействующих микропроцессорных системах управления реального времени. Приводятся алгоритмы и программная реализация на языке ассемблера. Даются примеры реализации различных методов интегрирования в микропроцессорных комплексах, успешно эксплуатируемых на энергетических объектах нашей страны.

может давать при непрерывном интегрировании или однополярное приращение вплоть до превышения разрядности представления интеграла или раскачивать интегратор с низкой частотой вслед за изменением полярности указанного смещения, тем самым, вводя значительное возмущение в интегрирование полезного сигнала.

На рис. 1 показан цифровой сигнал на выходе АЦП при нулевом полезном сигнале на входе, в котором присутствует аппаратное смещение и неравномерность считывания положительных и отрицательных значений сигнала шума.

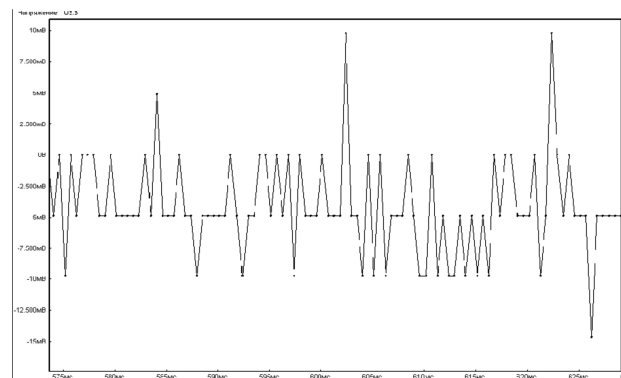


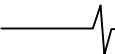
Рис. 1. Дискретное представление на выходе АЦП входного нулевого сигнала

Способы получения «правильного» результата интегрирования

Для устранения влияния качества сигнала на результат интегрирования применяются различные методы отстройки от паразитных сигналов - это применение фильтров, или методы статистической обработки сигналов (если позволяет быстродействие системы), или методы специального интегрирования. Все зависит от конкретной задачи, где требуется интегрирование цифрового сигнала.

Рассмотрим некоторые из этих задач, которые иллюстрируют разный подход к задаче интегрирования:

А) Использование интегрального звена в системах



фазо-импульсного управления и регулирования для реализации пропорционально - интегрального или чисто интегрального закона регулирования;

Б) Использование интегрального звена в измерительных системах.

В первом случае основной целью является достижение устойчивого процесса регулирования, во втором случае, как правило, ставится задача восстановления исходного измеряемого сигнала, если первичный датчик формирует сигнал производной от исходного сигнала (например: катушка Роговского, используемая в качестве датчика тока).

В цифровых системах фазо-импульсного управления тиристорными преобразовательными блоками, в частности мощными выпрямительно-инверторными блоками для передачи энергии по постоянному току, применяется пропорционально-интегральный закон регулирования постоянного тока.

Здесь функцию чувствительного элемента выполняет пропорциональное звено, а в задачу интегратора входит инерционное формирование астатической составляющей сигнала фазо-импульсного управления на стороне выпрямителя, пропорционального углу зажигания вентилей выпрямителя (угол α), который совместно с углом опережения β на стороне инвертора и задает устойчивый режим работы преобразовательного блока.

Эта задача допускает «грубое» интегрирование, когда интегратор реагирует на относительно большие приращения возмущающих факторов. В этом случае возможно применение метода масштабирования с переходом к целочисленному интегрированию, т.е. без операций деления и умножения с плавающей запятой, что позволяет реализовать систему цифрового управления реального времени на процессорах среднего быстроедействия. С другой стороны, масштабирование снижает чувствительность системы регулирования к малым отклонениям, включающим описанные выше паразитные смещения и флуктуации, что в данном случае является положительным фактором.

В цифровых системах регулирования может быть поставлена задача прецизионного интегрирования, т.е. когда интегратор должен реагировать на минимальное изменение входного сигнала, вплоть до единицы АЦП. Это характерно для регуляторов с применением интегрального закона регулирования, как например, в системах управления статическим тиристорным компенсатором реактивной мощности (СТК), где требуется полная компенсация реактивной составляющей тока. Здесь задача интегрирования значительно сложнее и требует специальных методов интегрирования.

От интегральных звеньев, применяемых в измерительных системах энергетики, например, для преобразования сигналов от катушки Роговского, требуется достаточно точное воспроизведение первообразной от исходного дифференциального сигнала. Здесь для отстройки от паразитных сигналов смещения или низкочастотных флуктуаций на выходе АЦП, вызывающих насыщение или раскачку интегратора, можно применять алгоритм не чистого интегрирования, а алгоритм инерционного звена с частотой излома ЛАЧХ порядка

0.5...1 Гц и с частотой среза, равной промышленной частоте сети. В этом случае исключается накопление постоянной составляющей или усиление низкочастотных флуктуаций. Такая реализация полностью соответствует аппаратной реализации интегратора по классической схеме на операционных усилителях. Другим методом может быть применение двух последовательных звеньев: фильтра ФВЧ и чистого интегратора.

В обоих случаях на рабочей частоте интегратора, равной промышленной частоте сети, фазовая погрешность интегратора будет определяться отклонением ФАЧХ инерционного звена или звена ФВЧ от идеальной характеристики интегратора, т.е. в рабочей точке теоретически нельзя получить идеальную ФАЧХ интегратора, равную -90 град.

В данной статье эта проблема решается путем нестандартного использования алгоритма интегрирования «в окне», который автоматически исключает накопление аппаратного смещения на выходе АЦП и обеспечивает абсолютную точность фазовой характеристики.

Рассмотрим более подробно примеры различных методов интегрирования дискретных сигналов на основе аппарата программного целочисленного вычисления.

Интегрирование с применением масштабирования

В общем виде цифровое интегрирование производится в соответствии с выражением:

$$Y_n = Y_{n-1} + K * \frac{dt}{T} * X_n \quad (1)$$

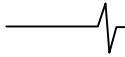
где: K – коэффициент преобразования; dt – дискрета считывания и интегрирования входного сигнала; T – постоянная времени интегрирования; X_n – дискретное значение входного сигнала на такте n ; Y_{n-1} , Y_n – значения интеграла на предыдущем и данном такте считывания и интегрирования входного сигнала.

Указанные параметры интегрирования обычно в технических требованиях заменяют общим параметром, который называют коэффициентом преобразования, масштабирования или интегрирования. Тогда выражение (1) принимает вид:

$$Y_n = Y_{n-1} + Mu * X_n \quad (2)$$

Рассмотрим реализацию данного интеграла на примере регулятора тока мощного преобразовательного блока выпрямительно-инверторной подстанции передачи постоянного тока Россия-Финляндия [1]. Этот регулятор реализован в комплексе управления, регулирования и защит мощным преобразовательным блоком типа КУРБМ (разработчик комплекса - ведущий специалист отдела систем автоматического управления ФГУП ВЭИ Александр Константинович Мазуренко, технические требования к регулированию блоком разработаны и представлены для реализации ОАО НИИПТ).

В соответствии с техническим заданием регулятор тока блока (РТБ) должен управлять фазой включения вентилей выпрямителя для поддержания среднего значения выпрямленного тока в статическом режиме с заданной точностью. Для этой цели в регуляторе использован пропорционально-интегральный закон регулирования. Пропорциональный канал обрабатывает динамические отклонения тока от расчетной уставки, а инте-



гральный канал служит для формирования астатической составляющей выходного воздействия на углы зажигания вентилей выпрямителя. Расчет угла управления (угол α) производится в соответствии с выражением:

$$ALFA_{\text{Арт}}[n] = ALFA_{\text{Апр}}[n] + ALFA_{\text{Аи}}[n], \quad (3)$$

где $ALFA_{\text{Апр}}[n]$, $ALFA_{\text{Аи}}[n]$ - пропорциональная и интегральная составляющие выходного сигнала РТБ.

Здесь нас интересует реализация интегральной составляющей управляющего воздействия РТБ, которая согласно ТЗ должна вычисляться в соответствии с выражением:

$$ALFA_{\text{Аи}}[n] = ALFA_{\text{Аи}}[n-1] + MI(t_3) \cdot (I_{\text{бл}}[n] - I_{\text{уст.исп.}}[n])$$

$$MI(t_3) = 1 \dots 5 \text{град./А} \cdot \text{с} \quad (4)$$

где: $I_{\text{бл}}[n]$ - текущее значение тока блока; $I_{\text{уст.исп.}}[n]$ - текущее значение исполнительной уставки тока блока.

$MI(t_3)$ - коэффициент преобразования управляющего воздействия в единицы представления угла зажигания.

При цифровом представлении сигналов тока и углов управления необходимо задать масштабы цифрового представления. В комплексе КУРБм для углов управления принят масштаб $M(\alpha) = 555 \text{ един./град.}$, масштаб для тока блока $I_{\text{бл}} - M(I_{\text{бл}}) = 1,65 \text{ един./А}$.

При выборе $M(I_{\text{бл}})$ учитывался разрешенный диапазон АЦП, равный в данном случае диапазону 0 - 1FFFh (или в десятичных единицах 0 - 8191един.) и требуемое максимальное значение тока. Отсюда видно, что максимальное значение тока до насыщения АЦП составляет около 5000А.

Эти данные приводятся здесь с целью расчета конкретных значений коэффициента интегрирования, исходя из заданного коэффициента преобразования $MI(t_3)$, и для последующей оценки чувствительности интегрального канала к воздействию малых отклонений тока.

Переходим к программной реализации интегрального канала.

В начале нужно получить программное значение коэффициента преобразования (назовем его MI), используя заданные в ТЗ значения MI , принятые масштабы и величину дискретизации $dt = 0.000333 \text{ с}$ (6 эл.град. частоты сети 50 Гц). При этом нашей задачей является получение целочисленного значения. Выражение для вычисления программного коэффициента MI можно представить в следующем виде:

$$MI = \Pi \{ MI(t_3) \times K_{\text{масш}} \} \quad (5)$$

где: $\Pi \{ \}$ - операция получения целочисленного значения, $MI(t_3) = 1 \dots 5 \text{ град./А} \cdot \text{с}$, $K_{\text{масш}}$ - коэффициент масштабирования, равный $K_{\text{масш}} = dt \cdot M(\alpha) / M(I_{\text{бл}}) = 0.000333 \cdot 555 / 1.65 = 0.112 [с \cdot А / \text{град.}]$.

После подстановки указанных значений в (5) получаем:

$$MI = \Pi \{ 1 \dots 5 [\text{град./А} \cdot \text{с}] \times 0.112 [\text{с} \cdot А / \text{град.}] \} = \Pi \{ 0.112 \dots 0.56 \} \quad (6)$$

Для того, чтобы перейти к целочисленному представлению коэффициента осталось выполнить операцию $\Pi \{ \}$. Если умножить диапазон значений MI на 2^8 , то получим - $MIC = MI * 2^8 = 28.7 \dots 143.3$. Если эти значения округлить (28...143), то можно перейти к целочисленным операциям. Естественно, что округленные значения будут соответствовать исходным в пропорции 1/28.7, т.е. значение $MIC = 28$ соответствует исходному значению $MI(t_3) = 0.976 \text{ град./А} \cdot \text{с}$. Соответственно, значение $MIC = 143$ соответствует значению $MI(t_3) = 4.98 \text{ град./А} \cdot \text{с}$.

Вернемся к исходному выражению (4) интегральной составляющей угла $ALFA$ и переведем его на язык ячеек и ассемблерных операций с целыми числами. Сначала зададим коэффициент и определим рабочие ячейки:

```
;коэффициент интегрального канала
;РТБ (одно из значений ряда 28...143)
MIC EQU 28
GLOBAL Alin:DWORD
GLOBAL Delta:WORD
;интегральная составляющая угла alpha.
Alin    dd    0h
;текущее отклонение тока блока от уставки
Delta   dw    0h
```

Исходя из этого, выражение (4) трансформируется в расчетную формулу путем следующих преобразований:

$$ALFA_{\text{Аи}}[n] = ALFA_{\text{Аи}}[n-1] + MI(t_3) \times (I_{\text{бл}}[n] - I_{\text{уст.исп.}}[n])$$

$$ALIN(n) = ALIN(n-1) + MI \cdot DELTA(n). \quad (7)$$

Теперь умножаем все члены этого уравнения на 2^8 , что соответствует операции сдвига содержимого ячейки на 8 разрядов влево:

$$ALIN \cdot 2^8 = ALIN \cdot 2^8 + MI \cdot 28 \cdot DELTA \quad (8)$$

Нетрудно заметить, что $MI * 2^8 = MIC$, тогда, учитывая, что конечное значение интегральной составляющей, нужно уменьшить в 2^8 раз, получим окончательный алгоритм расчета интегральной составляющей угла:

$$ALIN * 28 = ALIN * 2^8 + MIC * DELTA$$

$$ALIN = (ALIN * 28) / 28 \quad (9)$$

Из алгоритма следует, что накопление интегральной суммы производится в формате $ALIN \cdot 2^8$. А для получения выходного значения необходимо результат в ячейке $ALIN$ уменьшить в 256 раз, т.е. сдвинуть на 8 бит вправо. В операторах ассемблера расчет интегральной составляющей выглядит следующим образом:

Расчет интегрального канала

```
; загрузка ALIN(n-1) в регистр ebx
mov     ebx, alin
; загрузка DELTA(n) в регистр eax
mov     ax, delta
; (DELTA исходно рассчитывается в
; формате слова - это операция перевода в
; формат двойного слова)
cwde

; MIC*DELTA
imul   eax, MIC
; ALIN(n-1) + MIC*DELTA --> ebx
add    ebx, eax
; спасение интегральной составляющей
; в формате ALIN*2^8.
mov    alin, ebx
```

Как видно из этого фрагмента, хранение и расчет интегральной составляющей производится в формате $ALIN \cdot 2^8$. Когда требуется получение реального угла, выполняется операция:

```
movzx  eax, alin
shr    eax, 8.
```

В то же время при сравнении интегральной составляющей с ограничениями критерии ограничения можно задавать в формате $(*2^8)$, тем самым исключая лишние операции преобразования.

Этот метод интегрирования предложен разработчиком комплекса КУРБм А. К. Мазуренко и назван им интегрированием с масштабированием коэффициентов интегрирования.

Данный метод можно отнести к «грубому» интегрированию, поскольку сам принцип масштабирования делает его нечувствительным к малым входным воздействиям. Покажем это на простом примере:

Допустим, исходно $ALIN \cdot 2^8(n-1) = 256000$, приращение $DELTA(n) = +2$ ед. АЦП, коэффициент $MIC = 28$. Исходный реальный угол равен, соответственно, $ALIN(n-1) = 256000 / 256 = 1000$. Новое значение угла равно – $ALIN(n) = (256000 + 28 \cdot 2) / 256 = 1001$, т.е. интеграл с масштабированием не чувствителен к малым приращениям входного сигнала.

Здесь, однако, надо заметить, что в 12-ти фазном преобразовательном выпрямительном блоке, состоящем из 2-х последовательно включенных 6-ти фазных выпрямителей, смена вектора импульсов в статическом режиме производится через каждые 30 эл. град. Так как дискрета работы комплекса составляет 6 эл. град., а накопление интеграла на каждом такте производится в формате $ALIN \cdot 2^8$, то преобразование интеграла для выдачи реального угла в статике выполняется только на пятом такте. Тогда при условии, что на пяти тактах входное воздействие не изменилось, в момент преоб-

разования приращение интеграла составит $28 \cdot 2 \cdot 5 = 280$, и новое значение угла будет равно:

$$ALIN(n) = (256000 + 28 \cdot 2 \cdot 5) / 256 = 1001.$$

Выходное значение интегральной составляющей изменилось всего лишь на 1 единицу цифрового представления угла ($M(\alpha) = 555$ ед. / град.). Однако в данном регуляторе нечувствительность интегрального канала к малым воздействиям является положительным фактором, поскольку по принципу работы выпрямительно-инверторного блока интегральные каналы выпрямителя и инвертора за счет своей инерционности стабилизируют работу блока в заданной рабочей точке выпрямительно-инверторной характеристики блока. На рис. 2 показана (в качестве иллюстрации устойчивого процесса регулирования выпрямительно-инверторного преобразовательного блока в переходных режимах) осциллограмма сигналов интегрального и пропорционального каналов регулятора РТБ при включении блока в работу.

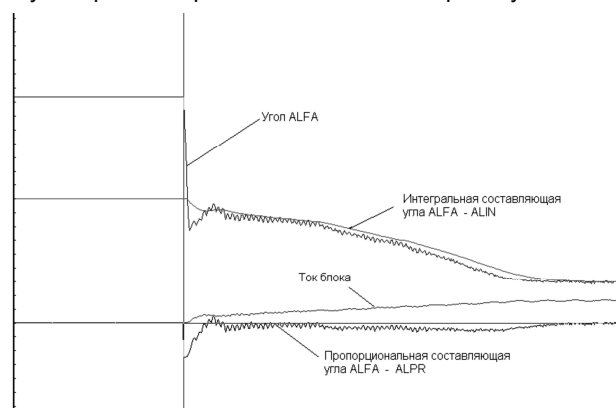
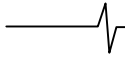


Рис. 2. Работа интегрального и пропорционального каналов регулятора тока блока РТБ при включении блока в работу

Метод двойного интегрирования

Совсем другие требования предъявляются к интегратору в статическом компенсаторе реактивной мощности (СТК).

Как известно, СТК предназначен для компенсации индуктивной нагрузки. Для грубой компенсации индуктивной нагрузки в СТК устанавливают секционно управляемые конденсаторные батареи, а для точного отслеживания колебаний реактивной мощности со скоростью до долей периода используется фазоуправляемая тиристорно-реакторная группа (ТРГ). Спонтанные колебания реактивной мощности на фоне плавно меняющейся статической составляющей реактивной мощности, характерные, например, для электроплавильных печей металлургических заводов, компенсируются СТК путем изменения фазы включения тириستоров ТРГ, тем самым, сводя к нулю суммарную реактивную мощность индуктивной нагрузки, конденсаторной батареи и реакторов ТРГ. В качестве органа регулирования и управления здесь идеально подходит простой астатический регулятор, интегрирующий с заданной постоянной времени реактивную составляющую тока нагрузки и использующий в замкнутом контуре результат интегрирования в качестве угла управления тиристорами. Любое отклонение реактивной составляющей тока вызывает изменение



фазы угла управления в сторону компенсации этого отклонения.

Опыт разработки цифровой системы регулирования и управления СТК на базе простых процессоров (без сопроцессоров) показал необходимость специальных методов реализации прецизионного целочисленного интегратора с дробным коэффициентом интегрирования, способного реагировать на единичные изменения сигнала реактивной составляющей тока нагрузки. Не чувствительность интегратора к малым отклонениям приводила к низкочастотной раскачке СТК. С другой стороны это же явление было связано с неравномерностью считывания и накопления паразитных сигналов шума из-за достаточно большого интервала между точками съема сигналов.

Для повышения чувствительности целочисленного интегратора с дробными коэффициентами интегрирования автором статьи был предложен и разработан метод двойного интегрирования, а для отстройки от сигналов шума специальный алгоритм интегрирования. Метод двойного интегрирования принципиально отличается от интегрирования с масштабированием именно за счет наличия 2-х интеграторов. Рассмотрим исходную формулу интегрирования (2):

$$Y_n = Y_{n-1} + Mu \cdot X_n, \text{ где } Mu < 1. \quad (10)$$

Предположим для наглядности $Mu=0.1$. Очевидно, что целочисленный интеграл Y_n изменит свое значение только при $X_n \geq \pm 10$. При интегрировании с масштабированием уход от дробных коэффициентов, как было показано выше, осуществляется путем масштабирования всего выражения и введения за счет этого целочисленного коэффициента интегрирования. Однако при этом теряется чувствительность. При двойном интегрировании операция масштабирования остается, но она реализуется неявно в момент насыщения первого интегратора и передачи масштабированной единицы от 1-го интегратора второму. Выражение для двойного интегрирования можно представить в следующем виде:

$$|Y1_n(i) = Y1_n(i-1) + X(i)| \leq 1 / Mu \quad (11)$$

$$Y2_n = Y2_{n-1} + Mu \cdot [Y1_n(i) \geq \pm 1 / Mu],$$

$$Y1_n(i) = 0,$$

Исходное уравнение интегрирования (10) разделяется на уравнения первого и второго интегралов. Первый интеграл накапливает малые приращения $X(i)$, допустим $X(i) = +1$ един. АЦП. Насыщение первого интегратора на уровне $\pm 1/Mu$ служит фактором изменения на единицу второго интегратора и сброса первого. Из уравнений (11) следует, что единицы входного параметра $X(i)$ накапливаются на тактах i только до значения $\pm 1/Mu$. При достижении указанного значения интеграл $Y2_n$ изменяется на одну единицу, а интеграл $Y1_n(i)$ сбрасывается в исходное значение 0. Временная диаграмма работы двойного интегратора при единичном воздействии на входе представлена на рис. 3.

Процесс интегрирования первого интегратора можно сделать «интеллектуальным», т.е. программа выполняет не просто операцию накопления входного сигнала, а,

кроме того, и анализирует характер изменения малого входного сигнала – его уровень и частоту смены полярности. Очевидно, что при частой хаотичной смене полярности первый интегратор с точки зрения предотвращения раскачки системы следует при каждом переходе сбрасывать в нуль, а не менять его значение путем прямого суммирования входного сигнала, повторяя все паразитные флуктуации. При редкой смене полярности сброс первого интеграла в нуль можно производить по определенному критерию накопления первого интеграла. Например, если смена полярности произошла при значении интеграла, равного $+N$, то этот факт можно запомнить, а значение интеграла сохранить неизменным. Если полярность сигнала на следующем такте восстановилась, то продолжить накопление. Если на втором такте полярность сигнала не восстановилась, то здесь в зависимости от уровня входного сигнала первый интеграл можно сбросить в нуль - при большом сигнале обратной полярности, или выполнить суммирование с уменьшением значения интеграла на величину входного сигнала и т.д.

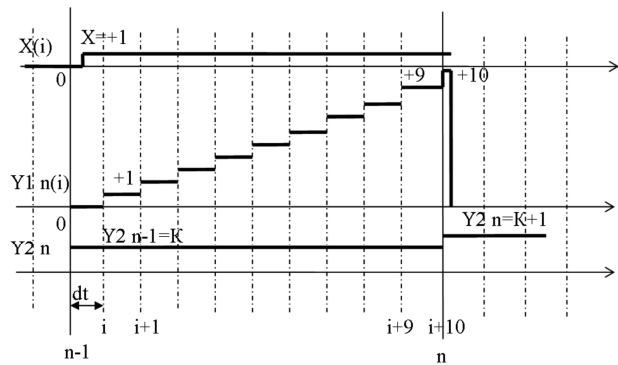


Рис. 3. Временная диаграмма работы двойного интегратора при единичном воздействии на входе интегратора

Метод «интеллектуального» интегрирования малого сигнала был предложен и реализован автором статьи при разработке программного обеспечения комплекса СТК 10 кВ для Тираспольского металлургического завода.

Рассмотрим программную реализацию интегратора СТК.

Вычисление интеграла от реактивной составляющей тока в общем виде производится по формуле:

$$INT_IR(i) = INT_IR(i-1) + (DLT30 / T_INT) \cdot dIR(i) \quad (12)$$

где: $dIR(i) = IRS(i) - YIR$ - входной сигнал интегратора, равный разности реактивной составляющей тока IRS и уставки реактивной составляющей YIR ; $DLT30$ - дискрета интегрирования, равная 30-градусному интервалу текущей частоты сети 50 Гц - рассчитывается в единицах загрузки системного таймера (в данной аппаратной реализации 1 град. частоты 50 Гц = 102 единицы). Здесь мы не учитываем влияния ухода частоты и задаем дискрету постоянной, равной значению при частоте 50 гц - $DLT30 = 30_{гр} \cdot 102_{ед.} /_{гр} = 3060_{ед.}$

T_INT - постоянная интегрирования - задается также в единицах системного таймера. Диапазон исходных значений постоянной времени интегратора был за-

дан в пределах от 3.3 мс до 66 мс. В качестве оптимальной величины по умолчанию задается $t = 6.66$ мс. Для минимизации машинных вычислений в значение T_INT включен коэффициент нормирования реактивной составляющей IRS , равный $n = 0.385$ (конкретные цифры приводятся в статье для возможности самостоятельной оценки конечных результатов расчетов).

Тогда постоянная времени равна:

$$T_INT = t[\text{мс}] / 20[\text{мс}] \cdot 360[\text{зр}] \cdot 102[\text{ед} / \text{зр}] / 0.385 = 31760 \text{ед.}$$

Интегратор должен обладать максимальной чувствительностью к входному воздействию dIR , включая единичные значения ± 1 . Однако расчет приращения интеграла непосредственно по формуле (12) для значений $DLT30 = 3060$ ед. и $T_INT = 31760$ ед. дает целочисленное значение приращения только при $dIR > 10$.

Для обеспечения требуемой чувствительности был использован метод двойного интегрирования, при котором сначала вычисляется первый интеграл от входного воздействия dIR , увеличенный на коэффициент масштабирования m для получения целочисленного приращения при $dIR = \pm 1$:

$$INT1m(i) = INT1m(i-1) + K_INTm \cdot dIR \quad (13)$$

где: K_INTm – масштабированный коэффициент интегрирования, равный –

$$K_INTm = DLT30 / T_INT \cdot m.$$

Ниже приведены значения K_INTm для всего диапазона разрешенных значений постоянной времени интегратора:

$t_{\text{исх}}[\text{мс}]$	3.3	6.6	10	20	30	60
K_INTm	19	9	6	3	2	1

Коэффициент K_INTm можно привести к виду, удобному для расчета по заданной постоянной времени $t_{\text{исх}}$: $K_INTm = 64 / t_{\text{исх}}$.

После вычисления интеграла $INT1m(i)$ производится демасштабирование его значения, и в случае получения целочисленного значения производится вычисление выходного интеграла:

$$INT_IR(n) = INT2(n) = INT2(n-1) + INT1mi / m. \quad (14)$$

Алгоритм интегрирования реактивной составляющей токов линии методом двойного интегрирования включает следующую последовательность операций:

А) Вычисление отклонения реактивной составляющей от уставки - $dIR = IRS - YIR$;

Б) Фильтрация отклонения методом усреднения нового и старого значения - $dIR = (dIR + dIRP) / 2$;

В) Интегрирование рассогласования dIR по формуле:

$$INT1_M = INT1_M + k \cdot dIR, \quad (15)$$

если $dIR > 0$, $dIRP \geq 0$

$$\text{или } dIR < 0, dIRP \leq 0$$

$$INT1_M = 0, \text{ если } dIR \text{ поменяла знак,}$$

Как видно из (15), при расчете первого интеграла $INT1_M$ рассогласование dIR контролируется на

смену знака приращений - при этом интегратор сбрасывается в нуль. При устойчивом однополярном рассогласовании dIR , что говорит о выходе малого сигнала из зоны разнополярных флуктуаций, осуществляется прямое интегрирование этого рассогласования. Этот алгоритм оказался достаточным для отстройки от накопления аperiodических сигналов шума в режиме интегрирования малого сигнала, поэтому критерий уровня накопления и специальные операции с интегратором, о котором говорилось выше, в данной программной реализации оказались излишними.

Г) Далее следуют операции вычисления второго выходного интеграла - полученное значение в ячейке $INT1_M$ делится на коэффициент масштабирования $m = 100$, результат деления проверяется на 0.

Если результат равен нулю, то выходное значение интеграла INT_IR не изменяется, а 1-ый интеграл сохраняет текущее значение.

Если результат отличен от нуля, то он суммируется с текущим значением второго интеграла INT_IR , при этом первый интеграл сбрасывается в 0;

Д) Значение второго интеграла проверяется на нижнее и верхнее ограничения, соответствующие предельным углам включения тиристорных реакторных групп СТК, после чего с учетом ограничений записывается в выходную ячейку INT_IR .

Ниже приводится текст программы двойного интегрирования реактивной составляющей тока линии (за исключением реализации пункта Д):

```

;== Программа вычисления угла
; управления ТРГ СТК
;--- вычисление отклонения
; реактивной составляющей тока dIR=IRS-YIR
MOV AX,IRS
SUB AX,YIR
;--- фильтрация методом усреднения
; dIRP- память старого значения dIR
ADD AX,dIRP
; в AX - новое усредненное
; значение dIR
SAR AX,1
;--- вызов старого рассогласования
; в рег.ВХ и спасение нового
MOV BX,dIRP
MOV dIRP,AX
;--- проверка знака dIR (последняя операция
;SAR AX,1 выставила арифметические
; флаги нового приращения)
; новое dIR=0
; - выход без изменения интеграла
JZ OUT_PR
JNS PR6 ; новое dIR>0
;--- новое dIR<0,
; проверка знака старого приращения dIRP
SUB BX,0
; dIRP<=0, dIR<0 - знак не изменился
JLE PR1
;--- при dIRP>0 и dIR<0 сброс 1-го интегратора,
;так как изменился знак dIR

```

```

MOV     INT1_M,0
JMP     OUT_PR                OUT_PR:        ;выход из программы

PR1:
;---Вычисление 1-го интеграла
MOV     BX, K_INT
; приращение K_INT* dIR в AX
IMUL   BX
ADD     AX, INT1_M
; AX = новое значение INT1_M
MOV     INT1_M, AX
;--- Вычисление 2-го выходного интеграла
; путем деления первого
; интеграла INT1_M на коэффициент
; масштабирования m и сложения результата
; деления со значением 2-го интеграла
; при одновременном сбросе 1-го интеграла
;--- подготовка расширения в регистровой
; паре DX,AX перед операцией деления
; на коэффициент масштабирования -
; если знак INT1_M отрицательный
JS      PR2
; если знак INT1_M положительный
MOV     DX, 0
JMP     PR3
PR2:    MOV     DX,0FFFFh
PR3:
; деление INT1_M /m, m =100
MOV     BX,100
; результат деления в AX
IDIV   BX
; проверка приращения на вел.>1
CMP     AX,1
JL      PR4
; сброс 1-го инт., если приращ.>1
MOV     INT1_M, 0
JMP     PR5
; проверка приращения на вел.<-1
PR4:    CMP     AX,-1
JG      PR5
сброс 1-го инт., если приращ. <-1
MOV     INT1_M, 0;
; новое знач. INT_IR в AX
PR5:    ADD     AX, INT_IR

;спасение интеграла INT_IR
MOV     INT_IR,AX;
JMP     OUT_PR

PR6:
;--- новое dIR>0,
;проверка знака старого приращения dIRP в BX
SUB     BX,0
; dIRP>=0, dIR>0 - знак
;приращений не изменился -
; переход на вычисление
;1-го интеграла
JGE     PR1

;--- сброс 1-го интеграла при dIRP<0,dIR>0
; - смена полярности
MOV     INT_M, 0

```

Следует учесть, что данная программа не является окончательным вариантом для всех случаев применения метода двойного интегрирования и может быть доработана для получения требуемой реакции интегратора на входные воздействия с определенным уровнем и характером помех в зоне малого полезного сигнала.

Метод интегрирования «в окне»

В тактовых системах реального времени этот алгоритм позволяет отслеживать изменение входного параметра в каждой точке считывания в виде усредненного интегрального значения, обеспечивая при этом автоматическую фильтрацию флуктуаций и сглаживание отдельных пиковых выбросов. Под понятием «окна» подразумевается циклический интервал считывания входного сигнала с заданным числом точек считывания N .

В общем виде алгоритм интегрирования в окне можно представить выражением:

$$\begin{aligned}
 j &= n \\
 V_{инт.}[n] &= \sum |V_j| \\
 j &= n - N
 \end{aligned} \quad (16)$$

На каждом такте n в окне из N считываний вычисляется текущее интегральное значение параметра в виде суммы модулей N мгновенных значений – $V(n-N) \dots V(n)$, из которых модуль $V(n)$ – текущее значение входного сигнала, а остальные составляют сумму всех старых значений считываний минус старое значение на такте n .

Для программной реализации этого метода требуется буфер для хранения циклической последовательности всех значений параметра для N считываний и указатель такта считывания. По указателю n из буфера берется старое значение параметра, оно вычитается из текущего интеграла. Новое значение параметра на такте n прибавляется к интегралу и одновременно записывается в буфер. Таким образом, на каждом такте интеграл отслеживает текущее изменение входного параметра. Интегрируя в окне токи и напряжения сети на интервале, равном периоду частоты сети, можно простым способом получить интегральные и средние значения этих величин взамен вычисления среднеквадратичных действующих значений, требующих больших массивов значений и сложных математических операций.

Указанный метод можно использовать в измерительной технике для преобразования дифференциального сигнала в интегральный. Эта задача стоит при применении в качестве датчика тока катушки Роговского, на выходе которой формируется сигнал напряжения, пропорциональный производной от измеряемого тока: $U_{p2} = dI_{p2} / dt$.

Метод интегрирования в окне с целью преобразования сигналов на выходе катушки Роговского был предложен, программно реализован и исследован сотрудником ФГУП ВЭИ Тарасом Владимировичем Собакарем.

Рассмотрим проблемы, с которыми приходится сталкиваться при преобразовании сигналов на выходе ка-



тушки Роговского, и основное отличие применения метода интегрирования в окне в данном случае.

Дело в том, что к интегральному преобразованию, применяемому в измерительных системах на объектах энергетики, предъявляются довольно высокие требования к фазовой погрешности преобразования. При аппаратной и программной реализации интеграторов приходится учитывать наличие паразитных сигналов смещения или низкочастотных флуктуаций, возникающих на выходе АЦП, которые приводят или к насыщению, или раскачке интегратора. Для решения этой проблемы приходится отказаться от чистого интегрирования и применять алгоритм инерционного звена с частотой излома ЛАЧХ порядка 0.5...1 Гц и с частотой среза, равной промышленной частоте сети. Другим методом может быть применение двух последовательных звеньев: фильтра ФВЧ и чистого интегратора.

В обоих случаях на рабочей частоте интегратора, равной промышленной частоте сети, фазовая погрешность интегратора будет определяться отклонением ФАЧХ инерционного звена или звена ФВЧ, т.е. в рабочей точке теоретически нельзя получить идеальную ФАЧХ интегратора, равную – 90 гр.

Реализация программного интегратора методом интегрирования в окне решила обе проблемы – этот метод исключает бесконечное накопление паразитного смещения, поскольку интегрирование ведется на конечном временном интервале, и устраняет фазовую погрешность, так как метод сохраняет фазовую характеристику идеального интегратора, равную – 90 град.

В чем особенности применения интегрирования в окне для катушки Роговского по сравнению с первым случаем применения этого метода?

Основное отличие - интегрирование проводится на полупериоде рабочей частоты, интегрируется непосредственно сигнал, а не его модуль.

Поскольку первичное интегрирование накапливает смещение на выходе АЦП только в течение полупериода, то смещение на выходе интегратора не превышает сумму смещений в точках дискретизации на полупериоде. На остальных интервалах интегрирования, как было показано выше, производится замена в каждой точке интегрирования старого значения на новое, поэтому суммарное смещение не увеличивается. Величина смещения, накопленная за полупериод практически не влияет на амплитудную погрешность преобразования. Кроме того, это смещение можно вычислить и производить корректировку значения интегратора в процессе работы.

Этот метод дает максимальную точность по амплитуде преобразования, когда точки дискретизации синхронизированы с частотой сети, т.е. на каждом полупериоде мы имеем одинаковое и постоянное число точек интегрирования при любом уходе частоты от значения 50 Гц. Однако исследования показали, что в пределах допустимого ухода частоты сети 49...51 Гц погрешность интегрирования сигнала Роговского не превышает 0.5%.

При симметричном двухполярном входном сигнале интегрирование в окне идеально воспроизводит форму первообразной от дифференциального сигнала на выходе катушки Роговского. При аperiodических всплесках, которые характерны для аварийных процессов в сетях, интегрирование в окне, равном полупериоду частоты сети, теоретически может исказить форму выходного сигнала, однако это искажение практически не влияет на амплитуду и скорость нарастания сверхтоков, а, следовательно, на временные характеристики срабатывания устройств защит.

Очевидно, что при использовании датчиков Роговского и данного метода преобразования в измерительных системах необходимо цифровое преобразование синхронизировать с частотой сети.

Описанное преобразование сигнала на выходе катушки Роговского с помощью метода интегрирования в окне нашло свое применение при разработке цифрового измерителя токов и напряжения в соответствии с требованиями построения цифровой подстанции стандарта МЭК 61850 [2].

Заключение

Материал, изложенный в статье, имеет практическую ценность для специалистов, занимающихся программированием быстродействующих микросистем управления реальным временем, и, в частности, для молодых специалистов, которые достаточно свободно ориентируются в языках программирования высокого уровня, но почти не знакомы с методами программирования на языке ассемблера.

Литература

1. Опыт внедрения микропроцессорной системы управления преобразователями блоками на Выборгской подстанции. Гусаковский К.Б., Змазнов Е.Ю., Катанцев С.В., Мазуренко А.К., Местергази В.А., Прочан Г.Г., Фунтикова С.Ф., Электрические станции, 2005, № 12.
2. Иванов А.С., Местергази В.А., Носик Л.П., Парфенов Д.Е., Собакарь Т.В., Чемерис В.С. Измеритель напряжения в КРУЭ на подстанциях с цифровой техникой. Доклад на XI-й Международной научно-технической конференции «Интеллектуальная электроэнергетика, автоматика и высоковольтное коммутационное оборудование».

THE SPECIAL METHODS OF PROGRAM INTEGRATION OF ADC INTEGER SIGNALS

Mastergazi V.I.

There are this article considered problems of digital signals integration in fast-acting real-time microprocessor control systems. It sites algorithms and program realization in assembler language of integration without coprocessor by scale-method and means of double integ.

УДК 621.396.96

НОВЫЙ СПОСОБ ФОРМИРОВАНИЯ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ПРИ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ НЕКЛАССИФИЦИРОВАННЫХ ВЫБОРОК НАБЛЮДЕНИЙ

Бартенев В.Г., д.т.н., профессор кафедры теоретической радиотехники и радиофизики МИРЭА, e-mail:syntaltechno@mail.ru

Гордеев А.Ю., аспирант кафедры теоретической радиотехники и радиофизики МИРЭА, e-mail:alexurgor2008@gmail.com

Ключевые слова: адаптивная фильтрация, неклассифицированная выборка наблюдений, дискретная коррелированная помеха, доплеровские фильтры, режекторные фильтры, оценка, пачка импульсов, авторегрессия, Прони, Штейглица-МакБрайда, перекрестное управление, доплеровская частота, многокомпонентная.

Введение

Борьба с дискретными коррелированными помехами при обработке неклассифицированных выборок наблюдений является одной из главнейших задач, решаемых в современных системах СДЦ. Для подавления таких помех в этих системах не могут применяться традиционные адаптивные доплеровские и режекторные фильтры, коэффициенты которых подстраиваются в зависимости от корреляционных свойств входной выборки наблюдений. Так как при формировании оценок с усреднением по пачке принимаемых импульсов формируются весовые коэффициенты, учитывающие и свойства помехи и полезного сигнала, это приводит к фильтрации как помехи, так и полезного сигнала. Поэтому в работах [1–3] был предложен и описан способ, суть которого заключается в том, что для исключения влияния полезного сигнала на оценки коэффициентов фильтра при усреднении оценок только по обрабатываемой пачке импульсов, предлагается производить формирование оценок весовых коэффициентов фильтра по неклассифицированной выборке, полученной на другой несущей частоте или другой частоте повторения. Особенности данного способа являются также использование коэффициентов авторегрессии входной выборки наблюдений в качестве весовых коэффициентов фильтра и выбор разности частот повторения или несущих частот двух выборок таким образом, чтобы разность соответствующих им доплеровских смещений частоты была бы значительно меньше доплеровских смещений частоты для каждой из выборок наблюдений. Авторегрессионный подход при формировании весовых коэффициентов позволяет эффективно фильтровать многокомпонентные помехи. Однако можно использовать и другие известные способы формирования весовых коэффициентов применяемые при параметрическом спектральном анализе высокого разрешения. В частности для обработки сигналов весьма успешно [4] применяется метод Прони, опери-

Рассмотрены способы адаптивной фильтрации неклассифицированных выборок наблюдения на основе перекрестного управления весовыми коэффициентами при формировании этих коэффициентов по методам Прони и Штейглица-МакБрайда. Приводятся результаты обработки неклассифицированных выборок наблюдения, содержащих полезный сигнал и двухкомпонентную коррелированную помеху, при использовании указанных подходов к формированию весовых коэффициентов фильтра. Приводятся результаты обработки тех же неклассифицированных выборок наблюдения, но с использованием для формирования весовых коэффициентов авторегрессионного подхода.

рующий с моделью сигнала в виде взвешенной суммы затухающих или незатухающих экспонент, в общем случае комплексных. В настоящей работе приводятся результаты применения способа фильтрации дискретных помех при использовании в качестве весовых коэффициентов адаптивного фильтра параметров модели Прони, построенной на основе входной выборки наблюдений, а также параметров, получаемых по алгоритму Штейглица-МакБрайда. При этом для фильтрации неклассифицированных выборок наблюдения, как и в способе [1], используется перекрестный ввод формируемых весовых коэффициентов. Анализ эффективности предложенного способа формирования весовых коэффициентов адаптивного фильтра производился в вычислительной среде MATLAB со следующими параметрами входной выборки наблюдений.

```
as=1; % амплитуда полезного сигнала
fs1=200; % доплер полезного сигнала, Гц для
первой выборки наблюдений
am=1; % амплитуда 1 компоненты помехи
fm1=10; % доплер 1 компоненты помехи, Гц для
первой выборки наблюдений
l1=300/500; % длина волны для первой выборки
наблюдений с несущей 500 МГц
l2=300/550; % длина волны для второй выборки
наблюдений с несущей 550 МГц
fc1=20; % доплер 2 компоненты помехи, Гц для
первой выборки наблюдений
ac=2; % амплитуда 2 компоненты помехи
vm=fm1*l1/2; fm2=2*vm/l2; % доплер 1 компоненты
помехи, Гц для второй выборки
%наблюдений
vc=fc1*l1/2; fc2=2*vc/l2; % доплер 2 компоненты
помехи, Гц для второй выборки
%наблюдений
vs=fs1*l1/2; fs2=2*vs/l2; % доплер полезного
сигнала, Гц для второй выборки
%наблюдений
```

```

%ФОРМИРОВАНИЕ ВЫБОРОК НАБЛЮДЕНИЙ
t=0:0.001:0.256; % время наблюдения 256 мсе-
кунд с тактом 1 мсек
%входной сигнал для первой выборки наблюдений
z1=ac*exp(2*fc1*pi*t*sqrt(-
1))+am*exp(2*fm1*pi*t*sqrt(-
1))+as*exp(2*fs1*pi*t*sqrt(-
1))+.1*randn(1,length(t));
%входной сигнал для второй выборки наблюдений
z2=2*exp(2*fc2*pi*t*sqrt(-
1))+am*exp(2*fm2*pi*t*sqrt(-
1))+as*exp(2*fs2*pi*t*sqrt(-
1))+.1*randn(1,length(t));
figure(1) % изображение спектра входных
сигналов для первой и второй
% выборки наблюдений
Z1=fft(z1,256);% для 1 канала
f=256*(0:127)/256;
plot(f,10*log10(abs(Z1(1:128))), 'K')
hold on
Z2=fft(z2,256);% для 2 канала
f=256*(0:127)/256;
plot(f,10*log10(abs(Z2(1:128))), 'K')
%ФОРМИРОВАНИЕ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ФИЛЬТРА
%метод Прони
%для первой выборки наблюдений
[PP1, aa1]=prony(z1,6,6);
%для второй выборки наблюдений
[PP2, aa2]=prony(z2,6,6);
%ФИЛЬТРАЦИЯ С ВЕСОВЫМИ КОЭФФИЦИЕНТАМИ
y1=filter(aa1,1,z1); % фильтрация 1 выборки
наблюдений весами 1 выборки
y2=filter(aa1,1,z2); % фильтрация 2 выборки
наблюдений весами 1 выборки
y3=filter(aa2,1,z1); % фильтрация 1 выборки
наблюдений весами 2 выборки
%Спектры после фильтрации
figure(2)
Y1=fft(y1,256);
f=256*(0:127)/256;
plot(f,10*log10(abs(Y1(1:128))), ['K','-' ])
hold on
plot(f,10*log10(abs(Z1(1:128))), ['K','--'])
figure(3) % спектр выходного сигнала
Y2=fft(y2,256);
plot(f,10*log10(abs(Y2(1:128))), ['K','-' ])
hold on
plot(f,10*log10(abs(Z2(1:128))), ['K','--'])

```

Результаты фильтрации неклассифицированных выборок наблюдений с разными несущими частотами приведены на рис. 1-3. На рис. 1 приведено спектральное представление сигналов дискретной двухкомпонентной помехи с доплеровскими частотами компонент 10Гц и 20Гц и полезного сигнала с доплеровской частотой 200Гц после фильтрации по способу, соответствующего прототипу, при использовании для фильтрации коэффициентов авторегрессии и перекрестных связей. Пунктиром показан спектр сигнала на входе. На рис. 2 приведено спектральное представление сигналов дискретной двухкомпонентной помехи с доплеровскими частотами компонент 10Гц и 20Гц и полезного сигнала с доплеровской частотой 200Гц после фильтрации с использованием перекрестного управления коэффициентами фильтрации но с применением метода Прони для формирования весовых коэффициентов фильтра. Порядок авторегрессии в случае, изображенном на рис. 1, составлял 12. Это соответствует, во-первых, числу искоемых параметров в модели Прони (см. программу выше), а во-вторых, что самое главное, позволяет при использовании авторегрессионного подхода к формированию коэффициентов фильтра максимально подавить

многокомпонентную помеху без существенного увеличения вычислительной сложности всего алгоритма.

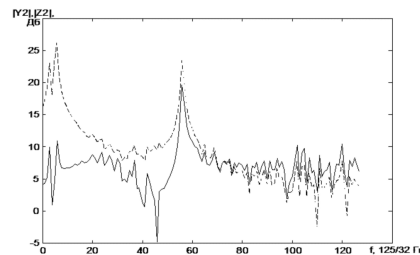


Рис. 1 Спектры входного и выходного сигналов после фильтрации по методу прототипа

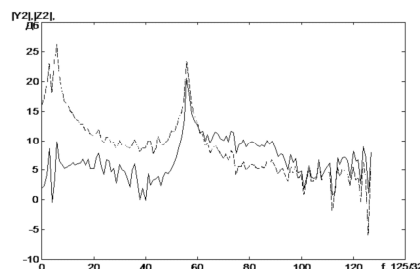


Рис. 2 Спектры входного и выходного сигналов после фильтрации по методу Прони

Из рис. 1 и рис. 2 видно, что в случае использования вместо авторегрессионного подхода метода Прони для формирования коэффициентов адаптивного фильтра происходит уменьшение уровня коррелированной помехи (обеих компонент) по отношению к уровню полезного сигнала примерно на 3 дБ.

Значительно лучших результатов в плане подавления многокомпонентной коррелированной помехи можно добиться за счет применения вместо методов Прони и авторегрессии итерационного алгоритма Штейглица-МакБрайда, используя во всем остальном все тот же запатентованный метод перекрестного управления коэффициентами фильтрации. В этом случае в приведенной выше программе строку, где происходит формирование коэффициентов фильтра по методу Прони [PP1, aa1] = prony(z1, 6, 6) и [PP2, aa2] = prony(z2, 6, 6,) следует заменить на выражения [PP1, aa1] = stmcb(z1, 4, 5) и [PP1, aa1] = stmcb(z1, 4, 5) соответственно. Числа 4 и 5, обозначающие соответственно число искоемых параметров числителя и знаменателя в выражении, описывающем в общем случае передаточную функцию некоторой системы

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b(1) + b(2)z^{-1} + \dots + b(nb+1)z^{-nb}}{a(1) + a(2)z^{-1} + \dots + a(na+1)z^{-na}}, \quad (1)$$

а в нашем случае – саму выборку наблюдений, были выбраны экспериментально из критерия максимального подавления многомодовой коррелированной помехи. Результаты работы программы с использованием алгоритма Штейглица-МакБрайда приведены на рис. 3. Пунктиром, как и ранее, обозначается спектр исходного сигнала на несущей частоте 500МГц.

Как видно из рис. 3, уровень одной из мод двухмодовой помехи снижен до 3дБ, а второй – до минимального значения, что показывает явное преимущество предлагаемого алгоритма над алгоритмами формирования весовых коэффициентов адаптивного фильтра, предложенными в работах [1–3].

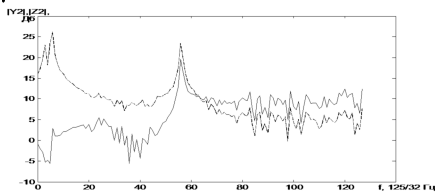


Рис. 3. Спектры входного и выходного сигналов при перекрестном управлении коэффициентами фильтрации, вычисляемыми по алгоритму Штейглица-МакБрайда

Это очевидно, поскольку при формировании коэффициентов a и b в выражении (1) не ставится цель точного совпадения со значениями ограниченного набора отсчетов импульсной характеристики, а в нашем случае – самой выборки наблюдений, как например, при использовании функции *prony*, а происходит вычисление величин, близких к опорным значениям в среднеквадратичном смысле. Помимо этого, функция *prony* не делает никаких предположений о значениях импульсной характеристики (выборки) за пределами заданного фрагмента, в то время как функция *stmcb* минимизирует квадратичную ошибку воспроизведения заданной бесконечной импульсной характеристики (выборки), при этом по окончании явно заданного фрагмента она считается равной нулю. В результате, точного соответствия отсчетов заданной и полученной импульсных характеристик (выборки) не наблюдается (за исключением первого), зато ошибка воспроизведения характеристики «размазана» по отсчетам более равномерно [5]. Правда, несколько повышается уровень некоррелированного шума в области за доплеровской частотой полезного сигнала, как и в случае использования метода, но для решаемой здесь задачи это несущественно.

Аналогичных результатов при использовании всех вышеуказанных технологий формирования коэффициентов адаптивного фильтра и при применении способа перекрестного управления этими коэффициентами можно добиться и для случая двух выборок наблюдений с одинаковой несущей частотой, но имеющих разные частоты повторения. Полученные результаты приведены на рис. 4-6.

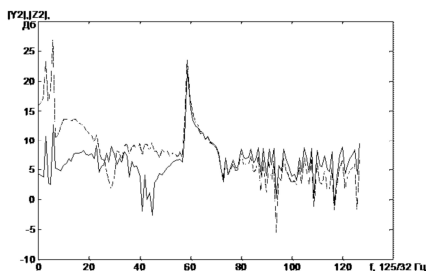


Рис. 4. Спектры входного и выходного сигналов при перекрестном управлении коэффициентами фильтрации, вычисляемыми авторегрессионным методом, для выборок с разными частотами повторения

Исходя всех полученных в ходе данной работы результатов, можно сделать вывод, что применение итерационного алгоритма Штейглица-МакБрайда для формирования коэффициентов адаптивного фильтра является наиболее эффективным методом подстройки этих коэффициентов для подавления многокомпонентных коррелированных помех при фильтрации неклассифицированных выборок наблюдения.

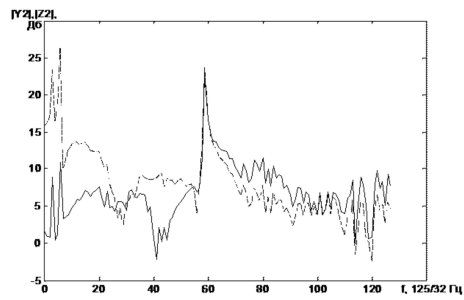


Рис. 5. Спектры входного и выходного сигналов при перекрестном управлении коэффициентами фильтрации, вычисляемыми по методу Прони, для выборок с разными частотами повторения

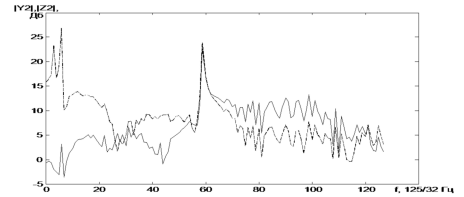


Рис. 6. Спектры входного и выходного сигналов при перекрестном управлении коэффициентами фильтрации, вычисляемыми по алгоритму Штейглица-МакБрайда, для выборок с разными частотами повторения

Литература

1. Бартенев В.Г. Способ адаптивной фильтрации дискретных помех. Патент по заявке № 2007101649 от 17.01.07. Публикация ФМПС в Бюл. №21 от 27.07.08.
2. Бартенев В.Г. Адаптивная фильтрация неклассифицированных выборок наблюдения. // Современная электроника. 1989, №3, С. 68-71.
3. Бартенев В.Г. Адаптивный решетчатый фильтр для подавления дискретных коррелированных помех. Доклад на 10-й Международной конф. DSPA-2008. Москва, 26-28 марта, 2008.
4. Никитин А.В. Спектральное оценивание периодических сигналов на основе алгоритма Прони // Сборник трудов молодых ученых и студентов ВолГУ. Волгоград: Издательство ВолГУ. 1995. С. 231-233.
5. <http://matlab.exponenta.ru/signalprocess/book2/index.php#6>.

THE NEW METHOD OF THE WEIGHTS FORMING FOR ADAPTIVE FILTERING OF UNCLASSIFIED OBSERVATION SAMPLES

Bartenev V.G., Gordeev A.Y.

The unclassified samples of observations' adaptive filtering techniques based on weights cross management are considered when these weights are formed with Prony and Steiglitz-McBride using methods. The results of unclassified samples of observations, containing useful signal and two-component correlated interference, processing when using the abovementioned filter weights formation techniques are provided in the article. For the filtering efficiency comparison the results of the same unclassified samples of observations' processing with autoregression approach usage for the filtering weights forming are also provided.

ИНФОРМАЦИЯ

14-я Международная научно-техническая конференция и выставка «ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЁ ПРИМЕНЕНИЕ -DSPA'2012»

Отвечая целям и задачам консолидации и поддержки отечественных ученых и специалистов, работающих в области передовых информационных технологий реального времени, расширения международных научных связей и содействия внедрению высоких наукоемких технологий XXI века, Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи имени А.С. Попова совместно с компанией «AUTECH.Ltd» при поддержке РФФИ и при участии Федерального агентства по промышленности РФ, Министерства образования и науки РФ, Российской секции IEEE Signal Processing Society, Института радиотехники и электроники РАН, Института проблем управления РАН, ЗАО «МНИТИ», МГТУ им. Н.Э. Баумана, МТУСИ, МАИ, МЭИ и других ведущих российских вузов и организаций, провели 28 – 30 марта 2012 г. в ИПУ РАН 14-ю Международную научно-техническую конференцию и выставку: «Цифровая обработка сигналов и её применение- DSPA'2012». В работе конференции и выставки приняли участие свыше 1000 человек из 33 городов России и стран СНГ, а также представители ряда стран дальнего зарубежья.



Работа конференции проходила по семи секциям: «Теория сигналов и систем» (19 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.С. Шинаков, д.т.н., профессор М.С. Немировский); «Теория и методы цифровой обработки сигналов» (26 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.А. Брюханов, д.т.н. В.И. Джиган); «Обработка сигналов в системах телекоммуникаций» (36 докладов, руководитель - д.т.н., профессор Ю.Н. Прохоров); «Обработка сигналов в радиотехнических системах» (28 докладов, руководители – д.т.н., профессор Ю.Г. Сосулин, к.т.н., профессор В.С. Сперанский); «Обработка и передача изображений» (35 докладов, руководители – д.т.н., профессор В.П. Дворкович, д.т.н. А.В. Дворкович); «Обработка измерительной информации» (12 докладов, руководитель – к.т.н., профессор Ю.В. Скачко); «Проектирование и техническая реализация систем ЦОС» (20 докладов, руководитель – д.т.н., профессор В.В. Вигязев); На конференции было заслушано около 180 докладов, по материалам которых изданы «Труды Конференции» в 2-х томах, общим объемом 506 страниц.

В своем приветствии участников конференции Председатель Международного комитета, академик РАН Ю.В. Гуляев, в частности, отметил: «Трудно переоценить масштабность и значимость цифровых информационных технологий обработки сигналов во всех сферах человеческой деятельности, начиная с бытовой техники, средств телекоммуникаций и

заканчивая новейшими разработками в области военных технологий. Интернет, мобильная связь, цифровое телерадиовещание – это лишь небольшой пример практического использования методов и техники ЦОС. Мир во многом стал цифровым. Поэтому не случайно, наша Конференция и Выставка в течение трех дней работы собирает более 1000 участников... Уверен, что успешная работа конференции и выставки «DSPA'2012» станет новым весомым вкладом в эффективное решение проблем цифровых технологий реального времени и даст новый толчок к широкому практическому использованию методов и техники DSP в таких областях, как связь и системы управления, радиотехника и электроника, акустика и сейсмология, радиовещание и телевидение, измерительная техника и приборостроение».

На пленарном заседании, в день открытия конференции, были заслушаны 5 докладов, в которых нашли отражение вопросы теории и практики построения и внедрения в РФ систем цифровой видеоконференцсвязи, картографирования земной поверхности путем автоматического совмещения радиолокационных и оптических изображений, повышения от-



казоустойчивости и безопасности систем цифровой обработки сигналов в критических приложениях, развития отечественных суперкомпьютеров и «систем на кристалле».

На заключительном заседании, которое открыл Председатель Национального оргкомитета, чл.-корр. РАН Ю.Б. Зубарев, после обсуждения итогов работы конференции и выработки соответствующего решения, состоялось награждение молодых ученых и специалистов за лучшие доклады по каждой из секций.

Следующая, 15-я Международная конференция и выставка «DSPA'2013», состоится ориентировочно в марте 2013 г. в г. Москва, ИПУ РАН.

По материалам прошедшей Конференции редакции научно-технических журналов «Цифровая обработка сигналов», «Электросвязь» и «Радиотехника» планируют в 2012 году ряд тематических выпусков, и в первую очередь: «Цифровая обработка изображений» «Цифровая обработка сигналов в системах телекоммуникаций», «Цифровая обработка сигналов в радиотехнических системах». Начиная с 2010 года на страницах журнала «Цифровая обработка сигналов» открыта новая рубрика: «Первые шаги в науке». Предполагается, что новая рубрика будет комплектоваться главным образом материалами, представленными молодыми учеными – победителями конкурса на лучший доклад, проведенного на 14-й МНТК «DSPA'2012».