

ЦИФРОВАЯ БРАБОТКА СИГНАЛОВ

3/2004

НАУЧНО - ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ



$$\mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}(k) = \boldsymbol{\chi}^{-1} \mathbf{R}_N(k) \mathbf{p}_N(k)$$

$$\delta_{\mathbf{p}\mathbf{p}}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}^H(k) \xi_{\mathbf{p}\mathbf{p}}(k)$$

АДАПТИВНАЯ ОБРАБОТКА

$$\delta_{\mathbf{p}\chi}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi}^H(k) \xi_{\mathbf{p}\chi}(k)$$

КОМПРЕССИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

$$\delta_{\chi\chi}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi}^H(k) \boldsymbol{\chi}_N(k)$$

БАНКИ ФИЛЬТРОВ

$$\delta_{\mathbf{p}\chi}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}^H(k) \boldsymbol{\chi}_N(k)$$

ДЕМОДУЛЯЦИЯ СИГНАЛОВ

$$\delta_{\mathbf{p}\chi}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}^H(k) \boldsymbol{\chi}_N(k) \text{ или } \delta_{\mathbf{p}\chi}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\chi}^H(k) \xi_{\mathbf{p}\chi}(k)$$

$$\rho_{N,\mathbf{p}}^{-1}(k) = 1 + \delta_{\mathbf{p}\mathbf{p}}(k)$$

$$\rho_{N,\chi}^{-1}(k) = 1 + \delta_{\chi\chi}(k)$$

$$\Delta(k) = \varphi_{N,\mathbf{p}}^{-1}(k) \varphi_{N,\chi}^{-1}(k) - \delta_{\mathbf{p}\chi}(k) \delta_{\mathbf{p}\chi}^*(k)$$

$$\mathbf{g}_{N,\mathbf{p}}(k) = [\varphi_{N,\chi}^{-1}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}(k) - \delta_{\mathbf{p}\chi}^*(k) \mathbf{t}_{N,\chi}(k)] \Delta^{-1}(k)$$

$$\mathbf{g}_{N,\chi}(k) = [\varphi_{N,\mathbf{p}}^{-1}(k) \mathbf{t}_{N,\chi}(k) - \delta_{\mathbf{p}\chi}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}(k)] \Delta^{-1}(k)$$

$$\mathbf{R}_N^{-1}(k) = \boldsymbol{\chi}^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) - \mathbf{g}_{N,\mathbf{p}}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}}^H(k) - \mathbf{g}_{N,\chi}^H(k) \mathbf{t}_{N,\chi}(k)$$



9 771684 263005 >

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 3(12)/2004

Издается с 1999 года
Выходит четыре раза в год

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР
Ю.Б. ЗУБАРЕВ

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

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

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

Адрес редакции:
107241 Москва, Щелковское ш., 23А
Тел.: (095) 290-9088
Факс: (095) 290-9085
E-mail: editor@dspa.ru
http://www.dspa.ru

Для писем:
129090 Москва, а/я 48.

Изатель:

КБ волоконно-оптических приборов
Ответственный редактор: Д.А. Задворнов
Контрольный редактор: С.Х. Мамиева
Дизайн и верстка: И.С. Дороднова

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

Подписано в печать 15.09.2004.
Формат 60x90/8.
Гарнитура «Pragmatica C». Печать офсетная.
Бумага мелованная. Печ.л. 7,0. Тираж 1000 экз.
Заказ № 256. Отпечатано в
ООО «Типография Принтхаус»
Москва, ул. Вавилова, вл. 9а, стр. 7,
тел.: 132-7218, 105-0798.

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

В НОМЕРЕ:

В.И. Джиган <i>RLS-алгоритм адаптивной фильтрации для параллельной реализации с помощью четырех процессоров.....</i>	2
С.Н. Кириллов, С.В. Зорин <i>Синтез оптимальных вейвлетных функций класса Мейера с ограниченной эффективностью.....</i>	8
С.В. Умняшкин, Е.А. Безуглова <i>Контекстное кодирование коэффициентов дискретного косинусного преобразования на основе межблочной корреляции в JPEG-подобной схеме компрессии.....</i>	13
Е.И. Гусинская, А.А. Зайцев <i>Оптимизация банка фильтров в задачах субполосного кодирования: тематический обзор.....</i>	18
В.Б. Стешенко, А.В. Бумагин, А.В. Петров, Г.В. Шишкин <i>Модели и методы демодуляции сигнала с частотной манипуляцией.....</i>	29
В.Б. Стешенко, А.В. Бумагин, А.В. Петров, Г.В. Шишкин <i>Анализ и моделирование цифрового некогерентного квадратурного демодулятора низкоскоростных ЧМ-сигналов.....</i>	37
П.В. Мартынович <i>Специфика детектора речи для системы аэрификации диктора по голосу.....</i>	43
Н.А. Андреев, В.Ю. Рыбаков, М.В. Марочкин <i>Модуль цифровой обработки радиолокационных сигналов МОС 1С000.....</i>	47
Выставка <i>«ЭкспоЭлектроника».....</i>	51

RLS-алгоритм адаптивной фильтрации для параллельной реализации с помощью четырех процессоров

В.И. Джиган

Введение

Адаптивные фильтры являются неотъемлемой составной частью оборудования современных систем связи, радиолокации, бытовой электроники и ряда других приложений. Они, например, используются для подавления сигналов электрического и акустического эха, выравнивания каналов связи, для ослабления и подавления сигналов помех с помощью адаптивных антенных решеток. Качество обработки сигналов, осуществляемой с помощью адаптивного фильтра, зависит от используемого в нем алгоритма.

Рекурсивные алгоритмы по критерию наименьших квадратов (recursive least squares, RLS) являются наиболее эффективными алгоритмами адаптивной обработки сигналов, поскольку они обеспечивают наилучшее качество (наименьшую длительность переходного процесса и наименьшее значение ошибки в установившемся режиме) по сравнению с простейшими алгоритмами по критерию наименьшей среднеквадратичной ошибки (least mean square, LMS) или нормализованными (generalized) NLMS-алгоритмами [1]. При обработке нестационарных сигналов в RLS-алгоритмах часто используется экспоненциальное взвешивание отсчетов и бесконечное (prewindowed, PW) окно, на котором оценивается корреляционная матрица сигналов адаптивного фильтра. Однако следящие свойства таких алгоритмов ограничены. Адаптивные фильтры на основе RLS-алгоритма со скользящим окном (sliding window, SW) позволяют более точно следить за нестационарными сигналами [2, 3]. Некоторые SW RLS- и быстрые RLS-алгоритмы представлены в [4], включая линейно-ограниченные алгоритмы и алгоритмы на основе прямого и обратного QR разложения матрицы входных сигналов адаптивного фильтра. SW RLS-алгоритмы обладают

Рассматривается новый регуляризованный RLS-алгоритм адаптивной фильтрации со скользящим окном. Алгоритм получен в виде, допускающем его реализацию с помощью четырех параллельных процессоров. Алгоритм разработан для применения в многоканальных адаптивных фильтрах с неодинаковым числом комплексных весовых коэффициентов в каналах. Одноканальные фильтры, или фильтры с действительными весовыми коэффициентами, являются частными случаями данного общего решения. Обсуждаются основные шаги получения алгоритма, а также представлена вычислительная процедура алгоритма и дана оценка его вычислительной сложности. Разработанный алгоритм может быть использован в ряде задач, в частности для адаптивной обработки нестационарных сигналов.

лучшими следящими свойствами по сравнению с PW-алгоритмами, поскольку регулирование этих свойств лишь с помощью параметра экспоненциального взвешивания $0 < \lambda < 1$ ограничено числом весовых коэффициентов адаптивного фильтра. Параметр λ определяет эффективную память алгоритма. Он служит для уменьшения вклада более ранних отсчетов с целью обеспечения следящих свойств фильтра в случае обработки нестационарных сигналов.

Разработка RLS-алгоритмов [2, 3] базируется на использовании известной леммы об обращении матриц [1]. В случае SW RLS-алгоритмов для обращения корреляционной матрицы адаптивного фильтра требуется использовать эту лемму дважды: при включении в оценку корреляционной матрицы новых данных на k -й итерации алгоритма и при исключении старых данных, относящихся к моменту времени $k-L$, где L – число отсчетов, определяющее длину скользящего окна. Эта длина задается интервалом стационарности обрабатываемых сигналов. Такой прием ведет к примерно удвоенной вычислительной сложности (числу арифметических операций, выполняемых за одну итерацию алгоритма) SW RLS-алгоритмов по сравнению с PW RLS-алгоритмами.

Из-за ограниченного числа отсчетов, участвующих в оценке корреляционной матрицы, определяемой на скользящем окне, и нестационарной природы сигналов такая корреляционная матрица может становиться

не обратимой, а адаптивный алгоритм – нестабильным. Для борьбы с подобными ситуациями в PW RLS-алгоритмах в [5] был предложен способ динамической регуляризации корреляционной матрицы. Регуляризация также ведет к примерно удвоенной вычислительной сложности регуляризованных PW RLS-алгоритмов по сравнению с нерегуляризованными. Динамическая регуляризация может быть применена и в SW RLS-алгоритмах адаптивной фильтрации. При этом вычислительная сложность регуляризованных SW RLS-алгоритмов возрастает примерно в четыре раза по сравнению с нерегуляризованными PW RLS-алгоритмами.

Вычислительную нагрузку при реализации RLS-алгоритмов адаптивной фильтрации можно уменьшить путем использования параллельных вычислений. Параллельные вычисления можно осуществлять как на уровне векторных или матричных операций, так и на уровне операций, обусловленных потоками обрабатываемых данных. В силу небольшого числа процессоров, которые на практике могут быть использованы, параллельная реализация векторных и матричных вычислений является неэффективной. В то же время в SW RLS-алгоритмах существует два независимых потока входных данных, обусловленных включением в оценку корреляционной матрицы новых данных и исключением старых данных. Однако в силу последовательного характера вычислений, обусловленных этими потоками, в известных SW RLS-алгоритмах невозможно использовать параллельные вычисления. Последовательный характер носят и вычисления, обусловленные регуляризацией корреляционной матрицы.

В работе [6] были рассмотрены одноканальные SW RLS-алгоритмы для адаптивных фильтров с действительными весовыми коэффициентами, ориентированные на реализацию с помощью двух параллельных процессоров. Прием, на котором базируется получение таких алгоритмов, был использован в линейно-ограниченных многоканальных SW RLS-алгоритмах [7] для адаптивных фильтров с неодинаковым числом комплексных весовых коэффициентов в каналах. Динамическая регуляризация корреляционной матрицы в этих алгоритмах также применима. В этом случае вычислительная сложность регуляризованного алгоритма удваивается по сравнению с нерегуляризованным алгоритмом, а обработка данных, обусловленных входными сигналами и регуляризацией, выполняется последовательно по отношению друг к другу. В работе [8] было рассмотрено использование приемов [6] и для получения многоканальных регуляризованных PW RLS-алгоритмов, реализуемых с помощью двух параллельных процессоров.

В настоящей статье представлен новый регуляризованный SW RLS-алгоритм адаптивной фильтрации, который может быть реализован с помощью четырех параллельных процессоров. Каждый из четырех процессоров может независимо выполнять вычисления, обусловленные включением в оценку корреляционной матрицы новых данных и исключением старых данных входных сигналов адаптивного фильтра и сигналов регуляризации. Новый алгоритм основан на методах, аналогичных рассмотренным в [6-8], и разработан для общего случая многоканальных фильтров с неодинаковым числом комплексных весовых коэффициентов в каналах. Одноканальные алгоритмы, или алгоритмы для фильтров с действительными весовыми коэффициентами, являются частными случаями такого общего решения. В следующих разделах рассмотрены некоторые детали получения нового алгоритма, приведена его вычислительная процедура и дана оценка вычислительной сложности, а также представлены некоторые результаты моделирования.

Постановка задачи

В настоящем разделе рассматривается постановка задачи SW RLS-адаптивной фильтрации, приводится ее решение, вводятся основные обозначения, используемые в статье. Целью многоканальной SW адаптивной фильтрации по критерию наименьших квадратов является минимизация энергии ошибок между обучающим сигналом $d(k)$ (который может быть зашумленным) и выходным сигналом адаптивного фильтра:

$$E_N(k) = \sum_{i=k-L+1}^k \lambda^{k-i} [d(i) - h_N^H(k) \chi_N(i)]^2, \quad (1)$$

где ошибки измеряются на скользящем окне длиной в L отсчетов обрабатываемых сигналов;

$h_N^H(k) = [h_{N_1}^H(k), h_{N_2}^H(k), \dots, h_{N_m}^H(k), \dots, h_{N_{M-1}}^H(k), h_{N_M}^H(k)]$ – вектор коэффициентов M -канального адаптивного фильтра;

$h_{N_m}(k) = [h_{0,m}, h_{1,m}, \dots, h_{N_m-2,m}, h_{N_m-1,m}]^T$ – вектор весовых коэффициентов в m -м канале фильтра;

$\chi_N^T(k) = [\mathbf{x}_{N_1}^T(k), \mathbf{x}_{N_2}^T(k), \dots, \mathbf{x}_{N_m}^T(k), \dots, \mathbf{x}_{N_{M-1}}^T(k), \mathbf{x}_{N_M}^T(k)]$ – вектор сигналов в адаптивном фильтре;

$\mathbf{x}_{N_m}(k) = [x_m(k), x_m(k-1), \dots, x_m(k-N_m+2), x_m(k-N_m+1)]^T$ – вектор сигналов в m -м канале фильтра; N_m – число весовых коэффициентов в m -м канале; $N = \sum_{m=1}^M N_m$ – общее число весовых коэффициентов адаптивного фильтра; k – номер итерации (дискретное время); H – знак эрмитова сопряжения, а T – знак транспонирования вектора или матрицы. В этой статье векторы и матрицы обозначаются жирными строчными и заглавными буквами соответственно. Нижний индекс N в обозначении векторов или

матриц означает размерность (число элементов). Размерность квадратных матриц с числом элементов $N \times N$ обозначается одним индексом N . Блок-схема обобщенного M -канального адаптивного фильтра представлена в [8]. Фильтр может иметь неодинаковое число весовых коэффициентов в каждом канале.

Минимизация функционала (1) позволяет получить вектор весовых коэффициентов (Винеровское решение) многоканального адаптивного фильтра, функционирующего по критерию наименьших квадратов, как

$$\mathbf{h}_N(k) = \mathbf{R}_N^{-1}(k)\mathbf{r}_N(k). \quad (2)$$

Здесь

$$\mathbf{R}_N(k) = \sum_{i=L+1}^k \lambda^{k-i} \chi_N(i) \chi_N^H(i) = \lambda \mathbf{R}_N(k-1) + \chi_N(k) \chi_N^H(k) - \mu \chi_N(k-L) \chi_N^H(k-L) -$$

SW-корреляционная матрица входных сигналов многоканального адаптивного фильтра,

$$\mathbf{r}_N(k) = \sum_{i=k-L+1}^k \lambda^{k-i} \chi_N(i) d^*(i) = \lambda \mathbf{r}_N(k-1) + \chi_N(k) d^*(k) - \mu \chi_N(k-L) d^*(k-L) -$$

SW-вектор взаимной корреляции $\chi_N(k)$ и $d(k)$, $(\cdot)^*$ означает комплексное сопряжение, а $\mu = \lambda^L$. Бесконечное и скользящее окна показаны на рис. 1.

Динамическую регуляризацию корреляционной матрицы адаптивного фильтра в случае многоканального SW RLS-алгоритма можно осуществить как

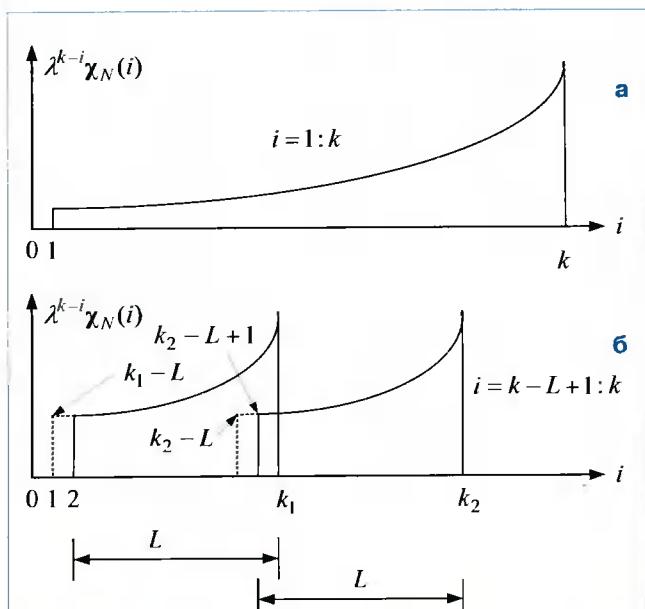


Рис. 1. Окна: а) бесконечное; б) скользящее

$$\mathbf{R}_N(k) = \sum_{i=L+1}^k \lambda^{k-i} [\chi_N(i) \chi_N^H(i) + \xi^2 \mathbf{p}_N(i) \mathbf{p}_N^T(i)] = \lambda \mathbf{R}_N(k-1) + \chi_N(k) \chi_N^H(k) - \mu \chi_N(k-L) \chi_N^H(k-L) + \xi^2 \mathbf{p}_N(k) \mathbf{p}_N^T(k) - \mu \xi^2 \mathbf{p}_N(k-L) \mathbf{p}_N^T(k-L), \quad (3)$$

где ξ – небольшое число (параметр динамической регуляризации). Определение вектора $\mathbf{p}_N(k)$ дано в [8].

Алгоритм адаптивной фильтрации

Следуя основным приемам, рассмотренным в [6-8], был разработан регуляризованный SW RLS-алгоритм адаптивной фильтрации, см. табл. 1, который может быть реализован с помощью четырех параллельных процессоров. Здесь: индексы U и D используются для обозначения вычислений, обусловленных включением в оценку корреляционной матрицы новых данных и исключением старых данных, соответственно. К первым относятся вычисления со знаком «плюс» в формулах оценки корреляционной матрицы и вектора взаимной корреляции, а ко вторым – вычисления со знаком «минус». Чтобы получить данный алгоритм, необходимо использовать лемму об обращении матриц [1] в уравнении (3). Для этого (3) представляется как

$$\mathbf{R} = \mathbf{B} + \mathbf{C}\mathbf{D}, \quad (4)$$

где $\mathbf{C} = [-\mathbf{y}, \mathbf{x}, -\mathbf{z}, \mathbf{v}]$ и $\mathbf{D} = [\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{v}]^H$. Обращение матрицы \mathbf{R} осуществляется с помощью выражения

$$\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{B}^{-1} - \mathbf{B}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{D} \mathbf{B}^{-1}. \quad (5)$$

Матрица $\mathbf{A} = \mathbf{D}\mathbf{B}^{-1}\mathbf{C} + \mathbf{I}$ имеет следующую структуру:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \varphi_{N,\mathbf{x}_D}^{-1}(k) & \mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_D \mathbf{x}_U}(k) & -\mu \delta_{\mathbf{x}_D \mathbf{p}_D}(k) & \mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_D \mathbf{p}_U}(k) \\ -\mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_D \mathbf{x}_U}^*(k) & \varphi_{N,\mathbf{x}_U}^{-1}(k) & -\mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_D}(k) & \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_U}(k) \\ -\mu \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_D}(k) & \mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_D}^*(k) & \varphi_{N,\mathbf{p}_D}(k) & \mu^{0.5} \delta_{\mathbf{p}_D \mathbf{p}_U}(k) \\ -\mu^{0.5} \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_U}(k) & \delta_{\mathbf{x}_U \mathbf{p}_U}^*(k) & -\mu^{0.5} \delta_{\mathbf{p}_D \mathbf{p}_U}(k) & \varphi_{N,\mathbf{p}_U}^{-1}(k) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Элементы этой матрицы вычисляются, как это показано в табл. 1. Вычисление $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{A}^{-1}$ может быть выполнено любым известным способом, поскольку эта матрица является хорошо обусловленной. В [6-8] матрица \mathbf{A} имеет размер 2×2 и для ее обращения использована стандартная процедура. В силу малой размерности такой матрицы ее обратные элементы заданы в виде результирующих выражений. Для матрицы 4×4 , такие выражения являются достаточно громоздкими. Использование стандартной процедуры обращения \mathbf{A} и учет структуры матрицы \mathbf{A} позволяют выполнять это обращение с вычислительной сложностью 88 умножений, 47 сложений и 1 деление за одну итерацию алгоритма адаптивной фильтрации. Использование модифицированного приема [9] позволяет выполнять обращение матрицы \mathbf{A} с вычислительной сложностью 80 умножений, 64 сложений и 4 деления, а использование леммы об обращении клеточных матриц [10, 11] – выполнить

Таблица 1

Вычисления	Ссылки
$\text{Initialization : } \chi_N(0) = \mathbf{0}_N, \dots, \chi_N(0-L+1) = \mathbf{0}_N, \mathbf{p}_N(0) = \mathbf{0}_N, \dots,$ $\mathbf{p}_N(0-L+1) = \mathbf{0}_N, d(0) = 0, \dots, d(0-L+1) = 0,$ $\Lambda_N = \text{diag}(1, \lambda, \dots, \lambda^{N_1-1}, \dots, 1, \lambda, \dots, \lambda^{N_m-1}, \dots, 1, \lambda, \dots, \lambda^{N_M-1}),$ $\mathbf{R}_N^{-1}(0) = \delta^{-2} \Lambda_N, \mathbf{h}_N(0) = \mathbf{0}_N$	(1.0)
For $k = 1, 2, \dots, K$	
$\mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}(k) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) \xi \mathbf{p}_N(k)$	(1.1)
$\mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}(k) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) \xi \mathbf{p}_N(k-L)$	(1.2)
$\mathbf{t}_{N,\chi_U}(k) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) \chi_N(k)$	(1.3)
$\mathbf{t}_{N,\chi_D}(k) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) \chi_N(k-L)$	(1.4)
$\delta_{\mathbf{p}_U \mathbf{p}_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k)$	(1.5)
$\delta_{\mathbf{p}_D \mathbf{p}_D}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k-L)$	(1.6)
$\delta_{\chi_U \chi_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_U}^H(k) \chi_N(k)$	(1.7)
$\delta_{\chi_D \chi_D}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_D}^H(k) \chi_N(k-L)$	(1.8)
$\delta_{\mathbf{p}_D \mathbf{p}_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k) \quad \text{или} \quad \delta_{\mathbf{p}_U \mathbf{p}_D}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k-L)$	(1.9)
$\delta_{\chi_D \chi_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_D}^H(k) \chi_N(k) \quad \text{или} \quad \delta_{\chi_U \chi_D}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_U}^H(k) \chi_N(k-L)$	(1.10)
$\delta_{\chi_D \mathbf{p}_D}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_D}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k-L) \quad \text{или} \quad \delta_{\chi_D \mathbf{p}_U}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}^H(k) \chi_N(k-L)$	(1.11)
$\delta_{\chi_U \mathbf{p}_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_U}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k) \quad \text{или} \quad \delta_{\chi_U \mathbf{p}_D}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}^H(k) \chi_N(k)$	(1.12)
$\delta_{\chi_D \mathbf{p}_U}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_D}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k) \quad \text{или} \quad \delta_{\chi_D \mathbf{p}_U}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}^H(k) \chi_N(k-L)$	(1.13)
$\delta_{\chi_U \mathbf{p}_D}(k) = \mathbf{t}_{N,\chi_U}^H(k) \xi \mathbf{p}_N(k-L) \quad \text{или} \quad \delta_{\chi_U \mathbf{p}_D}^*(k) = \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}^H(k) \chi_N(k)$	(1.14)
$\varphi_{N,\mathbf{p}_U}^{-1}(k) = 1 + \delta_{\mathbf{p}_U \mathbf{p}_U}(k)$	(1.15)
$\varphi_{N,\mathbf{p}_D}^{-1}(k) = 1 - \mu \delta_{\mathbf{p}_D \mathbf{p}_D}(k)$	(1.16)
$\varphi_{N,\chi_U}^{-1}(k) = 1 + \delta_{\chi_U \chi_U}(k)$	(1.17)
$\varphi_{N,\chi_D}^{-1}(k) = 1 - \mu \delta_{\chi_D \chi_D}(k)$	(1.18)
$\mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_U}(k) = \tilde{a}_{44}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}(k) - \mu^{0.5} \tilde{a}_{34}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}(k) + \tilde{a}_{24}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_U}(k) - \mu^{0.5} \tilde{a}_{14}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_D}(k)$	(1.19)
$\mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_D}(k) = -\mu^{-0.5} \tilde{a}_{43}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}(k) + \tilde{a}_{33}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}(k) - \mu^{-0.5} \tilde{a}_{23}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_U}(k) + \tilde{a}_{13}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_D}(k)$	(1.20)
$\mathbf{g}_{N,\chi_U}(k) = \tilde{a}_{42}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}(k) - \mu^{0.5} \tilde{a}_{32}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}(k) + \tilde{a}_{22}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_U}(k) - \mu^{0.5} \tilde{a}_{12}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_D}(k)$	(1.21)
$\mathbf{g}_{N,\chi_D}(k) = -\mu^{-0.5} \tilde{a}_{41}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}(k) + \tilde{a}_{31}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}(k) - \mu^{-0.5} \tilde{a}_{21}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_U}(k) + \tilde{a}_{11}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_D}(k)$	(1.22)
$\mathbf{R}_N^{-1}(k) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_N^{-1}(k-1) - \mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_U}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_U}^H(k) + \mu \mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_D}(k) \mathbf{t}_{N,\mathbf{p}_D}^H(k) - \mathbf{g}_{N,\chi_U}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_U}^H(k) + \mu \mathbf{g}_{N,\chi_D}(k) \mathbf{t}_{N,\chi_D}^H(k)$	(1.23)
$\alpha_{N,\mathbf{p}_U}(k) = -\mathbf{h}_N^H(k-1) \xi \mathbf{p}_N(k)$	(1.24)
$\alpha_{N,\mathbf{p}_D}(k) = -\mathbf{h}_N^H(k-1) \xi \mathbf{p}_N(k-L)$	(1.25)
$\alpha_{N,\chi_U}(k) = d(k) - \mathbf{h}_N^H(k-1) \chi_N(k)$	(1.26)
$\alpha_{N,\chi_D}(k) = d(k-L) - \mathbf{h}_N^H(k-1) \chi_N(k-L)$	(1.27)
$\mathbf{h}_N(k) = \mathbf{h}_N(k-1) + \mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_U}(k) \alpha_{N,\mathbf{p}_U}^*(k) - \mu \mathbf{g}_{N,\mathbf{p}_D}(k) \alpha_{N,\mathbf{p}_D}^*(k) + \mathbf{g}_{N,\chi_U}(k) \alpha_{N,\chi_U}^*(k) - \mu \mathbf{g}_{N,\chi_D}(k) \alpha_{N,\chi_D}^*(k)$	(1.28)
End for k	

такое обращение с вычислительной сложностью 54 умножений, 32 сложений и 4 деления за одну итерацию алгоритма адаптивной фильтрации.

Как следует из табл. 1, все вычисления алгоритма упорядочены в группы. Каждая из групп содержит операции, зависящие от векторов $p_N(k)$, $p_N(k-L)$, $x_N(k)$ и $x_N(k-L)$. Вычисления внутри любой группы не зависят друг от друга. Это означает, что они могут выполняться с помощью четырех независимых процессоров, т.е. параллельно.

Полная вычислительная сложность нового алгоритма равна $7N^2 + 27N + 2M^2 + 9M$ умножений и $6N^2 + 21N + 2M^2 + 9M$ сложений за одну итерацию. Для сравнения: вычислительная сложность регуляризованного SW RLS-алгоритма, основанного на последовательном четырехкратном применении леммы об обращении матриц, равна $7N^2 + 16N + 2M^2 + 5M$ умножений, $6N^2 + 9N + 2M^2 + 4M$ сложений и 4 деления. Регуляризованный алгоритм, основанный на последовательном двукратном применении приемов [6], требует $7N^2 + 18N + 2M^2 + 5M$ умножений, $6N^2 + 14N + 2M^2 + 5M$ сложений и 2 деления на одну итерацию. Данные оценки вычислительной сложности учитывают только векторные операции умножения и сложения, т.е. операции, число которых пропорционально N . Если $N >> 4$, то сложность вычисления матрицы A^{-1} можно пренебречь при оценке вычислительной сложности всего алгоритма. Вычислительная нагрузка при реализации нового алгоритма уменьшается в четыре раза, если алгоритм реализуется с помощью четырех процессоров. При реализации представленного регуляризированного SW RLS-алгоритма требуется L слов памяти для хранения отсчетов сигналов $d(k)$ и $2(ML + \sum_{m=1}^M N_m)$ слов памяти для хранения отсчетов сигналов $x_m(k)$ и $p_m(k)$. Такой же объем памяти для хранения обрабатываемых данных на длине скользящего окна требуется и для любого другого регуляризированного SW RLS-алгоритма.

Рассмотренный алгоритм является математическим аналогом соответствующих регуляризированных SW RLS-алгоритмов [4]. Это означает одинаковое функционирование указанных алгоритмов в случае реализации в арифметике с плавающей точкой и работы в одинаковых условиях: с одинаковыми параметрами адаптивных фильтров и при обработке одинаковых сигналов. Эффективность разработанного алгоритма демонстрируется на рис. 2 и рис. 3. На этих рисунках представлены результаты сравнительного моделирования многоканального PW RLS-алгоритма без регуляризации (линия 1), многоканального SW RLS-алгоритма без регуляризации (линия 2) и многоканального регуляризированного SW RLS-алгоритма (линия 3) при

решении задачи линейно-ограниченной (linearly constrained, LC) идентификации трехканального линейного фильтра с числом действительных коэффициентов в каналах $N_m = [8, 16, 32]$ и нестационарных (речевых) входных сигналах [12]. В начале работы оба PW RLS- и SW RLS-алгоритма обеспечивают одинаковое значение параметра ERLE (echo return loss enhancement). Однако PW RLS-алгоритм не обеспечивает слежения за изменяющимися входными сигналами, а SW RLS-алгоритм обеспечивает такое слежение. В результате этого SW RLS-алгоритм обеспечивает более высокое значение параметра ERLE по сравнению с PW RLS-алгоритмом. При введении динамической регуляризации, см. рис. 3, параметр ERLE в среднем не хуже, чем при отсутствии регуляризации.

Параметр ERLE является одним из показателей качества функционирования алгоритмов адаптивной фильтрации в задачах идентификации и представляет собой отношение энергии эхосигнала $d(k)$ к энергии подавленного эха $\alpha_{N, x_c}(k)$, измеряемых на каждой итерации алгоритма в пределах некоторого скользящего окна B как

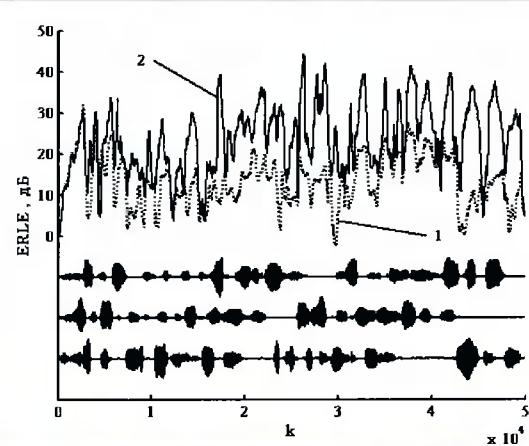


Рис. 2. Результаты моделирования:
1 – PW LC RLS алгоритм без регуляризации,
2 – SW LC RLS алгоритм без регуляризации

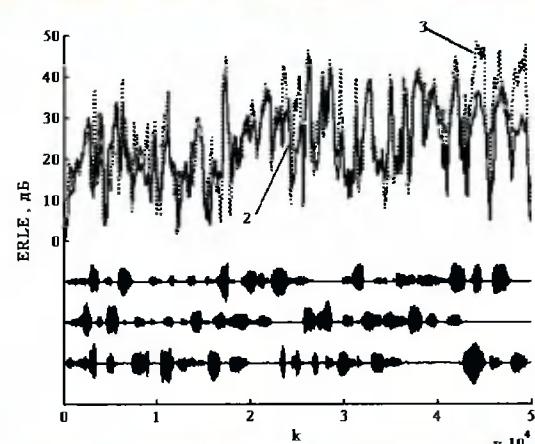


Рис. 3. Результаты моделирования:
2 – SW LC RLS алгоритм без регуляризации,
3 – SW LC RLS алгоритм с регуляризацией

$$ERLE(k) = 10 \log_{10} \left(\sum_{i=k-B+1}^k d^2(i) \right) / \sum_{i=k-B+1}^k \alpha_{N, \chi_c}^2(i). \quad (7)$$

В рассматриваемых примерах длина скользящего окна для вычисления ERLE и длина скользящего окна SW RLS-алгоритма равнялись 30 мс, что примерно соответствует интервалу стационарности речи [13].

Таким образом, при обработке нестационарных сигналов SW RLS-алгоритмы адаптивной фильтрации являются более эффективными по сравнению с PW RLS-алгоритмами. Кроме того, дальнейшее улучшение таких алгоритмов может быть достигнуто за счет введения динамической регуляризации. Несмотря на то что вычислительная сложность SW RLS-алгоритмов возрастает примерно в два раза, а вычислительная сложность регуляризованных SW RLS-алгоритмов возрастает примерно в четыре раза по сравнению с PW RLS-алгоритмами, скользящее окно и регуляризация позволяют повысить качество адаптивной фильтрации нестационарных сигналов. Уменьшение в четыре раза вычислительной нагрузки при реализации регуляризи-

рованных SW RLS-алгоритмов может быть достигнуто в рассмотренном варианте такого алгоритма, допускающего параллельные вычисления с помощью четырех процессоров.

Заключение

Таким образом, в статье рассмотрены основные идеи и вычислительная процедура нового регуляризованного SW RLS-алгоритма адаптивной фильтрации. Особенностью данного алгоритма является независимая обработка потоков данных, обусловленных вычислением корреляционной матрицы на скользящем окне и ее регуляризацией. Это позволяет реализовывать такой алгоритм с помощью вычислительного устройства, содержащего четыре цифровых сигнальных процессора, работающих параллельно. Рассмотренный алгоритм может быть использован для адаптивной фильтрации нестационарных сигналов в системах связи, радиолокационных системах, в устройствах бытовой электроники и ряде других устройств.

Литература

1. Sayed A. H. Fundamentals of adaptive filtering. NJ, Hoboken: John Wiley and Sons, Inc., 2003. – 1125 p.
2. Cioffi J.M., Kailath T. Windowed fast transversal filters adaptive algorithms with normalization. // IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1985. – Vol. 33, №3. – P. 607-625.
3. Djigan V.I. Unified approach to the fast time recursive least square adaptive filtering algorithms development // Proceedings of the III International Conference on Antennas, Radiocommunication Systems & Means (ICARSM'97). – Voronezh, May 1997. – Vol. 3. – P. 33-42.
4. Джиган В.И. Библиотека алгоритмов адаптивной фильтрации. // Доклады VI Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применения (DSPА-2004)». – М., март-апрель 2004. – Т. 1. – С. 89-94.
5. Gay S.L. Dynamically regularized fast RLS with application to echo cancellation. // Proc. ICASSP'96. – May 1996. – P. 957-960.
6. Papaodysseus C. A robust, parallelizable, O(m), a posteriori recursive least squares algorithm for efficient adaptive filtering. // IEEE Trans. Signal Processing. – 1999. – Vol. 47, №9. – P. 2552-2558.
7. Джиган В.И. Параллельный регуляризованный быстрый RLS-алгоритм многоканальной адаптивной фильтрации со скользящим окном и линейными ограничениями. // Труды X Международной конференции «Радиолокация, навигация, связь (RLNC-2004)». – Воронеж, апрель 2004. – Т. 1. – С. 132-142.
8. Джиган В.И. Параллельные регуляризованные RLS-алгоритмы многоканальной адаптивной фильтрации. // Цифровая обработка сигналов. – 2004, № 2 – С. 7-13.
9. Mazuch T, Kozanek J. New recurrent algorithm for a matrix inversion. // Journal of Computational and Applied Mathematics. – 2001. – Vol. 136, №1-2. – P. 219-226.
10. Giordano A.A., Hsu F.M. Least square estimation with application to digital signal processing. Canada, Toronto: John Wiley and Sons, Inc., 1985. – 412 p.
11. Ланшоц К. Практические методы прикладного анализа. Пер. с англ. Кайнера М.З. // под ред. Лопшица А.М. М.: Государственное издательство физико-математической литературы, 1961 – 524 с.
12. Джиган В.И. Семейство RLS- и быстрых RLS-алгоритмов со скользящим окном для многоканальной адаптивной фильтрации с линейными ограничениями. // Доклады VI Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применения (DSPА-2004)». – М., март-апрель 2004. – Т. 1. – С. 83-88.
13. Deller J.R., Proakis J.G. Hansen H.L. Discrete-time processing of speech signals. NJ: Upper Saddle River, 1993. – 908 p.

Синтез оптимальных вейвлетных функций класса Мейера с ограниченной эффективной длительностью

С.Н. Кириллов, С.В. Зорин

Введение

Одними из эффективных алгоритмов обработки случайных процессов (СП), получивших в настоящее время широкое распространение, являются алгоритмы вейвлет-анализа [1]. Использование разложений по вейвлетным базисам особенно эффективно в случае нестационарных сигналов, что объясняется локализацией вейвлетных функций (ВФ) не только в частотной, что имеет место при анализе Фурье, но и во временной областях.

В зависимости от специфики конкретной радиотехнической задачи к вейвлетным базисным системам могут предъявляться различные требования, накладываемые на форму и преобразование Фурье ВФ, а также на вычислительные затраты и задержку сигнала.

В случае обработки речевых и звуковых сигналов более строгие требования накладываются на компактность и форму спектра Фурье, чем на длительность самой ВФ [2]. Однако использование ВФ Шеннона [1], имеющей идеальную локализацию в частотной области, оказывается неэффективной по причине крайне медленной скорости спада ВФ во временной области, что приводит к высоким вычислительным затратам, с одной стороны, и неэффективной обработке нестационарных участков сигнала, с другой.

По этой причине представляется целесообразным осуществлять обработку речевых и звуковых сигналов на основе ВФ, принадлежащих к классу Мейера [3], которые также обладают хорошими частотными свойствами и одновременно имеют более высокую скорость спада во временной области, чем ВФ Шеннона [1]. Одно из важных достоинств многих ВФ из класса ВФ Мейера заключается в возможности их аналитического представления на основе элементарных функций в частотной области. Однако используемые на практике ВФ, принадлежащие классу ВФ Мейера, получены эвристи-

Синтезированы оптимальные по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления при заданной эффективной длительности скейлинг-функции, принадлежащие классу Мейера. Получено семейство квазиоптимальных вейвлетных функций, имеющих аналитическую форму записи в элементарных функциях как в частотной, так и во временной областях.

чески, исходя из общих соображений и основываясь на полиномиальных функциях [4].

Потребуем, чтобы система базисных функций, с одной стороны, обеспечивала небольшую дисперсию ошибки восстановления при обработке стационарных участков сигнала, а с другой – обладала ограниченной эффективной длительностью, т.е. была приспособлена для анализа нестационарных участков.

Таким образом, возникает необходимость в синтезе ВФ, принадлежащих классу Мейера, обеспечивающих минимальную дисперсию ошибки восстановления СП с прямоугольным спектром, при заданной длительности эффективной длительности ВФ, или обладающей минимальной эффективной длительностью при заданной дисперсии ошибки восстановления.

Вывод выражений для дисперсии ошибки восстановления и эффективной длительности скейлинг-функции

Рассмотрим соответствующий класс скейлинг-функций (СФ) Мейера, так как большинство свойств вейвлетных разложений определяется пространством сдвигов исходной СФ.

Произвольная нормированная к единице СФ, принадлежащая классу Мейера, определяется через свое преобразование Фурье как [5]

$$\Phi(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega \in \left(-\frac{2}{3}\pi, \frac{2}{3}\pi\right]; \\ 0, & \omega \in \left(-\infty, -\frac{4}{3}\pi\right) \cup \left[\frac{4}{3}\pi, \infty\right); \\ \cos(a(\omega)), & \omega \in \left[-\frac{4}{3}\pi, -\frac{2}{3}\pi\right) \cup \left[\frac{2}{3}\pi, \frac{4}{3}\pi\right), \end{cases} \quad (1)$$

где $a(\omega)$ любая функция, удовлетворяющая следующим требованиям:

$$a(|\omega|) = \frac{\pi}{2} - a(2\pi - |\omega|) \quad (2); \quad a\left(\frac{2}{3}\pi\right) = 0, a\left(\frac{4}{3}\pi\right) = \frac{\pi}{2}. \quad (3)$$

При этом преобразование Фурье импульсных характеристик НЧ- и ВЧ-фильтров анализа $H_0(\omega)$ и $H_1(\omega)$, используемых при разложении исследуемого сигнала по соответствующей системе вейвлетных базисных функций, имеют вид:

$$H_0(\omega) = \sqrt{2}\Phi(2\omega); \quad (4)$$

$$H_1(\omega) = \sqrt{2}\Phi(2\omega - 2\pi). \quad (5)$$

При обработке СП система базисных функций должна, с одной стороны, обеспечивать малую ошибку восстановления при сжатии стационарных участков СП, а с другой – быть приспособлена для анализа нестационарных.

По этой причине в качестве критериев синтеза оптимальной ВФ из класса Мейера используем дисперсию D_0 ошибки восстановления при сжатии в 2 раза стационарного СП единичной мощности, имеющего прямоугольный спектр мощности:

$$H_s(\omega) = \begin{cases} 2, & |\omega| \in [0, \pi/2]; \\ 0, & |\omega| \notin [0, \pi/2], \end{cases} \quad (6)$$

с одной стороны, и Δ_t^2 – квадрат эффективной длительности исходной СФ, с другой.

При этом дисперсия ошибки восстановления в случае передачи только НЧ-компонент сигнала равна:

$$D_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^\pi |H_1(\omega)|^2 H_s(\omega) d\omega. \quad (7)$$

Подставляя в (7) выражения (5) и (6) с учетом замены переменных $2\omega - 2\pi \rightarrow \omega$ и симметричности функции $\Phi(\omega)$, получим:

$$D_0 = \frac{1}{\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} (\sqrt{2}\Phi(2\omega - 2\pi))^2 d\omega = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\frac{\pi}{2}} \Phi^2(\omega) d\omega. \quad (8)$$

При условии выполнения равенства (1) и (2) и замене переменных $2\pi - \omega \rightarrow \omega$ представим выражение (8) в виде

$$D_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{4\pi}{3}} \cos(a(\omega))^2 d\omega = \frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \sin(a(\omega))^2 d\omega. \quad (9)$$

Отметим, что минимизация дисперсии ошибки восстановления СП, имеющего прямоугольный спектр

мощности (6), эквивалентна минимизации отклонения квадрата амплитудного спектра Фурье синтезируемой СФ от квадрата АЧХ идеального НЧ-фильтра.

Учтем, что синтезируемая СФ $\phi(t)$ симметрична относительно $t=0$. Тогда эффективная длительность СФ, отнесенная к квадрату периода дискретизации, с учетом (1) и (2), равна:

$$\Delta_t^2 = \int_{-\infty}^{\infty} t^2 \phi(t)^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{d}{d\omega} \Phi(\omega) \right)^2 d\omega = \frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \left(\frac{d}{d\omega} a(\omega) \right)^2 d\omega. \quad (10)$$

Решение вариационной задачи

Рассмотрим вариационную задачу минимизации квадрата эффективной длительности Δ_t^2 при заданной дисперсии ошибки восстановления СП D_0 либо, наоборот, минимизации дисперсии ошибки восстановления D_0 при фиксированной эффективной длительности СФ Δ_t^2 .

При этом необходимо минимизировать функционал вида:

$$I^a = \Delta_t^2 + A_1 D_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} \left[\left(\frac{d}{d\omega} a(\omega) \right)^2 + A_1 \sin(a(\omega))^2 \right] d\omega, \quad (11)$$

где A_1 – множитель Лагранжа, определяющий соотношение оптимальных значений Δ_t^2 и D_0 . Для решения этой вариационной задачи необходимо определить функцию $a(\omega)$, удовлетворяющую уравнению Эйлера в частной форме [6]:

$$\frac{d^2}{d\omega^2} a(\omega) - \frac{A_1}{2} \sin(2a(\omega)) = 0, \quad (12)$$

при граничных условиях:

$$a\left(\frac{2}{3}\pi\right) = 0, \quad a(\pi) = \frac{\pi}{4}. \quad (13)$$

Решения дифференциального уравнения (12) при граничных условиях (13) для ряда значений множителя Лагранжа A были определены численными методами с использованием среды визуальных математических вычислений MathCAD 2001i.

В общем случае решение дифференциального уравнения (13) [6] не может быть выражено через элементарные функции. Были рассмотрены частные и квазиоптимальные решения дифференциального уравнения (12). Так, при отсутствии ограничения на дисперсию ошибки восстановления можно получить выражение как для оптимальной СФ, так и для ее преобразования Фурье. При этом решением дифференциального уравнения:

$$\frac{d^2}{d\omega^2} a_0(\omega) = 0, \quad (14)$$

при ограничениях (13) является функция:

$$a_0(\omega) = \frac{3}{4}\omega - \frac{\pi}{2}, \quad |\omega| \in \left[\frac{2}{3}\pi, \frac{4}{3}\pi\right]. \quad (15)$$

В этом случае преобразование Фурье СФ имеет вид:

$$\Phi_0(\omega) = \begin{cases} 1, \omega \in \left(-\frac{2}{3}\pi, \frac{2}{3}\pi\right]; 0, \omega \in \left(-\infty, -\frac{4}{3}\pi\right) \cup \left(\frac{4}{3}\pi, \infty\right); \\ \cos\left(\frac{3}{4}|\omega| - \frac{\pi}{2}\right), \omega \in \left[-\frac{4}{3}\pi, -\frac{2}{3}\pi\right] \cup \left[\frac{2}{3}\pi, \frac{4}{3}\pi\right], \end{cases} \quad (16)$$

а сама СФ записывается в виде:

$$\varphi_0(t) = \frac{2\left(\frac{3}{4}\right)^2}{t\left(\left(\frac{3}{4}\right)^2 - t^2\right)} \sin\left(\frac{2}{3}\pi t\right) + \frac{3}{\left(\frac{3}{4}\right)^2 - t^2} \cos\left(\frac{4}{3}\pi t\right). \quad (17)$$

При использовании такой СФ дисперсия ошибки восстановления сигнала и квадрат эффективной длительности СФ соответственно равны:

$$D_0 = \frac{1}{6}\left(1 - \frac{2}{\pi}\right), \quad \Delta_t^2 = \frac{3}{16}. \quad (18)$$

Если вместо функции (15) использовать функцию $a_\epsilon(\omega) = (|\omega| - \epsilon)/(4(\pi - \epsilon))$, $|\omega| \in (\epsilon, 2\pi - \epsilon)$, которая при $\epsilon = 2\pi/3$ переходит в функцию $a_0(\omega)$, то это приводит к уменьшению дисперсии ошибки восстановления. Преобразование Фурье СФ имеет вид:

$$\Phi_\epsilon(\omega) = \begin{cases} 1, |\omega| \in [0, \epsilon]; 0, |\omega| \in [2\pi - \epsilon, \infty); \\ \cos(2\zeta(|\omega| - \epsilon)), |\omega| \in (\epsilon, 2\pi - \epsilon), \end{cases} \quad (19)$$

где $\zeta = \pi/8(\pi - \epsilon)$.

Можно показать, что СФ во временной области равна:

$$\varphi_\epsilon(t) = \frac{2(2\zeta)^2}{t((2\zeta)^2 - t^2)} \sin(\epsilon t) + \frac{2\zeta}{(2\zeta)^2 - t^2} \cos((2\pi - \epsilon)t). \quad (20)$$

Полученное выражение (20) позволяет легко перейти к алитическому описанию соответствующего семейства ВФ и спектра ВФ.

Таким образом, предложено семейство СФ, определяющихся параметром $\epsilon \in [2\pi/3, \pi]$, свойства которых, как будет продемонстрировано далее, близки к оптимальным.

Определим, как эффективная длительность СФ и дисперсия ошибки восстановления D_0 зависят от параметра ϵ . В соответствии с (9) получим выражение для дисперсии ошибки восстановления:

$$D_{0\epsilon} = \frac{1}{2}\left(1 - \frac{\epsilon}{\pi}\right)\left(1 - \frac{2}{\pi}\right), \quad (21)$$

а в соответствии с (11) – для квадрата эффективной длительности СФ:

$$\Delta_{t\epsilon}^2 = \frac{1}{4^2} \frac{1}{\pi - \epsilon}. \quad (22)$$

Из (21) и (22) следует, что

$$D_{0\epsilon} \Delta_{t\epsilon}^2 = \frac{1}{2}\left(1 - \frac{2}{\pi}\right)\left(\frac{1}{4}\right)^2 = const, \quad (23)$$

т.е. произведение $D_{0\epsilon}$ и $\Delta_{t\epsilon}^2$ не зависит от параметра ϵ в случае использования СФ (20). При этом $D_{0\epsilon}$ и $\Delta_{t\epsilon}^2$ связаны обратно пропорциональной зависимостью.

Сравнение полученных вейвлетных базисов

Преобразование Фурье СФ (19) и форма СФ (20), а также преобразование Фурье ВФ и форма ВФ для ряда значений параметра ϵ показаны на рис. 1, 2, 3 и 4 соответственно. Кривая 1 соответствует оптимальной СФ по критерию минимума эффективной длительности без ограничений на дисперсию ошибки восстановления СП ($\epsilon = 2/3\pi$, $D_0 = 1/6(1 - 2/\pi) = 0.061$, $\Delta_t = \sqrt{3}/4 = 0.433$), кривая 2 определяет случай СФ и ВФ Шеннона ($\epsilon \rightarrow \pi$, $D_0 \rightarrow 0$, $\Delta_t \rightarrow \infty$), кривая 3 представляет промежуточный случай ($\epsilon = 2.623$, $D_0 = 0.03$, $\Delta_t = 0.615$).

На рис. 5 приведена зависимость оптимального значения эффективной длительности СФ $\Delta_{t\epsilon}$ от за-

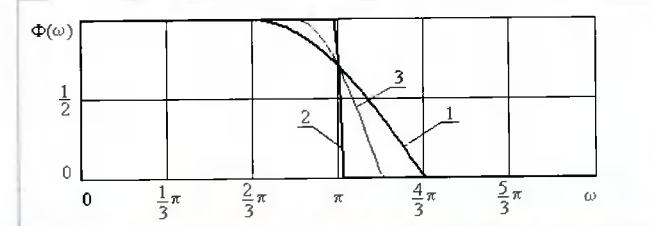


Рис. 1. Преобразование Фурье скейлинг-функции

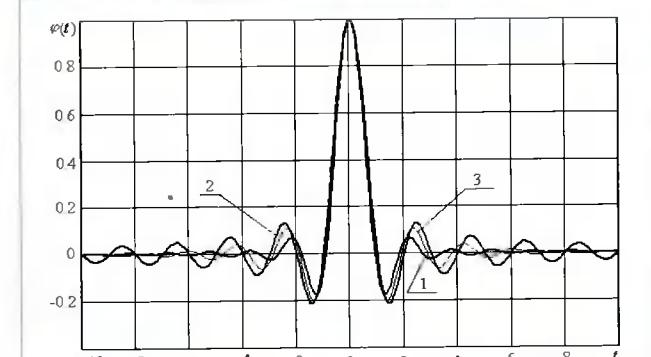


Рис. 2. Скейлинг-функции

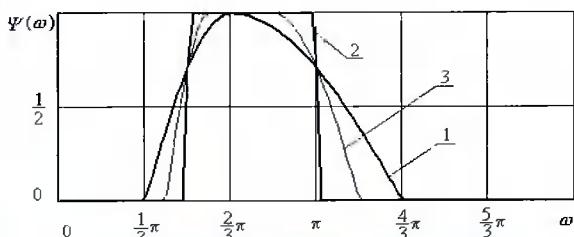


Рис. 3. Преобразования Фурье вейвлет-функций

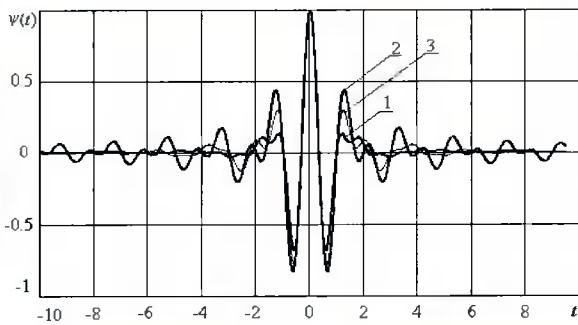


Рис. 4. Вейвлет-функции

данной дисперсии ошибки восстановления D_0 , полученной путем численного решения уравнения (13). Там же представлена зависимость значения эффективной длительности СФ (30) Δ_{te} от заданной дисперсии ошибки восстановления, а также зависимость относительного проигрыша $\xi = (\Delta_{te} - \Delta_{topl})/\Delta_{te}$ эффективной длительности при использовании СФ (22) по отношению к оптимальной. Из анализа рисунка 5 следует, что при заданной D_0 относительный проигрыш ξ составляет не более 12%.

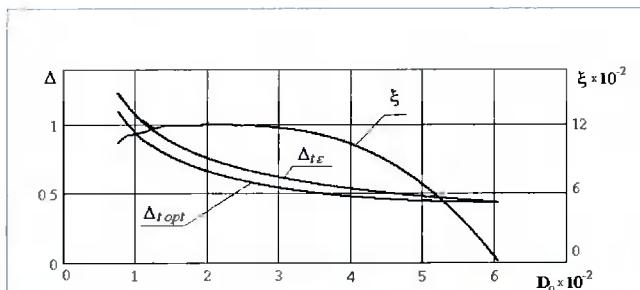


Рис. 5. Зависимости эффективной длительности СФ от дисперсии ошибки восстановления

Отметим, что спектр Фурье известной функции Мейера, используемой при анализе данных в среде математических вычислений MathLab 6.5, имеет вид [4]:

$$\Phi_M(\omega) = \begin{cases} 1, |\omega| \in [0, 2\pi/3); 0, |\omega| \in (4\pi/3, \infty); \\ \cos\left(\frac{\pi}{2} v_M \left(\frac{3}{2\pi}|\omega|-1\right)\right), |\omega| \in [2\pi/3, 4\pi/3], \end{cases} \quad (24)$$

где $v_M(\omega) = \omega^4(35 - 84\omega + 70\omega^2 - 20\omega^3)$, а спектр Фурье соответствующей ВФ:

$$\Psi_M(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left(j\frac{\omega}{2}\right) \sin\left(\frac{\pi}{2} v_M \left(\frac{3}{2\pi}|\omega|-1\right)\right), |\omega| \in [2\pi/3, 4\pi/3]; \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left(j\frac{\omega}{2}\right) \cos\left(\frac{\pi}{2} v_M \left(\frac{3}{4\pi}|\omega|-1\right)\right), |\omega| \in [4\pi/3, 8\pi/3]; \\ 0, |\omega| \notin [2\pi/3, 8\pi/3]. \end{cases} \quad (25)$$

Синтезируемая квазиоптимальная ВФ и вейвлет-функция Мейера (26) и оптимальная ВФ, определяемая решением дифференциального уравнения (12), а также связанные с ними СФ практически неразличимы во временной области, по этой причине на рис. 6 приведены Фурье преобразования этих ВФ (соответственно, кривые 1, 2 и 3) при одинаковой дисперсии ошибки восстановления СП $D_0=0.0304$.

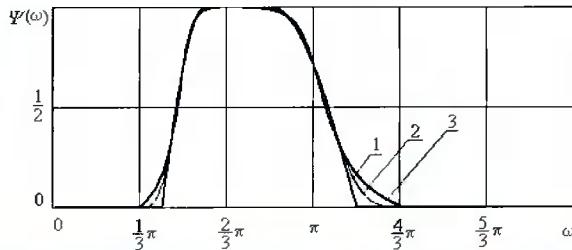


Рис. 6. Преобразования Фурье ВФ

Таким образом, СФ Мейера (25) при одной и той же дисперсии ошибки восстановления $D_0=0.0304$ имеет эффективную длительность $\Delta_{te,M} = 0.553$, в то время как оптимальная синтезированная функция – $\Delta_{topl} = 0.537$, т.е. меньше на 3%. В случае одной и той же эффективной длительности $\Delta_t = 0.553$ СФ Мейера приводит к дисперсии ошибки восстановления $D_{Meyer} = 0.0304$, в то время как синтезированная функция – к дисперсии $D_{opt} = 0.0285$, т.е. относительный выигрыш составляет около 7%.

При дисперсии ошибки восстановления $D_0=0.0304$ известная функция Мейера незначительно выигрывает по эффективной длительности Δ_t , по сравнению с квазиоптимальной функцией. Тем не менее достоинством синтезированных ВФ является их гибкость относительно изменения параметров D_0 и Δ_t , в зависимости от требований задачи, а также возможность аналитической записи в элементарных функциях как в частотной, так и во временной области.

Заключение

Таким образом, синтезированы оптимальные по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления при заданной эффективной длительности СФ, принадлежащие классу Мейера. Синтезированные ВФ обеспечивают по сравнению с известной ВФ Мейера (25) при одной и той же эффективной длительности ВФ уменьшение дисперсии ошибки восстановления в среднем на 7% или при одной и той же дисперсии ошибки восстановления уменьшение эффективной длительности в среднем на 3%.

Предложено семейство ВФ, определяемых параметром ε , близких по своим свойствам к оптимальным, но имеющих аналитическую форму записи в элементарных функциях как в частотной, так и во временной областях, тогда как наиболее часто используемая ВФ Мейера имеет аналитическое выражение лишь в частотной области. Для этих функций получены выражения, связывающие с параметром ее дисперсию ошибки восстановления и эффективную длительность, что позволяет выбирать конкретную ВФ исходя из требований, накладываемых практической задачей на устройство обработки СП.

Литература

1. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам.// Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. 464 с.
2. Wickerhauser M.V. Acoustic signal compression with wavelet packets. // In Charles K. Chui, editor, Wavelets – A Tutorial in Theory and Applications, Academic Press, Boston, 1992, P.679-700.

3. Петухов А.П. Введение в теорию базисов всплесков. СПб.: Изд-во СПбГТУ, 1999. 132 с.
4. Дьяконов В.П. Вейвлеты. От теории к практике. – М.: Солон-Р, 2002. 448 с.
5. Vetterli M., Kovacevic J. Wavelets and Subband Coding, Prentice-Hall, 1995. 490 р.
6. Эльсгольц Л.Э. Дифференциальные уравнения и вариационное исчисление. М.: Эдиториал УРСС, 2000. 320 с.

Семинар в ЗАО «АВТЭКС»



1 декабря в рамках европейского тура «ADI's 2004 Data Converter Seminar» состоялся семинар ANALOG DEVICES, Inc. и AUTEX Ltd. по АЦП и ЦАП (Москва, ИПУ РАН).

Семинар провели представители ADI – James Bryant и Bridgid-Anne Duggan (перевод – Бочаров Ю.И. и специалисты AUTEX Ltd.). Освещены темы:

- Основы теории А/Ц и Ц/А преобразования, ключевые характеристики, уровень шума.
- Архитектура и алгоритмы работы – последовательного приближения, параллельные (флэш), конвейерные, сигма-дельта.
- Практические приемы проектирования: подключение АЦП, буферизация ЦАП, тактирование, разводка, средства проектирования.
- Применение: прецизионные измерения, сбор данных, аудио, видео, DDS и т.д.

Участники семинара (330 человек) получили комплект новой литературы и специальные подарки. Посетители проявили повышенную заинтересованность, так что ответы на вопросы продолжались до восьми часов вечера. AUTEX Ltd. приглашает на консультации всех, у кого появились дополнительные вопросы.

Такие семинары проводятся на регулярной основе уже более 11 лет. Очередной семинар состоится в рамках VII Международной конференции и выставки «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA» (16-18 марта 2005 г., Москва) и будет посвящен DSP-продукции ANALOG DEVICES. AUTEX Ltd. приглашает специалистов посетить семинар, а также выставку, конференцию и другие семинары, проходящие в рамках DSPA-2005. Хочется напомнить, что ВАША компания также может провести СВОЙ специализированный семинар-презентацию во время DSPA. Как показала практика, эти семинары оказываются весьма эффективными в силу того, что на мероприятии собираются специалисты разных направлений, и DSPA стала своего рода местом встречи.

По информации <http://www.autex.ru>



УДК 621.397.2

Контекстное кодирование коэффициентов дискретного косинусного преобразования на основе межблочной корреляции в JPEG-подобной схеме компрессии

С.В. Умняшкин, Е.А. Безуглова

В то время как вейвлет-преобразования получают все большее распространение для сжатия изображений, ДКП все еще является основным инструментом, используемым во многих схемах компрессии.

Представленный в данной статье алгоритм является модификацией алгоритма, предложенного в работе [1]. Общая схема остается такой же («JPEG-подобный» алгоритм): изображение разбивается на блоки 8x8, к каждому блоку применяется ДКП, коэффициенты ДКП обходятся по зигзагу и квантуются, после чего ненулевые коэффициенты и длины серий нулевых элементов кодируются статистическим кодером. Как и в [1], кодирование производится с помощью много-модельного адаптивного арифметического кодера с выбором статистических моделей на основе контекстного прогноза, вычисленного по нескольким ранее обработанным коэффициентам ДКП. Основное отличие предложенного алгоритма от [1] заключается в использовании при построении прогноза не только внутриблочных, но и межблочных статистических связей между коэффициентами ДКП.

Подготовка изображения к кодированию

Как и в классическом методе JPEG [2], исходное изображение разбивается на фрагменты 8x8 пикселей, каждый из которых обрабатывается с помощью двумерного ДКП. Блоки коэффициентов ДКП $A = \{a_{i,j}\}_{i,j=0}^7$ квантуются с некоторой целочисленной матрицей $Q = \{q_{i,j}\}_{i,j=0}^7$. В наших экспериментах в качестве матрицы квантования рассматривалась матрица Пенинбакера, рекомендованная группой JPEG [3]. После квантования блоки проквантованных коэффициентов разворачиваются в 64-элементный вектор в порядке зигзага [2].

Предложена модификация алгоритма [1] контекстного кодирования коэффициентов дискретного косинусного преобразования (ДКП), учитывающая возможность использования межблочных статистических связей между модулями коэффициентов ДКП для построения более точного контекстного прогноза. Приведены результаты кодирования ряда характерных тестовых изображений.

Как и в [1], введем следующие обозначения. Пусть $Z^{y,x} = (z_0^{y,x}, z_1^{y,x}, \dots, z_{63}^{y,x})$ – считанные в порядке зигзага и промасштабированные в результате деления без округления; $z_k = a_{i,j}/q_{i,j}$ – коэффициенты ДКП, которые на изображении соответствуют блоку (8x8 пикселей) с координатами (y,x) . Пусть $\hat{Z}^{y,x} = (\hat{z}_0^{y,x}, \hat{z}_1^{y,x}, \dots, \hat{z}_{63}^{y,x})$ – блок квантованных коэффициентов ДКП: $\hat{z}_k = round(z_k)$, $k=0, \dots, 63$. Далее, там, где они несущественны, координаты блока будут опускаться.

Кодированию с помощью арифметического кодера подлежат пары $\{(\hat{z}_k, n_k) | k \in \{0\} \cup K^{y,x}\}$, где $K^{y,x} \subset \{1, \dots, 63\}$ – множество индексов ненулевых элементов вектора $\hat{Z}^{y,x}$, $n_k \geq 0$ – длина непрерывной серии нулей, непосредственно следующих за коэффициентом $\hat{z}_k \neq 0$. Кодирование постоянной составляющей ДКП \hat{z}_0 и длины следующей за ней нулевой серии n_0 имеет некоторую специфику, которая будет рассмотрена далее.

Контекстный прогноз

Общее понятие контекста представлено в [1,4], в нашем случае под контекстом символа s_i будем понимать набор предшествующих ему символов $s_{i_1}, s_{i_2}, \dots, s_{i_r}$, где $r > 0$, $i_1, i_2, \dots, i_r < i$. Контекстным прогнозом (или просто прогнозом) для символа s_i будем называть случайную величину P_i , которая является функцией элементов контекста $C(s_i)$ и используется для выбора статистической модели символа s_i . Прописными буквами здесь и далее мы будем обозначать случайные величины (символы), а строчными – их реализации (неслучайные значения). Тогда $p_i = f(C(s_i))$.

Построение контекстного прогноза для коэффициентов ДКП основано на анализе имеющихся между ними статистических связей. Имеет смысл рассматривать внутриблочную и межблочную корреляцию между коэффициентами ДКП. Под *внутриблочной корреляцией* понимается корреляция между коэффициентами одного блока изображения, под *межблочной корреляцией* – корреляция между коэффициентами из разных блоков изображения.

Как было отмечено в [1], для составления прогноза имеет смысл использовать корреляцию между абсолютными значениями коэффициентов ДКП $|Z_1|, |Z_2|, \dots, |Z_{63}|$, то есть строить прогноз для абсолютной величины коэффициента ДКП. Помимо самих коэффициентов ДКП, оказалось оправданным [1] использование в составлении прогноза абсолютных значений горизонтального и вертикального перепадов постоянной составляющей $|\Delta z_h|$ и $|\Delta z_v|$, где

$$\Delta z_h = z_0^{v,x} - z_0^{v,v-1}, \quad \Delta z_v = z_0^{v,x} - z_0^{v-1,x}. \quad (1)$$

В работе [1] межблочная корреляция не рассматривалась, тогда как в некоторых случаях, например в областях низких частот, корреляционная зависимость между коэффициентами, представляющими одну базисную функцию в разных блоках, может быть значимой [5]. В предлагаемом ниже алгоритме прогноз будет строиться на основе связей между модулями коэффициентов ДКП обрабатываемого блока и двух соседних блоков изображения, расположенных от него сверху и слева. Таким образом, предполагается использовать корреляционную зависимость величины $|Z_k|$, $k=1, \dots, 63$ от множества следующих факторов:

$$W_k = \{|\Delta Z_h^u|, |\Delta Z_v^u|, |Z_1^u|, \dots, |Z_{63}^u|, |\Delta Z_h^l|, |\Delta Z_v^l|, |Z_1^l|, \dots, |Z_{63}^l|, |\Delta Z_h|, |\Delta Z_v|, |Z_1|, \dots, |Z_{k-1}| \},$$

где $|\Delta Z_h^u|, |\Delta Z_v^u|, |Z_1^u|, \dots, |Z_{63}^u|$ – модули ранее обработанных коэффициентов и перепады постоянной составляющей верхнего блока, $|\Delta Z_h^l|, |\Delta Z_v^l|, |Z_1^l|, \dots, |Z_{63}^l|$ – левого блока, $|\Delta Z_h|, |\Delta Z_v|, |Z_1|, \dots, |Z_{k-1}|$ – коэффициенты, предшествующие $|Z_k|$ и перепады постоянной составляющей в кодируемом блоке.

Как и в [1], из каждого множества W_k выбираем $r(k)$ факторов, оказывающих наибольшее влияние на значение «зависимой» величины $|Z_k|$. Число элементов во множествах W_k , $k=0, \dots, 63$ различно и равно $k+131$, поэтому всегда $r(k) \leq k+131$. Степень влияния факторов на $|Z_k|$ будем оценивать через величину коэффициента корреляции. Для каждого значения $k=1, \dots, 63$ выбираются $r(k)$ элементов $C_i^k \in W_k$, $i=1, 2, \dots, r(k)$, таких, что модули соответствующих коэффициентов корреля-

ции $|\rho(|Z_k|, C_i^k)|$ принимают наибольшие значения среди всех возможных для данного индекса k значений $|\rho(|Z_k|, C^k)|$, $C^k \in W_k$. Пусть, для определенности:

$$|\rho(|Z_k|, C_1^k)| \geq |\rho(|Z_k|, C_2^k)| \geq \dots \geq |\rho(|Z_k|, C_{r(k)}^k)|. \quad (2)$$

Набор случайных величин $\{C_1^k, C_2^k, \dots, C_{r(k)}^k\} \subset W_k$, сформированный описанным выше способом, назовем контекстом случайной величины $|Z_k|$ и обозначим $C(|Z_k|)$. Отметим, что подобное построение контекста возможно только для «внутренних» блоков, у которых на изображении есть верхний и левый соседние блоки; в противном случае анализируется только внутриблочная корреляция по схеме, описанной в [1].

Следующим шагом является определение корреляционной зависимости случайной величины $|Z_k|$ от контекста $C(|Z_k|)$. Для этого используется модель множественной линейной регрессии $|Z_k|$ на $C(|Z_k|)$. То есть функция регрессии (условного математического ожидания)

$$\varphi(c_1^k, c_2^k, \dots, c_{r(k)}^k) = M[|Z_k| | C_1^k = c_1^k, C_2^k = c_2^k, \dots, C_{r(k)}^k = c_{r(k)}^k] \quad (3)$$

ищется в виде линейной функции от переменных $c_1^k, c_2^k, \dots, c_{r(k)}^k$. В этом случае в качестве контекстного прогноза модуля k -го коэффициента $|Z_k|$ можно использовать выборочную линейную регрессию:

$$p_k = \alpha_{k0} + \sum_{i=1}^{r(k)} \alpha_{ki} c_i^k. \quad (4)$$

Параметры α_{ki} находятся здесь по методу наименьших квадратов ([6]):

$$\alpha_{k0} = \bar{|Z_k|} - \sum_{i=1}^{r(k)} \alpha_{ki} \bar{c}_i^k, \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{r(k)} \alpha_{ki} \text{cov}(c_i^k, c_s^k) = \text{cov}(|Z_k|, c_s^k), \quad s=1, 2, \dots, r(k). \quad (6)$$

где горизонтальная черта означает операцию усреднения по выборке (вместо математических ожиданий взяты соответствующие выборочные средние $\bar{|Z_k|}$ и \bar{c}_i^k), а обозначение $\text{cov}(x, y)$ использовано для выборочной оценки ковариации случайных величин X и Y :

$$\text{cov}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(y_j - \bar{y}).$$

Следовательно, параметры α_{ki} , $i=0, 1, \dots, r(k)$ контекстного прогноза (4) находятся, как и в [1], решением системы (6) из $r(k)$ линейных уравнений и последующим вычислением выражения (5). Значение прогноза, $k=1, 2, \dots, 63$, дает выборочную оценку условного математического ожидания:

$$\mathbf{M} \left[\left| Z_k \right| \middle| C_1^k = c_1^k, C_2^k = c_2^k, \dots, C_{r(k)}^k = c_{r(k)}^k \right],$$

где $C_1^k, C_2^k, \dots, C_{r(k)}^k \in C(\left| Z_k \right|)$.

Все необходимые выборочные характеристики были получены на основе выборки, составленной по тестовому полутоновому изображению Boat (512x512) в пакете MATLAB 6.5.

Выбор параметра $r(k)$ производится так же, как и в [1]:

$$r(k) = \begin{cases} R, & k+130 \geq R-1 \\ k+131, & k+130 < R-1 \end{cases}, \quad k=1, \dots, 63, \quad (7)$$

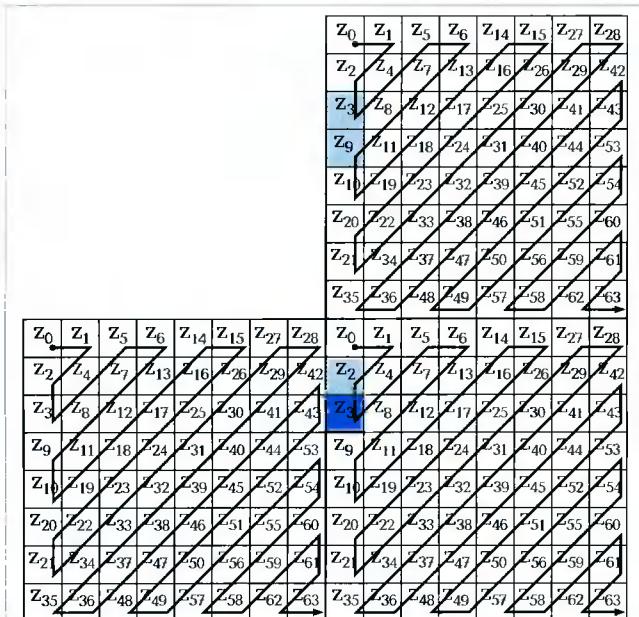


Рис. 1. Контекст для $|Z_3|$ при $R=3$

$$C(\left| Z_3 \right|) = \left\{ \left| Z_3^u \right|, \left| Z_9^u \right|, \left| Z_2^u \right| \right\}$$

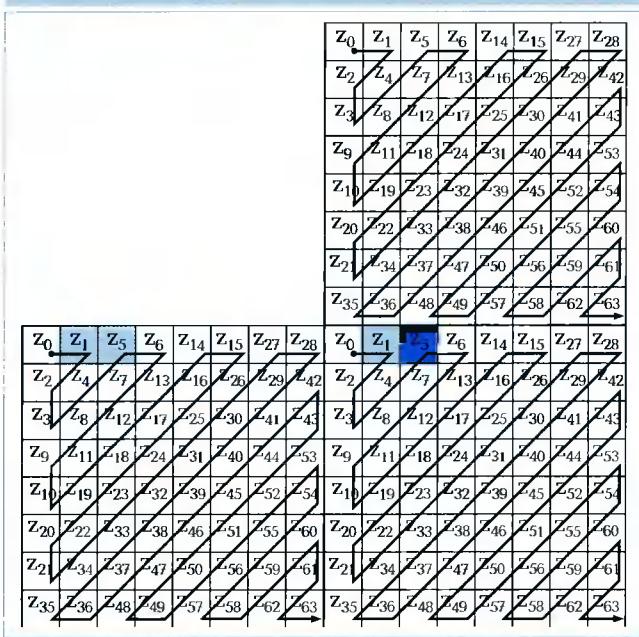


Рис. 2. Контекст для $|Z_5|$ при $R=3$

$$C(\left| Z_5 \right|) = \left\{ \left| Z_1^l \right|, \left| Z_5^l \right|, \left| Z_1 \right| \right\}$$

где значение R подбирается экспериментально. Как и в случае использования только внутриблочной корреляции [1], оптимальным по соотношению сжатие/вычислительные затраты было признано значение $R=3$. При переходе от $R=2$ к $R=3$ суммарный прирост выигрыша при кодировании семи использованных нами тестовых изображений составляет 4%, а дальнейшее увеличение R дает прирост выигрыша не более чем на 2%.

На рис. 1 и 2 представлены найденные контексты модулей коэффициентов ДКП при $R=3$.

Контекстное кодирование

Для статистического кодирования данных используется алгоритм [7] с несколькими рабочими моделями распределения вероятностей.

Кодирование постоянной составляющей производится аналогично [1], а именно: сначала по двум соседним блокам вычисляется прогнозное значение постоянной составляющей ДКП:

$$d^{v,x} = \text{round} \left(\frac{\hat{z}_0^{v,x-1} - \hat{z}_0^{y-1,x}}{2} \right). \quad (8)$$

Далее кодируется разность истинного и прогнозного значений $\hat{z}_0^{v,x} - d^{v,x}$ с использованием модели с номером $m=0$. Длина непосредственно следующей за постоянной составляющей серии нулей n_0 кодируется с помощью модели $m=1$.

Кодирование ненулевых коэффициентов вектора $\hat{z}^{v,x} = (\hat{z}_0^{v,x}, \hat{z}_1^{v,x}, \dots, \hat{z}_{63}^{v,x})$ осуществляется с использованием четырех статистических моделей. Выбор номера модели m для ненулевых коэффициентов \hat{z}_k осуществляется на основании контекстного прогноза, использующего те же параметры, которые были найдены выше для формулы (4):

$$\hat{p}_k = \alpha_{k0} + \sum_{i=1}^{r(k)} \alpha_{ki} \hat{c}_i^k, \quad (9)$$

где $\hat{c}_1^k, \hat{c}_2^k, \dots, \hat{c}_{r(k)}^k$ – контекст, состоящий из модулей квантованных коэффициентов. Выбор модели осуществляется по следующему правилу:

$$m = \begin{cases} 8, & \hat{p}_k \leq t_1^z; \\ 7, & t_1^z < \hat{p}_k \leq t_2^z; \\ 6, & t_2^z < \hat{p}_k \leq t_3^z; \\ 5, & t_3^z < \hat{p}_k. \end{cases} \quad (10)$$

Модель для кодирования длины нулевой серии (числа n_k) определяется иначе, так как при этом имеется возможность дополнить контекст значением ненулевого коэффициента \hat{z}_k . Для этого мы предлагаем использовать «уточненный прогноз» в виде взвешенной суммы:

$$\tilde{p}_k = \frac{\hat{p}_k + \alpha |\hat{z}_k|}{1+\alpha}, \quad (11)$$

где параметр α определяется экспериментально (нами было получено значение $\alpha=0,4$). Номер статистической модели для кодирования длины нулевой серии также определяется попаданием значения \tilde{p}_k в один из промежутков числовой оси:

$$m = \begin{cases} 4, & \tilde{p}_k \leq t_1^n; \\ 3, & t_1^n < \tilde{p}_k \leq t_2^n; \\ 2, & t_2^n < \tilde{p}_k \leq t_3^n; \\ 1, & t_3^n < \tilde{p}_k. \end{cases} \quad (12)$$

Если коэффициент \hat{z}_k был последним ненулевым коэффициентом в векторе $\hat{z}_{y,x}$, то вместо величины t_k^n кодируется специальный символ «конца блока» – *EOB*.

Таким образом, для использования контекстного кодирования необходимо задать два набора порогов (в общем случае – различных): $\{t_1^z, t_2^z, \dots, t_{M_z}^z\}$ – для кодирования ненулевых коэффициентов ДКП (10) и $\{t_1^n, t_2^n, \dots, t_{M_n}^n\}$ – для кодирования длин нулевых серий (12). Количество порогов было выбрано равным $M_z = M_n = 3$ [1], т.е. для кодирования коэффициентов и длин нулевых серий использовалось по 4 статистических модели. Экспериментально были получены следующие пороги: $\{t_1^z = 0,78; t_2^z = 1,69; t_3^z = 3,9\}$ и $\{t_1^n = 0,39; t_2^n = 0,91; t_3^n = 1,82\}$.

Подробный алгоритм кодирования блока $\hat{z}_{y,x}$, основанный на использовании арифметического кодера [7], представлен в [1]. «Внутренние» блоки изображения кодируются на основе прогноза, полученного по анализу межблоченной корреляции; граничные блоки (верхний и левый ряды) кодируются с использованием прогноза, вычисленного только на основе внутриблочной корреляции.

Результаты экспериментов

В табл. 1 приведены результаты сжатия семи тестовых полутоновых изображений размером 512x512 точек (8 бит на пиксель). Размер сжатого файла указан в байтах. Под выигрышем в сжатии понимается процент

уменьшения длины файла при использовании предложенного контекстного кодирования по сравнению с размером JPEG-файла, то есть размер JPEG-файла принимается за 100%. Файлы JPEG были получены с использованием свободно распространяемой библиотеки от Independent JPEG Group при уровне качества, соответствующем матрице квантования Пеннебакера [3], с арифметическим кодированием. Для корректности сравнения для JPEG-файлов в табл. 1 приведены размеры, уменьшенные на длину заголовка, равную 160 байтам.

Выходы и заключение

Как видно из табл. 1, метод контекстного кодирования дает выигрыш относительно JPEG с арифметическим кодированием в среднем на 3%. На некоторых изображениях выигрыш незначителен, но на некоторых достигает 5-7%. Использование более чем 3 контекстных переменных дает несущественное повышение эффективности сжатия.

Одним из недостатков предложенного алгоритма, как и [1], является наличие большого количества параметров: числа контекстных переменных $r(k)$, параметров контекстного прогноза для каждого коэффициента ДКП, которые зависят от исходной статистической выборки, шести порогов выбора моделей; кроме того, добавился параметр α (11), участвующий в выборе модели для кодирования длины нулевой серии. Все перечисленные параметры были определены нами экспериментально по результатам статистической обработки тестовых изображений, но, тем не менее, оказались достаточно универсальными.

По вычислительной сложности предложенный алгоритм практически не отличается от [1], за исключением двух дополнительных умножений и сложения, необходимых для нахождения \tilde{p}_k по (11) при кодировании каждого ненулевого коэффициента.

Одним из способов дальнейшего повышения эффективности алгоритма, как и в [1], является применение RD-оптимизации [8].

Файл	JPEG Арифметическое кодирование	Контекстное кодирование, $R=3$	Выигрыш в сжатии, %	Контекстное кодирование, $R=5$	Выигрыш в сжатии, %
Barbara	27645	27360	1,0	27262	1,4
Boat	21816	21697	0,5	21641	0,8
Goldhill	23951	23855	0,4	23808	0,6
Lena	19265	18241	5,3	18190	5,6
Mandrill	40513	40394	0,3	40101	1,0
Peppers	20086	18560	7,6	18573	7,5
Zelda	15240	14552	4,5	14545	4,6

Таблица 1. Результаты контекстного кодирования

Литература

1. Стрелков Ф.В., Умняшкин С.В. Контекстное кодирование коэффициентов дискретного косинусного преобразования (ДКП) в JPEG-подобной схеме компрессии. // Цифровая обработка сигналов. – №2 – 2003. – С. 5-10.
2. G.K. Wallace. The JPEG still-picture compression standard. // Communications of the ACM, vol.34, pp. 30-40, April 1991.
3. W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, JPEG Still Image Data Compression Standard. New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
4. Xiaohui Xue, Wen Gao. Context-based statistical model for DCT-based image coder. Proceedings of Picture Coding Symposium '99. Oregon State Univ. 21-23 April 1999, pp.383-385. Corvallis, OR, USA.
5. Zhang, X.; Vetro, A.; Sun, H.; Shi, Y-Q., «Robust Decoding for Reduced Error Propagation of DC/AC Prediction Errors», Workshop and Exhibition on MPEG-4 (WEMP4) , June 2001.
6. Розанов Ю.А. Случайные процессы. – М.: Наука, 1971. – 288 с.
7. Witten, R.M. Neal, J.G. Cleary. Arithmetic coding for data compression. // Communications of the ACM, vol.30, no.6, pp. 520-540, June 1987.
8. Умняшкин С.В., Космач М.В. Оптимизация кодирования цифровых изображений по методу JPEG. // Известия вузов. Электроника. – №4-5. – 2000. – С. 139-141.
9. Умняшкин С.В. Использование контекстного арифметического кодирования для повышения сжатия данных по схеме JPEG. // Известия вузов. Электроника. – № 3. – 2001. – С. 96-98.

НОВЫЕ КНИГИ:

Айфичер Э.С., Джервис Б.У. Цифровая обработка сигналов:

практический подход 2-е издание: Пер. с англ.–

М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 992 с., ил.

Данная книга предназначена в первую очередь для практиков – инженеров-электронщиков, программистов, людей, занимающихся техникой связи, вычислительными и электронными устройствами. Хотя теоретические основы и изложены в необходимом объеме, основной акцент все же делается на практической разработке современных цифровых устройств, которые можно будет использовать в военной сфере и биомедицине, телекоммуникациях и проигрывателях компакт-дисков, обработке изображений и цифровом телевидении. Для более полного освоения излагаемого материала в книге подробно разбираются примеры, приводится справочная информация и предлагаются задачи для самостоятельного решения.

Данную книгу можно использовать как учебник при подготовке прикладных специалистов.

Артюшенко В.М., Шелухин О.И., Афонин М.Ю. Цифровое сжатие видеинформации и звука:

Учебное пособие./Под ред. В.М. Артюшенко.

М.: Издательско-торговая корпорация «Дашков и К», 2003. – 426 с., ил.

В учебном пособии рассмотрены методы кодирования и сжатия изображений. Приводится описание и методы реализации основных стандартов сжатия аудиосигналов и видеоизображений MPEG-1, MPEG-2, MPEG-4, MPEG-7, фрактальных и вейвлет-преобразований.

Учебное пособие может быть рекомендовано специалистам в области разработки и эксплуатации цифровых систем сжатия, передачи, обработки, хранения и воспроизведения видеинформации, а также студентам и аспирантам в области радиотехнических, аудиовизуальных и информационных специальностей.

Ковалгин Ю.А., Вологдин Э.И. Цифровое кодирование звуковых сигналов.

СПб.: КОРОНА-принт, 2004. – 240 с., ил.

Рассматриваются традиционные и новейшие методы кодирования звуковых сигналов радиовещания и телевидения, основанные на учете статистики звукового сигнала и психологии слухового восприятия. Наибольшее внимание удалено алгоритмам компрессии цифровых аудиоданных группы MPEG (стандарты ISO/IEC 11172-3, 13818-7 AAC, 14496-3), алгоритму компрессии A/52, гибридным методам кодирования звуковых сигналов. Они получили самое широкое распространение в новейших системах цифрового радиовещания и звукосопровождения телевидения (DAB, DRM, ATSC Dolby AC-3), в современной каналообразующей аппаратуре доставки звуковых сигналов от студий к радиопередающим станциям, в аппаратуре радиомониторинга эфира радиостанций, в Internet-вещании. Книга предназначена студентам высших учебных заведений, а также широкому кругу читателей, интересующихся новейшими цифровыми технологиями вещания.

Оптимизация банка фильтров в задачах субполосного кодирования: тематический обзор

Е.И. Гусинская, А.А. Зайцев

Введение

Задача оптимизации банков фильтров (БФ), основанных на знании статистических характеристик входных сигналов, известна в течение долгого времени. Еще около сорока лет назад Хуанг и Шултхис [1] опубликовали фундаментальное исследование об оптимизации преобразующих кодеров. Затем в области обработки сигналов было внесено много дополнений в теорию банков фильтров, вейвлетов и их применений. В частности, был достигнут значительный прогресс в оптимизации БФ для различных приложений, включающих субполосное кодирование, подавление шума и цифровые коммуникации. Одним из результатов в этой области является специальный тип БФ, называемый БФ основных компонент (Principal Component Filter Bank – PCFB), который гарантирует оптимальное решение многих задач при достаточно мягких теоретических предположениях. Данный обзор посвящен теории построения таких наборов фильтров, а также вопросам их использования.

Оптимальность ортонормированных субполосных кодеров с равномерным разбиением на субполосы

Рассмотрим проблему построения оптимального БФ с полным восстановлением для случая равномерного разбиения частотного диапазона. Для этого нам потребуются следующие определения и установки [2]. На рис. 1а представлен БФ, где $H_0(z), H_1(z), \dots, H_{M-1}(z)$ – передаточные функции БФ анализа, $F_0(z), F_1(z), \dots, F_{M-1}(z)$ – передаточные функции фильтров синтеза. На рис. 1б изображено полифазное представление БФ, где $R(z), E(z)$ – матрицы полифазных компонент БФ анализа и синтеза

Посвящена вопросам построения банков фильтров для систем субполосного кодирования, наиболее полно использующих статистические характеристики входного сигнала. Представлены необходимые и достаточные условия для задачи построения банков фильтров для принятого критерия оптимизации. Приведен алгоритм расчета набора фильтров. Рассмотрены вопросы существования и построения банков фильтров основных компонент для субполосных кодеров с равномерным и неравномерным разбиением на субполосы, а также их применение в системах телекоммуникаций.

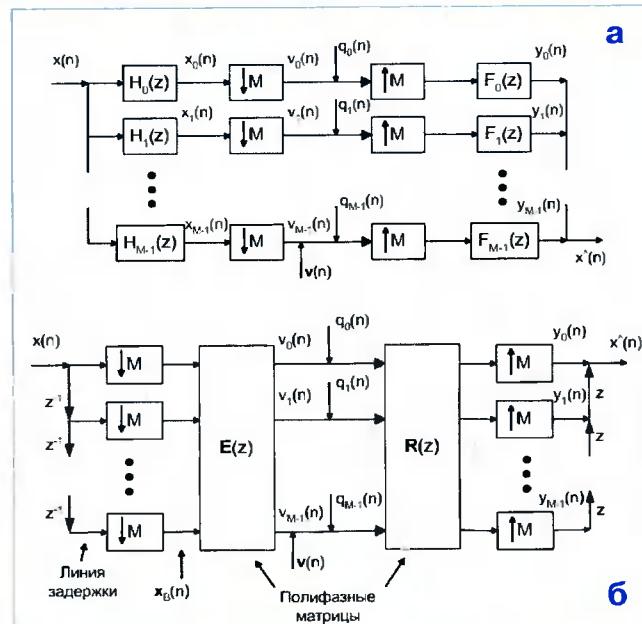


Рис. 1. Структура субполосного кодера с максимальной дечимацией (а) и его полифазное представление (б)

соответственно. Набор (или банк) фильтров называется биортогональным или БФ с полным восстановлением, если произведение его полифазных компонент $R(z)E(z)=I$.

Такой БФ называется ортонормированным, если $E(e^{j\omega})$ ($z=e^{j\omega}$) является унитарной матрицей для любого ω . В терминах частотных характеристик фильтров эти определения можно выразить следующим образом:

$$\begin{aligned} H_k(e^{j\omega})F_m(e^{j\omega})|_{\downarrow M} &= \delta(k-m) \quad (\text{биортогональность}), \\ H_k(e^{j\omega})H_m^*(e^{j\omega})|_{\downarrow M} &= \delta(k-m) \quad (\text{ортонормированность}), \end{aligned} \quad (1)$$

где $F_m(e^{j\omega})|_{\downarrow M}$ означает преобразование Фурье от прореженной последовательности отсчетов импульсной характеристики $f_m(n)$; $H_m^*(e^{j\omega})|_{\downarrow M}$ – преобразование Фурье от прореженной последовательности отсчетов импульсной характеристики $H_m^*(n)$ (верхний индекс * указывает на комплексное сопряжение); $k, m = 1, 2, \dots, M$; M – число фильтров в наборе.

Пусть входной сигнал $x(n)$ является стационарным в широком смысле и имеет нулевое среднее и спектральную плотность мощности (СПМ) $S_{xx}(e^{j\omega})$. После разбиения на субполосы сигналы $v_i(n)$ также стационарны в широком смысле и имеют нулевое среднее значение. Кроме того, дисперсии сигналов $x_i(n)$ и $v_i(n)$ равны, т.е. $\sigma_{x_i}^2 = \sigma_{v_i}^2$. Модель квантования может быть представлена источником аддитивного шума $q_i(n)$. Предполагается, что этот источник также стационарен, имеет нулевое среднее значение и дисперсию [2]:

$$\sigma_{q_i}^2 = c2^{-2b_i}\sigma_{x_i}^2 = c2^{-2b_i}\sigma_{v_i}^2, \quad (2)$$

где b_i – количество бит, отведенных для квантования i -ой полосы, c – константа, значение которой зависит от природы функции плотности распределения и одинаково для всех субполос.

Считая, что среднее число бит, затрачиваемых на передачу одного отсчета исходного сигнала, зафиксировано ($b = \sum_{i=0}^M b_i / M$), можно показать, что среднеквадратическая ошибка восстановления [3]:

$$\epsilon = E[\mathbf{e}^\dagger(n)\mathbf{e}(n)] = cM2^{-2b}\phi^{1/M}, \quad (3)$$

где

$$\phi = \prod_{i=0}^{M-1} \int_0^{2\pi} (\mathbf{E}(e^{j\omega})S_{xx}(e^{j\omega})\mathbf{E}^\dagger(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi \int_0^{2\pi} (\mathbf{R}^\dagger(e^{j\omega})\mathbf{R}(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi. \quad (4)$$

Верхний индекс \dagger означает транспонирование, следующее за комплексным сопряжением. Это выражение справедливо, если b_i выбираются следующим образом:

$$b_i = b + 0.5 \log_2 \sigma_{y_i}^2 K_i^2 - 0.5 \sum_i \log_2 \sigma_{y_i}^2 K_i^2 / M, \quad (5)$$

$$\text{где } \sigma_{y_i}^2 = \int_0^{2\pi} (\mathbf{E}(e^{j\omega})S_{xx}(e^{j\omega})\mathbf{E}^\dagger(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi,$$

$$K_i^2 = \int_0^{2\pi} (\mathbf{R}^\dagger(e^{j\omega})\mathbf{R}(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi.$$

Выражение (5) называется формулой оптимального распределения бит.

Необходимо выбрать $\mathbf{E}(e^{j\omega})$ и $\mathbf{R}(e^{j\omega})$ таким образом, чтобы минимизировать целевую функцию ϕ . Для ортонормированного случая $\mathbf{R}^\dagger(e^{j\omega})\mathbf{R}(e^{j\omega}) = \mathbf{I}$, поэтому

$$\phi = \prod_{i=0}^{M-1} \int_0^{2\pi} (\mathbf{E}(e^{j\omega})S_{xx}(e^{j\omega})\mathbf{E}^\dagger(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi = \prod_{i=0}^{M-1} \sigma_{x_i}^2, \quad (6)$$

где $\sigma_{x_i}^2$ – дисперсия сигнала в i -ой субполосе. Следовательно, для ортонормированного случая задача оптимизации сводится к минимизации произведения субполосных дисперсий. В этом случае $\epsilon = cM2^{-2b}(\prod_i \sigma_{x_i}^2)^{1/M}$.

Когда сигнал $x(n)$ является стационарным в широком смысле, выражение

$$\int (\mathbf{E}(e^{j\omega})S_{xx}(e^{j\omega})\mathbf{E}^\dagger(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi$$

может быть записано как

$$\int S_{xx}(e^{j\omega}) |H_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi.$$

Аналогично выражение

$$\int (\mathbf{R}^\dagger(e^{j\omega})\mathbf{R}(e^{j\omega}))_{ii} d\omega / 2\pi$$

эквивалентно выражению

$$\int |F_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi.$$

Таким образом, ϕ можно записать как

$$\phi = \prod_{i=0}^{M-1} \int_0^{2\pi} S_{xx}(e^{j\omega}) |H_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi \int_0^{2\pi} |F_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi. \quad (7)$$

Для биортогонального БФ с оптимальным распределением бит выигрыш от применения субполосного кодирования (G_{SRC}) имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} G_{SRC} &= \frac{\epsilon_{direct}}{\epsilon_{SRC}} = \sigma_x^2 / \phi^{1/M} = \\ &= \frac{\sigma_x^2}{\left(\prod_{i=0}^{M-1} \int_0^{2\pi} S_{xx}(e^{j\omega}) |H_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi \int_0^{2\pi} |F_i(e^{j\omega})|^2 d\omega / 2\pi \right)^{1/M}}. \end{aligned} \quad (8)$$

Для ортонормированного случая выигрыш кодирования определяется как отношение средних квадратов ошибок восстановления для случаев прямого квантования и субполосного кодирования:

$$G_{SRC}(M) \equiv \frac{\epsilon_{direct}}{\epsilon_{SRC}} = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sigma_{x_i}^2}{\left(\prod_{i=0}^{M-1} \sigma_{x_i}^2 \right)^{1/M}} = \frac{\sigma_x^2}{\left(\prod_{i=0}^{M-1} \sigma_{x_i}^2 \right)^{1/M}}. \quad (9)$$

Таким образом, выигрыш субполосного кодирования определяется отношением арифметического и геометрического средних значений дисперсий в субполосах.

Необходимо найти такой БФ, который максимизирует выигрыш субполосного кодирования при условии полного восстановления сигнала.

Вопрос заключается в следующем. Каким необходимым и достаточным условиям должен удовлетворять БФ, чтобы был достигнут максимальный эффект кодирования? П.П. Вайдыянатхан в своей работе [2] доказывает, что таковыми являются свойство «пол-

ной декорреляции частотных каналов» и свойство «мажорантности».

Полная декорреляция заключается в том, что для фиксированной СПМ входного сигнала $S_{xx}(e^{j\omega})$ и фиксированного M любые два субполосных сигнала некоррелированы между собой, т.е. $E[v_i(n) \cdot v_k(m)] = 0$ для $i \neq k$ и для всех m, n . Частным следствием из этого свойства является тот факт, что в случае, когда СПМ входного сигнала имеет форму $S_{xx}(e^{j\omega}) = S_{xx}(e^{j\omega M})$, т.е. имеет одинаковую форму в каждом канале, эффект сжатия равен единице (что не позволяет получить выигрыш).

Пусть $S_k(e^{j\omega})$ обозначает СПМ k -го децимированного субполосного сигнала $v_k(n)$, а $\sigma_{v_k}^2$ – его дисперсию. Предположим, что каналы можно пронумеровать таким образом, что будет выполняться:

$$\sigma_{v_0}^2 \geq \sigma_{v_1}^2 \geq \dots \geq \sigma_{v_{M-1}}^2. \quad (10a)$$

Тогда можно сказать, что набор субполосных сигналов обладает мажорирующим свойством, если верно следующее выражение:

$$S_0(e^{j\omega}) \geq S_1(e^{j\omega}) \geq \dots \geq S_{M-1}(e^{j\omega}), \text{ для всех } \omega. \quad (10b)$$

Определив условия, которым должен удовлетворять набор фильтров, перейдем к процедуре его проектирования. Рассмотрим проблему построения «сжимающего» фильтра (compaction filter), т.е. такого фильтра, который максимизирует дисперсию на выходе $\sigma_{v_k}^2$, не нарушая при этом ограничение Найквиста порядка M :

$$\left| H(e^{j\omega}) \right|^2 \Big|_{\downarrow M} = 1, \text{ то есть } \sum_{k=0}^{M-1} \left| H(e^{j(\omega - 2\pi k/M)}) \right|^2 = M, \text{ для } \forall \omega. \quad (11)$$

Такой фильтр может быть построен по следующей процедуре [4]:

Шаг 1. Для каждой частоты ω_k в диапазоне $[0; 2\pi/M]$ определить M частот наложения $\omega_k = \omega_0 + 2\pi k/M$, где $0 \leq k \leq M-1$.

Шаг 2. Сравнить значения СПМ $S_{xx}(e^{j\omega})$ в этих M точках. Пусть L – минимальное целое, такое, что $S_{xx}(e^{j\omega_L})$ – максимальное на этом множестве. Тогда значение в этих точках будет определяться как:

$$H(e^{j(\omega_0 + (2\pi k/M))}) = \begin{cases} \sqrt{M}, & \text{при } k=L, \\ 0, & \text{в других случаях.} \end{cases} \quad (12)$$

Повторив эту процедуру для каждого ω_k в диапазоне $0 \leq \omega_0 < 2\pi/M$, полностью определяем идеальный двухуровневый фильтр $H(e^{j\omega})$ без наложений и с суммарной шириной полосы пропускания $2\pi/M$.

Предложенный алгоритм рассматривает построение фильтра с комплексными коэффициентами. Если потребовать, чтобы коэффициенты фильтра выражались действительными числами, то процедура несколько модифицируется. В частности, уменьшается диапазон изменения частоты ω_0 : $\omega_0 \in [0; \pi/M]$. Кроме того, меняется способ перебора частот:

$$\omega_k = \begin{cases} \pi k / M + \omega_0, & \text{для четных } k \\ \pi(k+1) / M - \omega_0, & \text{для нечетных } k \end{cases}$$

Для получения полного ортонормированного набора фильтров, оптимального в смысле увеличения выигрыша кодирования для заданной СПМ входного сигнала, необходимо повторить описанную выше процедуру M раз. При этом на каждом шаге следует модифицировать анализируемую СПМ, вырезая из нее (т.е. приравнивая к нулю) те частотные области, которые попали в полосу пропускания найденного на текущей итерации фильтра.

Рассмотрим СПМ входного сигнала $S_{xx}(e^{j\omega})$, изображенную на рис. 2а, с $c > 0$. Для традиционного двухканального БФ анализа (рис. 2б) субполосные дисперсии $\sigma_{x_0}^2 = \sigma_{x_1}^2 = (1+c)/2$, и выигрыш от применения субполосного кодирования $G_{SBC}(2) = 1$. Другой выбор фильтров, построенный в соответствии с рассмотренной процедурой, показан на рис. 2в. Субполосные дисперсии в этом случае имеют следующие значения: $\sigma_{x_0}^2 = 1$ и $\sigma_{x_1}^2 = c$, тогда

$$G_{SBC}(2) = \frac{AM\{\sigma_{x_i}^2\}}{GM\{\sigma_{x_i}^2\}} = \frac{(1+c)}{2\sqrt{c}} > 1.$$

Например, возьмем $c = 0,01$, тогда выигрыш от субполосного кодирования получается $G_{SBC}(2) = 5,05$.

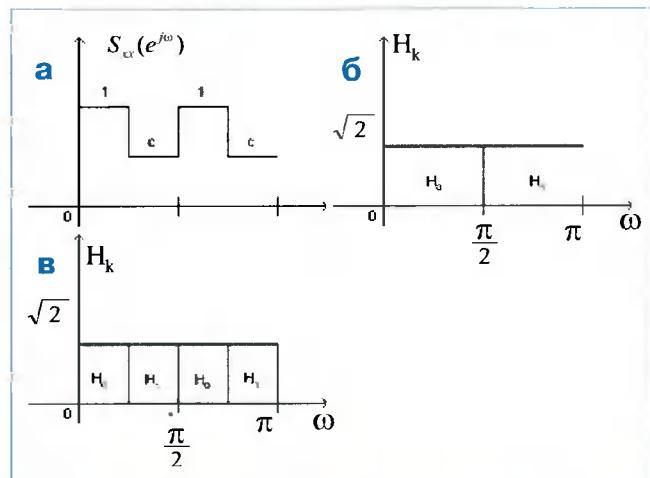


Рис. 2. Ортонормальный БФ для заданной СПМ сигнала.
(а) СПМ входного сигнала,
(б) традиционный выбор фильтров анализа,
(в) оптимальный выбор фильтров

Оптимальность PCFB для класса банков фильтров с равномерным разбиением

Рассмотрим более общий случай. Пусть задан класс C ортонормированных равномерных M -канальных БФ (рис. 3).

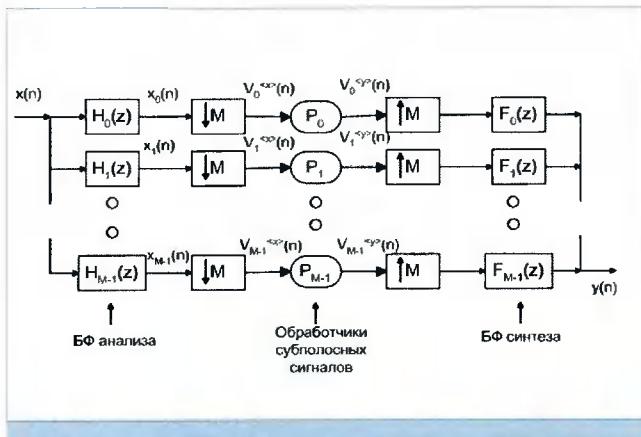


Рис. 3. Обобщенная структура анализа/синтеза с промежуточной обработкой

Отметим, что любой БФ может быть полностью определен его полифазной матрицей анализа $E(z)$. Кроме того, пусть имеется упорядоченный набор из M субполосных узлов обработки P_i , $i=0, 1, \dots, M-1$. В общем случае P_i – просто функция, отображающая входную последовательность в выходную. Цель построения такой системы сводится к получению некоторого желаемого сигнала $d(n)$ из входного $x(n)$. В случае сжатия P_i является квантователем и $d(n)=x_i(n)$. В контексте уменьшения шума входным сигналом является $x(n)=s(n)+\mu(n)$, где $\mu(n)$ – аддитивный шум. В этом случае желаемый выходной сигнал имеет следующий вид: $d(n)=s(n)$. Тогда задача оптимизации БФ состоит в нахождении среди всех БФ из C одного, который минимизирует некоторую меру ошибки восстановления сигнала:

$$e(n)=d(n)-y(n),$$

где $y(n)$ – реальный выходной сигнал БФ.

Положим, что $x(n)$ является циклостационарным, в широком смысле, процессом с периодом M . Это означает, что сигнал является стационарным в широком смысле на окне длиной M . Кроме того, пусть все процессы имеют нулевое среднее, а $d(n)$ и P_i таковы, что $e(n)$ также циклостационарен в широком смысле и имеет нулевое среднее. Измерение ошибки будем производить усредняя дисперсию ошибки $e(n)$ на периоде циклостационарности. Эта оценка может быть выражена как

$$\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} E\left[|v_i^{(e)}(n)|^2\right], \quad (13)$$

где $v_i^{(e)}(n) = v_i^{(d)}(n) - v_i^{(s)}(n)$. Таким образом, обработчик должен «стараться» генерировать на выходе сигнал настолько «близкий» к $v_i^{(d)}(n)$, насколько это возможно, чтобы минимизировать $E\left[|v_i^{(e)}(n)|^2\right]$. Во многих случаях обработчики таковы, что

$$E\left[|v_i^{(e)}(n)|^2\right] = h_i(\sigma_i^2), \quad (14)$$

где σ_i^2 обозначает дисперсию $v_i^{(s)}(n)$, а h_i определяется исключительно природой обработчика P_i . Тогда для определенного класса проблем целевая функция, определенная на классе C , может быть выражена как:

$$g(v) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} h_i(\sigma_i^2), \text{ где } v = (\sigma_0^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_{M-1}^2). \quad (15)$$

Пусть S обозначает множество векторов субполосных дисперсий, соответствующих всем БФ из C . Тогда проблема оптимизации сводится к нахождению такого вектора v , при котором $g(v)$ имеет минимальное действительное значение. Оказывается, что если функция $g(v)$ вогнутая, то для решения упомянутых задач оптимальным является «банк фильтров основных компонент» (PCFB).

Дадим определение БФ основных компонент: Пусть C – данный класс ортонормированных равномерных M -канальных БФ, и пусть $S_{xx}(e^{j\omega})$ – СПМ матрица входного векторного сигнала $x(n)$. Набор фильтров в C называется «банком фильтров основных компонент» (PCFB) в классе C для заданной СПМ $S_{xx}(e^{j\omega})$, если вектор субполосных дисперсий является мажорирующим для вектора субполосных дисперсий любого БФ в классе C .

PCFB существует не всегда, т.е. не для любого класса БФ. Кроме того, если такой БФ существует, то он не единственный. В [5] доказывается, что PCFB существует, по крайней мере, для трех важных классов: 2-канальных БФ, M -канальных кодеров с ортогональным преобразованием и всех M -канальных ортонормированных БФ. Кроме того, пусть класс C' содержит все равномерные банки фильтров без какого-либо ограничения, за исключением условия ортонормированности. Оказывается, PCFB существует для такого класса и определяется двумя уже встречавшимися нам выше условиями, а именно: условием полной декорреляции сигналов в субполосах и условием спектральной мажорируемости. С другой стороны, множество классов БФ не имеет PCFB. В частности, так называемый класс

дискретного преобразования Фурье C^{DFT} и класс косинусно-модулированных БФ C^{cmfb} .

Вернемся к проблеме кодирования/сжатия. В этом случае P_i – квантователь. Сигнал ошибки в каждом канале $v_i^{(e)}$ представляет собой шум квантования и имеет дисперсию $E[v_i^{(e)}(n)^2] = f_i(b_i)\sigma_i^2$. Тогда целевая функция (14) будет иметь вид:

$$g(\sigma_0^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_{M-1}^2) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} h_i(\sigma_i^2), \quad h_i(x) = f_i(b_i) \cdot x. \quad (16)$$

Учитывая тот факт, что $f_i(b_i) = c_i 2^{-2b_i}$, минимизация (16) соответствует максимизации (9). Так как в (16) h_i – линейная функция (и, следовательно, вогнутая), то оптимальным для решения данной задачи будет использование РСФВ, причем вне зависимости от способа распределения бит в каждом канале.

Построение реального банка фильтров основных компонент

Рассмотрим M канальный параунитарный банк КИХ-фильтров на рис. 1. Все коэффициенты фильтров являются действительными значениями. Цель построения традиционных (неадаптивных) БФ состоит в оптимизации некоторой функции от коэффициентов фильтров, например минимизация энергии в полосе непропускания. В случае БФ, адаптируемого к сигналу, задача построения формулируется как многоэтапная задача оптимизации: необходимо рассчитать компоненты БФ таким образом, чтобы энергия в первом канале была максимальной. Затем, используя оставшиеся степени свободы, максимизировать энергию во втором канале и повторить эту операцию для всех оставшихся каналов.

Решение этой задачи эквивалентно максимизации выигрыша субполосного кодирования (9). Однако это приводит к фильтрам бесконечного порядка или к блочным преобразованиям. В этих частных случаях получаются соответственно фильтры и преобразование Карунена–Лоэва–Пугачева [6], [7]. В работе [8] показано, как может быть получено глобальное оптимальное решение задачи построения оптимального БФ с ограниченным порядком, используя метод, разработанный для двухканального случая [9].

Полифазная матрица, показанная на рис. 1б, может быть записана как

$$\mathbf{E}(z) = \mathbf{U} \mathbf{V}_{N-1}(z) \mathbf{V}_{N-2}(z) \cdots \mathbf{V}_1(z), \quad (17)$$

где $\mathbf{V}_k(z) = \mathbf{I}_M - (1-z^{-1})\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T$ – матрицы Хаусхолдера; \mathbf{v}_k , $1 \leq k < N$ – векторы с действительными значения-

ми порядка M , причем нормы векторов равны единице; \mathbf{I}_M – единичная матрица размерности $M \times M$; \mathbf{U} – унитарная матрица размерности $M \times M$ с действительными элементами. Эквивалентное представление БФ показано на рис. 4. Здесь $\mathbf{V}(z) = \prod_k \mathbf{V}_k(z)$.

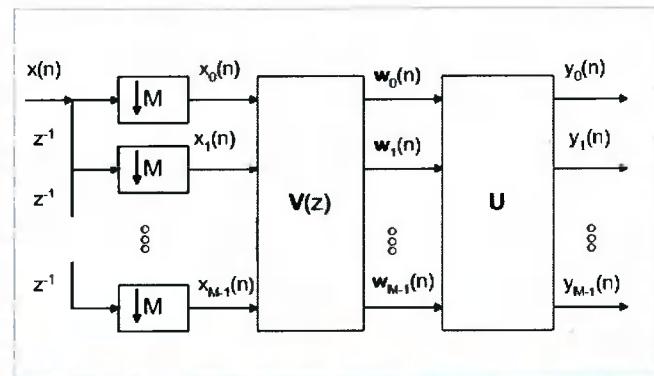


Рис. 4. Полифазное представление банка фильтра анализа на рис. 1

Пусть $H_m(z)$ – характеристика m -го фильтра анализа и $\mathbf{H}(z)$ – вектор длиной M с компонентами $\{H_m(z)\}$. Тогда

$$\mathbf{H}(z) = \mathbf{E}(z^M) \mathbf{d}(z), \quad (18)$$

где $\mathbf{d}(z) = (1, z^{-1}, \dots, z^{-M+1})^T$ – вектор задержек.

Вернемся к рис. 4. M -вектор \mathbf{x} содержит полифазные компоненты входного сигнала $x(n)$, а M -векторы \mathbf{w} и \mathbf{y} – выходные сигналы преобразователя $\mathbf{V}(z)$ и банка фильтров соответственно. Вектор \mathbf{h}_m – MN -вектор коэффициентов m -го фильтра анализа $H_m(z)$, а \mathbf{u}_m – m -й столбец \mathbf{U}^T .

Сформулируем задачу оптимизации. Критерий сжатия энергии возникает из двух разных, но достаточно близких формулировок задачи построения банков фильтров, адаптируемых к сигналу, а именно: стохастической и детерминистической формулировок. В любом случае энергия сигнала y_m в m -м канале определяется выражением:

$$\sigma_m^2 = \mathbf{h}_m^T \mathbf{R}_x \mathbf{h}_m, \quad (19)$$

где \mathbf{R}_x – ковариационная матрица Тэплица для входного сигнала $x(n)$ размерности $MN \times MN$. (Данный метод не применим, если \mathbf{R}_x не будет являться матрицей Тэплица.) Для σ_m^2 можно записать альтернативное выражение

$$\sigma_m^2 = \mathbf{u}_m^T \mathbf{R}_w(0) \mathbf{u}_m, \quad (20)$$

$\mathbf{R}_w(0)$ – $M \times M$ -корреляционная матрица для вектора \mathbf{w} на рис. 4.

При использовании стохастической формулировки входной сигнал $x(n)$ моделируется случайным процессом, стационарным в широком смысле, с Теплицевой ковариационной матрицей

$$\mathbf{R}_x(n, m) = E[x(n)x(m)], \quad 0 \leq n, m < MN. \quad (21)$$

Энергия в m -м канале определяется как дисперсия сигнала $y_m(n)$

$$\sigma_m^2 = E[y_m(n)^2] \quad (22)$$

и может быть записана в форме (19) с \mathbf{R}_x , заданной в (21), или в другой форме:

$$\sigma_m^2 = \int_{-\pi}^{0.5} |H_m(e^{j\omega})|^2 S_x(e^{j\omega}) d\omega, \quad (23)$$

где $S_x(e^{j\omega})$ – спектральная плотность $x(n)$. Ковариационная матрица вектора x размерности $M \times M$ имеет следующий вид:

$$\mathbf{R}_x(n-m) = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(m)], \quad 0 \leq n, m < M. \quad (24)$$

Ковариации \mathbf{R}_w и \mathbf{R}_y для M -векторов w и y определяются аналогичным образом. Они могут быть выражены через \mathbf{R}_x с помощью

$$\mathbf{R}_w(n) = \sum_{l,m=0}^{N-1} \mathbf{V}(m) \mathbf{R}_x(n+m-l) \mathbf{V}^T(l) \quad (25)$$

$$\text{и } \mathbf{R}_y(n) = \mathbf{U} \mathbf{R}_w(n) \mathbf{U}^T, \quad (26)$$

где $\mathbf{V}(m)$ – матричная импульсная характеристика преобразователя $\mathbf{V}(z)$. Тогда получим

$$\sigma_m^2 = E[y_m(n)]^2 = \mathbf{u}_m^T \mathbf{R}_w(0) \mathbf{u}_m,$$

аналогичное выражению (20).

Рассмотрим первую часть задачи, т.е. максимизацию энергии в первом канале. Полифазная матрица параметризована с помощью $\{\mathbf{v}_m\}$ и $\{\mathbf{u}_m\}$. Обратимся к рис. 4 или к выражениям (20) и (25). Энергия в первом канале σ_0^2 зависит только от $\{\mathbf{v}_m\}$ и от первой строки \mathbf{u}_0^T матрицы \mathbf{U} . В задаче максимизации используется линейная целевая функция с конечным числом оптимизируемых переменных и бесконечным числом линейных ограничений. Такая задача является задачей линейного полубесконечного программирования (Semi-Infinite Programming, SIM), которая может рассматриваться как расширение более известной задачи линейного программирования [10], [11]. Решение в рамках задачи линейного полубесконечного программирования дает ряд преимуществ, в

частности, каждое локально оптимальное решение является также глобально оптимальным [12], [10].

Когда $\{\mathbf{v}_m\}$ определен, может быть вычислена корреляционная матрица $\mathbf{R}_w(0)$. Для максимизации σ_0^2 для всех $m=1, M-1$ остались только свободные параметры, т.е. $\{\mathbf{u}_m\}$. Это означает, что оптимальные $\{\mathbf{u}_m\}$ являются собственными векторами матрицы $\mathbf{R}_w(0)$, расположеными в порядке уменьшения собственных значений. Таким образом, вторая часть задачи сжатия энергии состоит в разложении $\mathbf{R}_w(0)$ на собственные векторы, причем первый собственный вектор \mathbf{u}_0 уже найден на первом шаге алгоритма. Оптимальные $\{\mathbf{u}_m\}$ диагонализируют выходную корреляционную матрицу $\mathbf{R}_y(0)$.

Вернемся к выражению (9) для выигрыша кодирования. Пусть O_u обозначает класс КИХ ортонормальных полифазных матриц размерности $M \times M$ со степенью не более μ . Тогда задача максимизации выигрыша кодирования заключается в следующем:

$$\prod_{i=0}^{M-1} \int_{-\pi}^{\pi} [\mathbf{E}^+(e^{j\omega}) \mathbf{S}_{xx}(e^{j\omega}) \mathbf{E}(e^{j\omega})]_{ii} \frac{d\omega}{2\pi} \rightarrow \min_{\mathbf{E}(z) \in O_u}, \quad (27)$$

т.е. среди всех полифазных матриц нужно найти такую, которая минимизирует среднегеометрическое значение дисперсий в субполосах.

Задача сжатия (локализации) энергии заключается в том, чтобы сделать дисперсию одной из субполос ортонормального БФ наибольшей. Если исходный сигнал является случайным процессом, стационарным в широком смысле, то выигрыш энергетического сжатия определяется как

$$G_{comp} = \frac{\max(\sigma_{k_i}^2)}{\sigma_x^2}. \quad (28)$$

Пусть O_u – класс $I \times M$ ортонормальных КИХ полифазных векторов со степенью не более μ , тогда задача сжатия энергии формулируется следующим образом:

$$\int_{-\pi}^{\pi} \mathbf{e}_0^+(e^{j\omega}) \mathbf{S}_{xx}(e^{j\omega}) \mathbf{e}_0(e^{j\omega}) \frac{d\omega}{2\pi} \rightarrow \max_{\mathbf{e}_0(z) \in O_u}, \quad (29)$$

где $\mathbf{e}_0^+(e^{j\omega})$ – нулевая строка полифазной матрицы $\mathbf{E}(z)$. Таким образом, необходимо найти такой вектор полифазных компонент, чтобы энергия в нулевой субполосе была максимальной.

Неравномерное разделение частотных каналов

Все сказанное выше относилось к случаю равномерного разбиения частотного диапазона ортонор-

мированным БФ, когда все коэффициенты децимации (и интерполяции) были равны и, кроме того, наборы фильтров были с полной децимацией, т.е.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{n_i} = 1. \quad (30)$$

Теперь рассмотрим случай, когда используются ортонормированные БФ с неравномерным разбиением

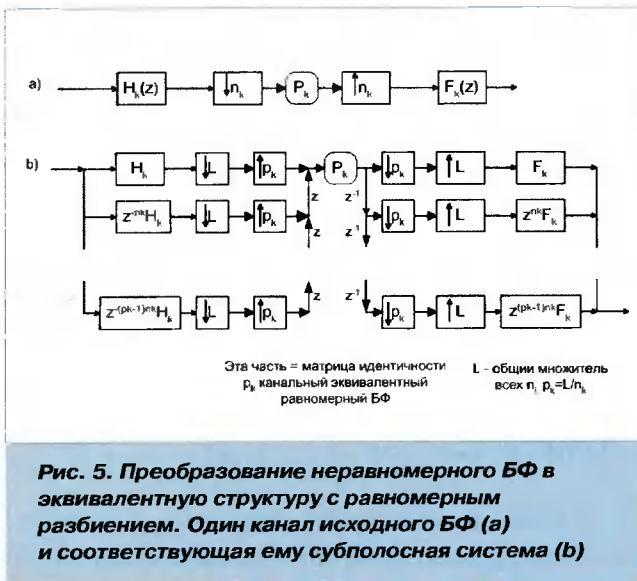


Рис. 5. Преобразование неравномерного БФ в эквивалентную структуру с равномерным разбиением. Один канал исходного БФ (а) и соответствующая ему субполосная система (б)

ем и фиксированным набором коэффициентов децимации $\{n_i\}$ при выполнении (30).

Ключевым в рассмотрении БФ с неравномерным разбиением является преобразование исходной структуры неравномерного БФ в альтернативную равномерную L -канальную структуру (рис. 5), где L – наименьшее общее кратное всех коэффициентов децимации. Каждому k -у каналу исходной системы соответствует $p_k = L/n_k$ -канальная система с равномерным разбиением. Фильтрами в каждом таком канале являются исходные фильтры, умноженные на соответствующий элемент задержки. Отметим, что полученная равномерная L -канальная система БФ обладает свойствами полного восстановления, максимальной децимации и ортонормированности в том, и только в том, случае, когда исходная система обладает этими же свойствами.

Введенное преобразование структуры делает несложным формализацию минимизируемой целевой функции для случая банка фильтров с неравномерным разбиением. Обозначив полезную и шумовую составляющую как $\omega^{(s)}_i, \omega^{(e)}_i$, соответственно в каждом канале альтернативной структуры и оставив прежними обозначения для субполосных сигналов исходной неравномерной структуры $v_i^{(s)}(n)$ и $v_i^{(e)}(n)$, а также учитывая предположение о стационарности в

широком смысле $\omega^{(e)}_i$, можно записать альтернативную (13) оценку ошибки следующим образом: $\varepsilon = \sum E [w_i^{(e)}(n)]^2$. Далее, учитывая линейность каждой ветви альтернативной системы и стационарность сигнала $v_k^{(e)}(n)$, можно сказать, что каждый сигнал $w_i^{(e)}(n)$ имеет такую же дисперсию, как и $v_k^{(e)}(n)$. Тогда

$$g(v) = \sum_{i=0}^{M-1} \frac{p_i}{L} h_i(\sigma_i^2) = \sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{n_i} h_i(\sigma_i^2). \quad (31)$$

Это обобщение естественно вытекает из предположения о стационарности в широком смысле субполосных сигналов. Далее нас будут интересовать применения данной целевой функции для поиска оптимального БФ в каждом конкретном приложении. Следует отметить, что здесь применимы все те же положения, сделанные для случая сжатия сигналов и подавления шума, как и в случае равномерной системы. Исключение составляет сжатие сигналов, когда квантователь удовлетворяет условию высокой скорости передачи данных. Однако это исключение может быть устранено предположением о гауссовских характеристиках сигнала.

Далее покажем, что даже в случае класса БФ с неравномерным разбиением (с некоторыми оговорками) оптимальным для решения упомянутых выше задач являются БФ основных компонент.

Введем определение PCFB для класса БФ с неравномерным разделением каналов. Пусть σ_i^2 – дисперсия i -го канала. Ортонормированность подразумевает, что $\sum \frac{\sigma_i^2}{n_i}$ не зависит от АЧХ БФ. Обычное определение вектора субполосных дисперсий в данном случае не подходит, поэтому необходимо ввести два других определения:

$\left(\frac{\sigma_0^2}{n_0}, \frac{\sigma_1^2}{n_1}, \dots, \frac{\sigma_{M-1}^2}{n_{M-1}} \right)^T$ – нормализованный вектор субполосных дисперсий;

$\underbrace{(\sigma_0^2, \sigma_0^2, \dots, \sigma_0^2)}_{p_0 \text{ элементов}}, \underbrace{(\sigma_1^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_1^2)}_{p_1 \text{ элементов}}, \dots, \underbrace{(\sigma_{M-1}^2, \sigma_{M-1}^2, \dots, \sigma_{M-1}^2)}_{p_{M-1} \text{ элементов}}^T$ – эквивалентный равномерному вектор субполосных дисперсий.

Определение неравномерного PCFB будет звучать следующим образом. Пусть N – класс ортонормированных M -канальных БФ, имеющих фиксированный набор коэффициентов децимации n_i , не обязательно равных. БФ из N называется PCFB в N для заданной спектральной мощности входного сигнала, если определяемый в данном случае вектор субполосных дисперсий мажорирует аналогичный вектор каждого БФ в N . Вектором дисперсий в данном случае может служить любой из определенных выше.

Отметим, что данное определение подходит и для случая равномерного разбиения. Выбор L , кратного

всем коэффициентам децимации, в данном случае не существует.

Условия оптимальности PCFB отличаются от случая равномерного разделения каналов, т.к. в классе БФ с неравномерным разделением важен порядок следования полос. Поиск лучшего в N БФ может быть сформулирован как две различные задачи оптимизации: поиск лучшего БФ для фиксированного порядка следования полос (т.е. для фиксированного вектора коэффициентов децимации) и поиск как лучшего БФ (т.е. оптимального значения субполосных дисперсий), так и порядка следования полос (т.е. оптимизация основной структуры).

Рассматривая для каждого вида векторов субполосных дисперсий решение указанных выше оптимизационных задач, авторы [13] вывели следующие условия оптимальности PCFB:

Неравномерный PCFB, определяемый эквивалентным равномерным вектором субполосных дисперсий, оптимален в смысле минимизации (31), когда $h_i = h$ для любого i , где h – независимая от конкретного БФ вогнутая функция. Такая ситуация возникает в случае одинаковой обработки в каждом канале, например при высокоскоростном кодировании с оптимальным распределением бит или при подавлении шума либо винеровским фильтром, либо пороговой обработкой.

PCFB оптимален также в случае использования нормализованного вектора дисперсий и оптимизации (31), где $h_i(x) = k_i x$ для постоянных k_i (например, в случае кодирования с фиксированным распределением бит и в отсутствии требования высокоскоростной передачи).

В общем случае, для целевой функции (31), где h_i – независимая от БФ вогнутая функция, существует возможность показать, оптимален ли PCFB в некотором конкретном случае, используя конкретную формализацию h_i и численные значения субполосных дисперсий. Однако общей удачной процедуры не существует и оптимальность не гарантирована.

Проблема существования неравномерных PCFB в настоящий момент плохо изучена. Для PCFB, определяемых нормализованными дисперсиями, пока неизвестно каких-либо результатов по этой проблеме. Для случая эквивалентного равномерного вектора субполосных дисперсий известно следующее. Пусть N – класс БФ с неравномерным разбиением полос и заданным набором коэффициентов децимации, а ϵ – соответствующий класс эквивалентных БФ с равномерным разбиением. По определению, PCFB для ϵ является таковым и для N . Тогда если PCFB существует для некоторого класса $C \supset \epsilon$, то этот БФ является

БФ основных компонент и для ϵ . Кроме того, авторами [13] приводится теорема, согласно которой в случае строго монотонного на некотором частотном отрезке спектра входного сигнала для класса N' неограниченных неравномерных БФ с заданным набором коэффициентов децимации, среди которых есть отличные друг от друга, PCFB не существует.

Применение банков фильтров

Субполосное кодирование

Существует много методов сжатия сигналов [14]. Одним из классов таких методов является преобразующее кодирование. Главная идея этих методов заключается в преобразовании сигналов в некоторую область, где они (сигналы) будут более подвержены квантованию и энтропийному кодированию. Например, такими методами являются дискретное преобразование Фурье (ДПФ) и дискретное косинусное преобразование (ДКП). Другим методом преобразующего кодирования является субполосное кодирование. Метод заключается в том, что сигнал разлагается на субполосные сигналы в различных частотных диапазонах, а затем подвергается квантованию и кодированию. Таким образом, субполосный кодер состоит из двух основных компонент: банка фильтров и набора квантователей.

Субполосное кодирование используется для передачи и хранения изображений, речевой и видеинформации.

На рис. 1 представлена общая схема субполосного кодера и соответствующее полифазное представление.

Задача построения субполосного кодера, таким образом, сводится к построению таких фильтров $\{H_i(z)\}$, которые минимизируют среднеквадратическую ошибку восстановления $\hat{x}(n) - x(n)$, что эквивалентно максимизации выигрыша от применения субполосного кодирования при заданной скорости передачи.

Таким образом, если передаваемый сигнал является стационарным в широком смысле, то решением задачи оптимального субполосного кодирования является построение БФ основных компонент (PCFB). При этом наилучшее распределение бит будет достигаться, если воспользоваться формулой [19]:

$$b_i = B + 0.5 \log_2 \frac{\sigma_{u_i}^2}{\sqrt{\prod_{j=0}^{M-1} \sigma_{u_j}^2}}, \quad (32)$$

где b_i – число бит в каждой субполосе; B – количество бит, требуемое для кодирования сигнала при исполь-

зовании импульсно-кодовой модуляции; σ_u^2 – дисперсия субполосных сигналов после децимации.

Подавление шума

Рассмотрим проблему удаления шума при помощи БФ. В этом случае входной сигнал $x(n) = s(n) + \mu(n)$. Желаемый сигнал $d(n) = s(n)$, и задача такой системы – приблизить выходной сигнал $y(n)$ к $s(n)$ настолько, насколько возможно. Будем рассматривать случай, когда каждый узел обработки P_i является простым усилителем k_i . Пусть полезная и шумовая составляющие не коррелированы между собой и $\mu(n)$ имеет дисперсию $\eta^2 > 0$. Тогда сигнал в каждой субполосе $v_i^{(x)}(n)$ имеет две составляющие: полезную $v_i^{(s)}(n)$ и аддитивную шумовую $v_i^{(\mu)}(n)$ с нулевым средним. Ортонормированность БФ позволяет говорить о том, что субполосная шумовая составляющая является также белым шумом с той же дисперсией и не коррелирована с полезной компонентой. Тогда

$$v_i^{(e)}(n) = v_i^{(d)}(n) - v_i^{(s)}(n) = v_i^{(s)}(n) - k_i v_i^{(x)}(n) = (1 - k_i) v_i^{(e)}(n) - k_i v_i^{(\mu)}(n). \quad (33)$$

Таким образом, все M субполосных процессов $v_i^{(e)}$ стационарны в широком смысле, и так как $v_i^{(\mu)}$ имеет нулевое среднее и не коррелирован с $v_i^{(s)}$, то

$$E\left[\left|v_i^{(e)}(n)\right|^2\right] = |1 - k_i|^2 \sigma_i^2 + |k_i|^2 \eta^2. \quad (34)$$

Лучшим выбором множителя k_i (минимизирующе го ошибку (34)) является винеровский фильтр нулевого порядка $k_i = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \eta^2}$. На практике η^2 обычно известна, дисперсия субполосного процесса может быть оценена. Тогда (34) можно переписать как $E\left[\left|v_i^{(e)}(n)\right|^2\right] = \frac{\sigma_i^2 \eta^2}{\sigma_i^2 + \eta^2}$, а элемент целевой функции

$$h_i(x) = \frac{x \eta^2}{x + \eta^2}. \quad (35)$$

Так как (34) является вогнутой функцией, то для решения рассмотренной проблемы оптимальным будет использование PCFB. Эта оптимальность сохранится и для других вариантов выбора множителя k_i , которые сохраняют вогнутость (34).

Однако рассмотренный выше подход является весьма ограниченным, т.к. предполагает, что $\mu(n)$ является белым шумом. В общем случае шумовая составляющая может быть произвольно окрашена, и, следовательно, компоненты целевой функции h_i будут зависеть не только от дисперсии полезного сигнала, но и от вектора субполосных дисперсий мешающего воздействия. Работа [16] освещает эту проблему, приводя условия оптимальности PCFB для решения задачи подавления окрашенного шума.

Введем несколько положений. Пусть S_σ, S_η – пространства значений векторов субполосных дисперсий $\mathbf{v}_\sigma, \mathbf{v}_\eta$ соответственно. Пространство поиска минимального значения целевой функции тогда будет определяться как $S_v = \begin{pmatrix} S_\sigma \\ S_\eta \end{pmatrix}$. Эта область лежит в гиперплоскости размерностью $2M-2$. Будем рассматривать минимизацию вогнутой целевой функции на множестве $T = co(S_\sigma \times S_\eta) \supset co(S_v)$. (Под $co(x)$ подразумевается оболочка множества x). Обозначим $E_\sigma \subset S_\sigma, E_\eta \subset S_\eta, E_v \subset S_v$ множество экстремальных точек (вершин) оболочек соответствующих множеств. Кроме того, будем считать, что как для полезной, так и для шумовой составляющей, раздельно, существует PCFB. Тогда для сигнала и шума будет существовать PCFB и минимизировать все вогнутые целевые функции в том случае, если $E_e = E_v$, где $E_e = (E_\sigma \times E_\eta) \cap E_v$. Для класса преобразующих кодеров C' это условие действительно выполняется. Для класса C'' , упомянутого выше, в общем случае $E_e \neq E_v$, за исключением некоторого очень ограниченного (в плане спектральных характеристик) класса сигналов. В случае класса биортогональных банков фильтров оптимальность PCFB может быть гарантирована только в том случае, когда операционный узел P_i представляет собой фильтр Винера нулевого порядка. В работе [16] также приводятся условия оптимальности PCFB для случая кусочно-постоянных спектров сигнала и шума.

Цифровая многотональная передача

Рассмотрим еще одно очень интересное приложение PCFB, а именно приложение в цифровых многотональных системах связи. Цифровая многочастотная модуляция является привлекательным методом для связи по неравномерным каналам с возможным цветным шумом. Схема трансмутлиплексора (рис. 6) является дуальной к традиционной схеме системы анализа синтеза.

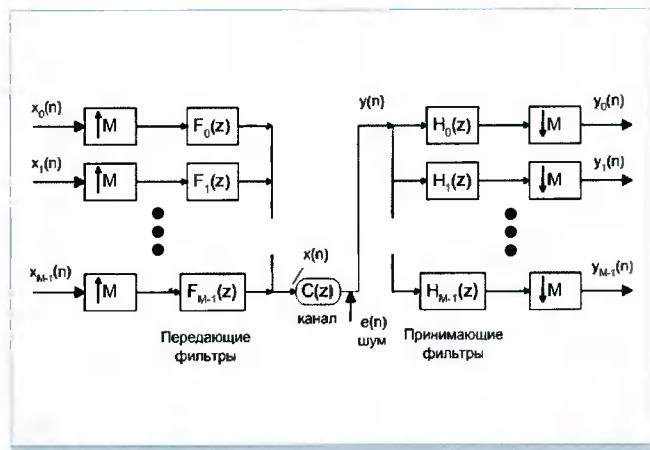


Рис. 6. Цифровая многоканальная система связи

Работа такой системы заключается в следующем. Сигналы $x_i(n)$, представленные b_i -битами, интерполируются и обрабатываются ортонормированным БФ. В результате получается набор сигналов с увеличенной частотой дискретизации, но занимающих неперекрывающиеся частотные диапазоны. Сложение этих сигналов в комбинированный сигнал $x(n)$ позволяет восстановить исходные сигналы на принимающей стороне при помощи дуальной системы частотной селекции и децимации (при условии биортогональности БФ $\{H_k, F_k\}$ в идеале возможно полное восстановление). Однако канал связи $C(z)$ искажает $x(n)$, и, кроме того, на сигнал налагается аддитивный шум $e(n)$. Задача состоит в том, чтобы выбрать такой набор фильтров, который позволит достаточно точно выделить из смеси шума и сигнала полезную составляющую (подразумевается, что влияние АЧХ-канала компенсировано).

Для простоты предположим, что x_k – ИКМ-символ. Положим, что x_k – случайная переменная с 2^{b_k} равновероятными уровнями значений, а ее дисперсия представляет собой среднюю мощность P_k в символе x_k . Гауссовский шум $e(n)$ фильтруется БФ и децимируется в M раз, в результате получаем M шумовых сигналов $q_k(n)$ с дисперсией $\sigma_{q_k}^2$. Тогда вероятность ошибки при детектировании символа $x_k(n)$ может быть записана как:

$$P_e(k) = 2(1 - 2^{-b_k}) Q\left(\sqrt{\frac{3P_k}{(2b_k - 1)\sigma_{q_k}^2}}\right), \quad (36)$$

где $Q(v) = \frac{1}{2\pi} \int_v^\infty e^{-u^2/2} du$.

Так как $Q(v)$ может быть инвертирована, то мы можем найти обратную функцию к (36):

$$P_k = \beta_k(P_e(k), b_k) \times \sigma_{q_k}^2. \quad (37)$$

Тогда общая передаваемая мощность $P = \sum_{k=0}^{M-1} P_k$. Если зафиксировать допустимую вероятность ошибки и распределение бит b_k , то общая передаваемая мощность будет функцией от вектора дисперсий субполосных шумовых составляющих $[\sigma_{q_0}^2, \sigma_{q_1}^2, \dots, \sigma_{q_{M-1}}^2]$ для ортонормированного БФ $\{H_k(e^{j\omega})\}$. Эта функция вогнутая, и, следовательно, для ее минимизации при фиксированной спектральной мощности $S_{ee}(e^{j\omega}) / |C(e^{j\omega})|^2$ оптимальным является РСФБ.

Если (36) обратить относительно b_k , то получится следующее:

$$b_k = 0.5 \log_2 \left(1 + \frac{3}{[Q^{-1}(P_e(k)/2)]^2} \frac{P_k}{\sigma_{q_k}^2} \right). \quad (38)$$

Общее количество бит, необходимое для передачи данных при зафиксированной вероятности ошибки и распределении мощности по субполосам $b = \sum_{k=0}^{M-1} b_k$. Эта функция вогнута относительно $[\sigma_{q_0}^2, \sigma_{q_1}^2, \dots, \sigma_{q_{M-1}}^2]$, и, следовательно, оптимальным, в плане минимизации общего количества бит, будет выбор РСФБ для той же СПМ $S_{ee}(e^{j\omega}) / |C(e^{j\omega})|^2$.

Литература

1. Y. Huang and P.M. Schultheiss Block quantization of correlated Gaussian random variables. // IEEE Trans. Comm. Syst., Sept. 1963, pp. 289-296.
2. S. Akkarakaran, P.P. Vaidyanathan Filter-bank optimization with convex objectives, and the optimality of principal component forms. // IEEE Trans. Signal Processing, vol. 49, Jan. 2001.
3. A. Kirac and P.P. Vaidyanathan Theory and Design of Optimum FIR Compaction Filters. // IEEE Trans. Signal Processing, Apr. 1998, pp. 903 – 919.
4. P.P. Vaidyanathan Theory of Optimal Orthonormal Subband Coders. // IEEE Trans. Signal Processing, vol. 46, 1998, pp. 1528 – 1543.
5. S. Akkarakaran, P.P. Vaidyanathan Results on principal component filter banks: colored noise suppression and existence issues. // IEEE Trans. Information Theory, to appear, 2001.
6. M.K. Tsatsanis and G.B. Giannakis, Principal Component Filter Banks for Optimal Multiresolution analysis. // IEEE Trans. Signal Processing, vol. 43, Aug. 1995, pp. 1766 – 1777.
7. M. Unser, An Extension of Karhunen-Loeve Transform for Wavelets and Perfect-Reconstruction Filter-banks. // Proc. SPIE, vol. 2034, 1993, pp. 45 – 56.
8. Moulin P. and Mihcak M.K. Theory and Design of Signal-Adapted FIR Paraunitary Filter Banks. // IEEE Trans. Signal Processing, vol. 46, no. 4, Apr. 1998, pp. 920 – 929.
9. M. Vetterli and J. Kovacevic, Wavelets and Subband Coding. // Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1995.
10. R. Hettich and K.O. Kortanek, Semi-Infinite programming: Theory, Methods, and Applications. // SIAM Rev., vol. 35, no. 3, Sept. 1993, pp. 380 – 429.

11. D.G. Luenberger, Linear and Nonlinear Programming. // Reading, MA: Addison-Wesley, 1984.
12. P. Moulin, A. Anitesku, K.O. Kortanek, and F. Potra, The Role of Linear Semi-Infinite Programming in Signal-Adapted QMF bank design. // IEEE Trans. Signal Processing, vol. 45, Sept. 1997, pp. 2160 – 2174.
13. S. Akkarakaran and P.P. Vaidyanathan On Nonuniform Principal Component Filter Banks: Definitions, Existence and Optimality. // in Proc. SPIE, San Diego, CA, July 2000.
14. V. Bhaskaran and K. Konstantinides Image and Video Compression Standards: Algorithms and Architectures. // Kluwer Academic Publishers, 1995.
15. P.P. Vaidyanathan and S. Akkarakaran A Review of the Theory and Applications of Optimal Subband and Transform Coders. // Appl. Comput. Harmonic. Analysis, vol 10, no 3, May 2001, pp. 254-289.
16. S. Akkarakaran and P.P. Vaidyanathan The role of principal component filter banks in noise reduction. // Proc. SPIE, Denver, CO, July 1999.
17. P.P. Vaidyanathan, Y.-P. Lin, S. Akkarakaran and S.-M. Phoong Optimality of principal component filter banks for discrete multitone communication systems. // in Proc. IEEE ISCAS, Geneva, May 2000.
18. A. Kirac and P.P. Vaidyanathan, On Existence of FIR Principal Component Filter Bank. // IEEE Int. Conf. ASSP, Seattle, 1998.
19. B. Francis, S. Dasgupta, Signal Compression by Subband Coding. // Automatica, Special Jul Issue on Control Methods for Communication Network, Dec. 1999, pp 1895-1998.
20. P.P. Vaidyanathan and S. Akkarakaran Are Nonuniform Principal Component Filter Banks Optimal? // in Proc. EUSIPCO, Tempere, Finland, Sept. 2000.
21. S. Akkarakaran and P.P. Vaidyanathan On Optimal Transforms for Subband Domain Suppression of Colored Noise. // in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech and Signal Proc., Saltlake City, Ut, May 2001.
22. S. Akkarakaran and P. P. Vaidyanathan Discrete Multitone Communication with Principal Component Filter Banks. // in Proc. Int Conf. Comm., Helsinki, Finland, Jun. 2001
23. S. Akkarakaran and P. P. Vaidyanathan On Optimization Filter Banks with Denoising Application. // Pros. IEEE ISCAS, Orlando, Fl, June 1999/
24. P. P. Vaidyanathan and A. Kirac Results on Optimal Biorthogonal Filter Banks. // IEEE Trans. Circuits Systems, 1998, pp. 932 - 947.
25. A. Kirac and P.P. Vaidyanathan Optimal Nonuniform Orthonormal Filter Banks for Subband Coding and Signal Representation. // submitted to the IEEE, ICIP, 1998.

НОВЫЕ КНИГИ:

Золотарев В.В., Овечкин Г.В. Помехоустойчивое кодирование. Методы и алгоритмы:

Справочник. / Под ред. чл.-кор. РАН Зубарева Ю.Б. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 126 с.: ил.

Систематически изложены методы и описаны характеристики различных алгоритмов помехоустойчивого кодирования. Рассмотрены методы многопорогового декодирования для блоковых и сверточных кодов, которые имеют технологические преимущества перед другими алгоритмами коррекции ошибок и могут найти применение в различных областях связи, обеспечивая высокие характеристики декодирования.

Для специалистов в области теории и техники кодирования, разработчиков систем связи, студентов и аспирантов соответствующих специальностей.

Гадзиковский В.И. Теоретические основы цифровой обработки сигналов. –

М.: Радио и связь, 2004. – 344 с.: ил.

С позиций временного и частотного подходов излагаются вопросы теории цифровой обработки сигналов. Рассматриваются классификация, характеристики и структурные схемы, а также шумовые модели цифровых фильтров. Разработана методика анализа шумов квантования векторных цифровых фильтров. Рассматриваются алгоритмы нелинейной цифровой обработки сигналов в системах связи на основе комплексной огибающей, а также методы построения цифровых моделей аналоговых систем.

Книга предназначена для специалистов, занимающихся проектированием систем цифровой обработки сигналов и цифровым моделированием технических систем, а также для студентов и аспирантов радиотехнических специальностей вузов.

Рихтер С.Г. Цифровое радиовещание.–

М.: Горячая линия–Телеком, 2004. – 352 с.: ил.

Цифровое радиовещание (ЦРВ) – новая информационная технология, в основе которой представление и передача звукового сигнала в цифровой форме во всех звеньях вещательного тракта – от студии до мобильного приемника. В монографии в доступной форме анализируется понятие «услуга ЦРВ», излагаются базовые процедуры обработки звукового вещательного сигнала и основы перспективных систем Eureka 147/DAB и DRM. Рассматриваются основы проектирования систем и сетей ЦРВ, обсуждаются перспективы и некоторые проблемы внедрения цифровых технологий на сетях радиовещания России.

Для широкого круга читателей, в той или иной мере связанных с проблематикой цифрового звукового вещания, преподавателей, аспирантов и студентов.

УДК 621.396.96:621.396.26

Модели и методы демодуляции сигналов с частотной манипуляцией

В.Б. Стешенко, А.В. Бумагин, А.В. Петров, Г.В. Шишкин

Введение

Несмотря на достаточно долгую историю, вопрос о грамотном выборе структуры и параметров цифрового демодулятора ЧМн-сигналов далек от окончательного решения. Занимаясь в течение последних нескольких лет вопросами синтеза и аппаратной реализации алгоритмов цифрового приема, авторы пришли к выводу о необходимости поделиться накопленным опытом. Вниманию читателя предлагается цикл из четырех статей, посвященный как обзору существующих методов демодуляции ЧМн-сигналов, так и анализу и моделированию оригинальных решений. Цикл имеет практическую направленность и ориентирован на разработчиков аппаратуры, использующих современную элементную базу, такую, как ПЛИС и сигнальные процессоры. При выборе алгоритмов основное внимание уделялось возможности аппаратной реализации последних в условиях портативных мобильных систем.

Главные проблемы, связанные с демодуляцией частотно-манипулированных сигналов с непрерывной фазой (ЧМНФ-сигналов) в условиях малых отношений сигнал/шум, обусловлены сглаживанием фазовых переходов при модуляции, благодаря чему достигается высокая эффективность использования канала передачи.

Вследствие выраженных корреляционных свойств между реализациями при символьных переходах ЧМНФ-сигналов классические алгоритмы демодуляции, основанные на оптимальной фильтрации и использующие свойство ортогональности процессов, соответствующих различным информационным символам, в данном случае теряют эффективность, особенно при малых отношениях сигнал/шум. Указанные обстоятельства обуславливают применение спе-

Представлены модели сигналов с частотной манипуляцией (ЧМн-сигналов) и некоторые способы построения структур их демодуляторов. Проведен анализ алгоритмов демодуляции ЧМНФ-сигналов (частотно-манипулированных с непрерывной фазой) как с позиции рабочих характеристик в условиях малых соотношений сигнал/шум, так и с позиции сложности и эффективности аппаратной реализации. Даются рекомендации по выбору схем демодуляции.

циально разработанных для данных сигналов методов демодуляции и символьной синхронизации.

Свойства ЧМНФ-сигналов

Для анализа рабочих характеристик и обоснования выбора алгоритма демодуляции и тактовой синхронизации ЧМНФ-сигналов необходимо кратко рассмотреть основные свойства последних.

Спектр частотно-манипулированного сигнала без сглаживания фазы с перестройкой частоты по скачкообразному закону $f_n = 0,5\Delta f T_n$, $I_n = \pm 1$, где Δf – девиация частоты, обладает повышенным уровнем боковых составляющих [2], и, следовательно, занимает относительно большую полосу частот при передаче. Для подавления боковых полос сужением спектра передаваемого ЧМн-сигнала необходимо использование одной непрерывно изменяющейся несущей частоты [4]:

$$s(t, I) = A \cos(2\pi f_0 t + \phi(t, I)) = A \cos\left(2\pi f_0 t + k_f \int_{-\infty}^t u(t, I) dt\right), \quad (1)$$

где $u(t, I)$ – исходный модулирующий процесс (последовательность прямоугольных импульсов). Из (1) видно, что при разрывном сигнале $u(t, I)$ результирующий сигнал, таким образом, имеет непрерывную фазу. Последняя для ЧМНФ-сигнала определяется в соответствии с выражением [2]:

$$\phi(t, I) = 2\pi f_d T \sum_{k=-\infty}^{n-1} I_k + 2\pi f_d q(t - nT) I_n = \theta_n + 2\pi h I_n q(t - nT), \quad (2)$$

где $h = 2f_d T$ – индекс модуляции; f_d – максимальная девиация частоты; I_k – последовательность информационных символов, для двоичных символов $I_k = \pm 1$; $T = I/R$ – канальный период передачи символа; $\theta_n = \pi h \sum_{k=-\infty}^{n-1} I_k$ – фаза, накопленная от всех ранее поступивших информационных символов (коррелированный вектор состояний);

$$q(t) = \begin{cases} 0, & t < 0, \\ t/2T, & 0 \leq t \leq T, \\ 1/2, & t > T. \end{cases}$$

Из (2) можно заключить: ЧМНФ-сигнал обладает памятью, обусловленной непрерывностью фазы.

Таким образом, суммарная фаза сигнала представляется как сумма фазовых компонент от $n-1$ предыдущих принятых символов (коррелированного вектора состояний) и компонента, определяемого последним принятым символом. При приеме очередного двоичного символа, как следует из (2), фаза ЧМНФ сигнала изменяется на постоянную величину приращения:

$$\Delta\varphi = 2\pi h T I_n q(t - nT) = \pm\pi h. \quad (3)$$

Текущую фазу несущей можно представить в виде диаграммы фазовых траекторий, начинающихся с момента времени $t=0$ (рис. 1).

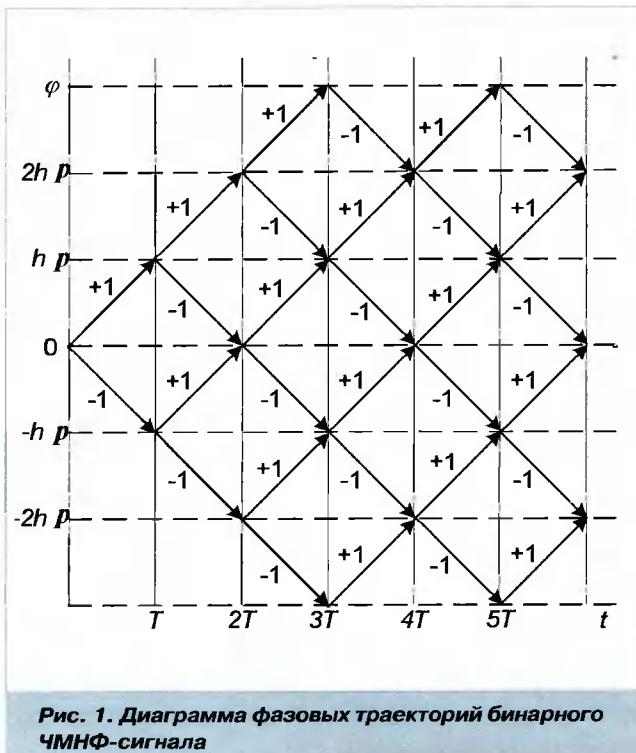


Рис. 1. Диаграмма фазовых траекторий бинарного ЧМНФ-сигнала

На диаграмме, представленной на рис. 1, стрелками показаны фазовые траектории сигнала, формирую-

емые в результате модуляции различными последовательностями $I_n = \pm 1$. Восходящие векторы соответствуют увеличению фазы, нисходящие – уменьшению. Так, на интервале $[0, 3T]$ показаны все возможные траектории изменения фазы из нулевого значения до величин $k\pi h$, $k = 0, \pm 1, \dots$. Ширина фазовых траекторий (деревьев) увеличивается пропорционально времени, однако вследствие ограниченности фазы несущей интервалом $(0, 2\pi)$ последние переходят в решетчатую структуру (trellis) ограниченной ширины, число фазовых состояний в которой определяется индексом модуляции h . Так, например, при $h=1/2$ решетка двоичной ЧМНФ обладает четырьмя фазовыми состояниями. Существует другая альтернативная форма представления фазовых траекторий – в виде графа состояний [2].

При индексе модуляции $h=1/2$ имеет место особый частный случай ЧМНФ-сигнала – модуляция с минимальным сдвигом фазы (MMC). На основании (1) и (2) сигнал в этом случае будет представляться как:

$$s(t) = A \cos \left(2\pi \left[f_0 + \frac{I_n}{4T} \right] t - \frac{1}{2} \pi n I_n + \theta_n \right), \quad (4)$$

где $nT \leq t \leq (n+1)T$.

Из (4) следует, что MMC-сигнал $s(t)$ является ЧМНФ-сигналом с постоянной огибающей и непрерывной фазой. Значения частоты: $f_{-1} = f_0 - \frac{1}{4T}$, $f_{+1} = f_0 + \frac{1}{4T}$. Разность частот $\Delta f = 1/(2T)$ соответствует минимальному сдвигу, обеспечивающему ортогональность сигналов, соответствующих противоположным символам, на интервале T .

Таким образом [2], индекс модуляции $h \geq 0,5$ – для обеспечения ортогональности сигналов символов двоичного алфавита и, следовательно, наименьшей вероятности ошибки. Например, при скорости передачи $R=9,6$ Кбит/с, девиация $\Delta f \geq 2,4$ КГц.

Описанные выше фазовые свойства памяти сигнала позволяют достичь значительного выигрыша в отношении сигнал/шум при демодуляции ЧМНФ-сигналов. Так как число фазовых состояний решетки невелико (на практике равно 4...8), то возможно выделение наиболее правдоподобной фазовой траектории с определенной заранее фиксированной глубиной. Данная задача очень эффективно, с минимальными вычислительными затратами, решается путем применения алгоритма Виттерби [6], что подробно будет описано ниже.

Спектральная плотность мощности бинарного ЧМНФ-сигнала определяется как [2]:

$$S(f) = \frac{T}{2} \sum_{n=1}^M A_n^2(f) + \frac{T}{2} \sum_{n=1}^M \sum_{m=-1}^M B_{nm}(f) A_n(f) A_m(f).$$

$$\text{где } A_n(f) = \frac{\sin \pi [fT - 0,5(2n-1)h]}{\pi [fT - 0,5(2n-1)h]},$$

$$B_{nm}(f) = \frac{\cos(2\pi fT - a_{nm}) - \Psi \cos(a_{nm})}{1 + \Psi^2 - 2\Psi \cos(2\pi fT)},$$

$$a_{nm} = \pi h(m+n-3), \Psi = \frac{\sin(2\pi h)}{2\sin(\pi h)}.$$

Из выражения для спектральной плотности можно сделать вывод, что уровень боковых лепестков и эффективная ширина полосы спектра ЧМНФ-сигнала резко возрастают с увеличением индекса модуляции h . Наиболее узкую эффективную полосу занимают ММС-сигналы, которые, благодаря описанным свойствам, в настоящее время применяются в спутниковой связи, в военных системах связи и управления и т. п. [4]. Постоянство огибающей ММС-сигнала позволяет устраниить паразитную амплитудную модуляцию (ПАМ), присущую сигналам с ЧМн с разрывом фазы.

Из рассмотрения свойств ЧМНФ-сигналов можно сделать следующие выводы:

1. Непрерывность фазы процесса с ЧМ приводит к подавлению боковых составляющих спектра и более эффективному использованию канала; отсутствие резких фазовых скачков сигнала позволяет организовать когерентный прием последнего, дающий значительный выигрыш (до 3 дБ) в отношении сигнал/шум по сравнению с некогерентным.

2. Сигнал с непрерывной фазой обладает свойством памяти, которое заключается в однозначной зависимости его фазовой траектории от последовательности переданных символов; каждый символ вносит постоянный вклад в накапливаемую фазу, зависящий от индекса модуляции.

3. Свойства ЧМНФ-сигнала, обусловленные практически небольшим числом состояний решетки фазовых траекторий с постоянным шагом, позволяют восстанавливать последние на приемном конце и при декодировании использовать эффективные методы, основанные на вычислении наиболее правдоподобной последовательности передаваемых символов (алгоритм Виттерби).

4. Число фазовых состояний и эффективная ширина спектра сигнала определяется индексом модуляции h . При $h=0,5$ (минимальном значении индекса модуляции, необходимом для ортогональности сигналов, соответствующих символам алфавита) имеет место модуляция с минимальным сдвигом фазы.

Алгоритмы и схемы демодуляции

Перейдем к анализу классических алгоритмов демодуляции ЧМНФ-сигналов. Достижение высокой

спектральной эффективности ЧМНФ-сигналов обусловлено применением малых индексов модуляции $h=0,5\dots 1$ совместно с непрерывностью фазы несущей частоты. Данные обстоятельства обуславливают применение специально разработанных для данных сигналов методов демодуляции. Классические алгоритмы демодуляции ЧМ-сигналов, основанные на оптимальной фильтрации, базируются на ортогональности сигналов, соответствующих различным информационным символам. При демодуляции ЧМНФ-сигналов в условиях малых отношений сигнал/шум последние теряют эффективность, что обусловлено потерями ортогональности, вызванными выраженным корреляционными свойствами между реализациями при символных переходах.

Большинство алгоритмов демодуляции последних основано на принципах классической теории оценок. Высокая эффективность данных алгоритмов достигается за счет реализации оценок межсимвольных фазовых переходов между двумя или более соседними символами, осуществимой с той или иной точностью. Однако, как показано ниже, при определенных допущениях возможно применение и некогерентных алгоритмов, обладающих более простой аппаратной реализацией.

Далее последовательно рассмотрим ряд алгоритмов, применяемых для демодуляции ЧМНФ-сигналов.

Структурная схема некогерентного фильтрового обнаружителя приведена на рис.2.



Рис. 2. Структурная схема некогерентного фильтрового обнаружителя ЧМн-сигналов

Детектор состоит из отдельных каналов, каждый из которых включает полосовой фильтр и детектор, согласованный с формой огибающей сигнала, и схемы принятия решения. При выделении огибающей информация о фазе сигнала теряется автоматически. При бинарной ЧМн решение о величине переданного символа принимается по максимальному выходному сигналу детектора на момент измерения.

Помехоустойчивость данного приема может быть оценена из следующих соображений. Предположим, что полоса узкополосного фильтра $F_3 = n/T$, $n \geq 1$, T – длительность информационного символа. Девиация

частоты примерно соответствует значению F_3 . Предполагается также, что индекс модуляции $m > 1$. При наличии на входе полезного сигнала и помехи на выходе узкополосного фильтра случайный процесс распределяется по Раису:

$$\omega_1(U_1) = \frac{U_1}{N_0 F_3} \exp\left(-\frac{U_1^2 + U_m^2}{2N_0 F_3}\right) I_0\left(\frac{U_1 U_m}{N_0 F_3}\right),$$

где I_0 – модифицированная функция Бесселя нулевого порядка.

Если на выходе присутствует только шум, то для этого случая характерно распределение Рэлея:

$$\omega_0(U_0) = \frac{U_0}{N_0 F_3} \exp\left(-\frac{U_0^2}{2N_0 F_3}\right).$$

В формулах учтено, что дисперсия помехи равна $\sigma_{\text{пом}}^2 = N_0 F_3$, U_m – амплитуда сигнала на входе. При симметричном канале вероятность ошибки

$$P_{\text{ош}} = \int_0^\infty \omega_1(U_1) \int_{U_1}^\infty \omega_0(U_0) dU_0 dU_1 = \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{h_0^2}{2n}\right),$$

где $h_0^2 = U_m^2 T / 2N_0$ отношение сигнал/помеха.

Для ЧМН-сигналов с большими индексами модуляции ($m > 10$) на выходе фильтра помехового канала можно пренебречь откликом и считать, что он определяется только шумом. При этом оптимальным значением полосы пропускания фильтров являются следующие величины:

- для П-образного фильтра ($\Delta f = 1,37/T$) отношение сигнал/шум $h^2 \approx 0,815/h_0^2$;
- для резонансного контура ($\Delta f = 0,65/T$) отношение сигнал/шум $h^2 \approx 0,825/h_0^2$.

При этом вероятность ошибки рассчитывается по формуле:

$$P_{\text{ош}} = \frac{1}{2} \exp\left(-0,82 \frac{h_0^2}{2}\right),$$

т.е. энергетический проигрыш приема по огибающей для широкополосной ЧМ по сравнению с оптимальным некогерентным приемом составляет примерно 1 дБ (18%).

При приеме ЧМ-сигналов с малым индексом модуляции ($m = 0,5; 1\dots$) нельзя пренебречь откликом на выходе фильтра помехового канала. Показано, что оптимальное значение полосы пропускания для приема по огибающей с учетом перекрытия спектров: одиночного контура $\Delta f \approx 1,1T$, П-образного фильтра $\Delta f \approx 2T$. Формула вероятности ошибки в этом случае представляется в виде:

$$P_{\text{ош}} = \frac{1}{2} \exp\left(-0,5 \frac{h_0^2}{2}\right).$$

Таким образом, энергетический проигрыш метода приема по огибающей для узкополосной ЧМ по отношению к оптимальному некогерентному приему составляет около 3 дБ, а по сравнению с когерентным – не менее 4 дБ.

Помимо указанных обстоятельств, алгоритм имеет значительно более сложную аппаратную реализацию, обусловленную применением высокодобротных точных полосовых фильтров. В цифровом варианте вместо фильтров с высокой вероятностью потребуется применение схемы БПФ, что обусловлено высокой вычислительной сложностью.

Схема приема по мгновенной частоте состоит из ограничителя и дискриминатора. Напряжение на выходе дискриминатора пропорционально мгновенной частоте суммы сигнала и помехи. Пусть частота нажатия $\omega_0 = \omega_0 + \Delta\omega$, частота «отжатия» $\omega_0 = \omega_0 - \Delta\omega$. Мгновенная частота принятого сигнала равна сумме частоты сигнала и производной по времени помехи $\omega_0 = \omega_0 \pm \Delta\omega + \theta$. Ошибка при демодуляции произойдет, если производная помехи превысит девиацию частоты $\theta > \Delta\omega$. Если $p(\theta)$ – плотность вероятности производной помехи, то вероятность ошибки можно представить следующей формулой:

$$P_{\text{ош}} = \int_{-\infty}^{-\Delta\omega} p(\dot{\Theta}) d\dot{\Theta} = \int_{\Delta\omega}^{\infty} p(\dot{\Theta}) d\dot{\Theta}.$$

Выражения для распределения мгновенной частоты $p(\theta)$ представим при помощи Q-функции. Для симметричного фильтра после интегрирования вероятность ошибки

$$p = Q\left(\sqrt{\frac{h^2}{2}} \left|1 - \frac{\Delta\omega}{\omega'}\right|, \sqrt{\frac{h^2}{2}} + \left|1 - \frac{\Delta\omega}{\omega'}\right|\right) - \frac{1}{2} \exp\left[-\frac{h^2}{2} \left(1 + \frac{\Delta\omega^2}{\omega'^2}\right)\right] I_0\left[\frac{h^2}{2} \left(1 - \frac{\Delta\omega^2}{\omega'^2}\right)\right],$$

где $Q(x, y) = \int_y^\infty t \exp\left(-\frac{t^2 + x^2}{2}\right) I_0(xt) dt$ – функция распределения Рэлея-Райса (Q-функция); ω' – средний квадрат частоты спектра шума на выходе фильтра:

$$\omega' = \sqrt{\int_0^\infty (\omega - \omega_{cp})^2 F(\omega) d\omega} = \sqrt{\int_0^\infty F(\omega) d\omega},$$

где $F(\omega)$ – амплитудно-частотная характеристика полосовых фильтров частотного детектора. В реальных схемах фильтров к моменту отсчета устанавливается стационарный режим, и сигнал практически не ослабляется. Если при этом $\Delta\omega = \omega'$ (это оптимальное значение девиации при приеме частотной телеграфии по мгновенной частоте, а также учитывая, что эффективная полоса пропускания фильтра в данном методе

должна быть в 2 раза шире, чем полоса фильтра при приеме по огибающей), то вероятность ошибки приобретает простое выражение:

$$P_{\text{ош}} = \frac{1}{2} \exp\left(-0,5 \frac{h_0^2}{2}\right).$$

Таким образом, помехоустойчивость приема ЧМ сигналов в соответствии с методами приема по огибающей и по мгновенной частоте примерно одинаковы и проигрывают в энергетике оптимальному некогерентному приему не менее 3дБ.

Рассмотрим когерентный алгоритм посимвольного решения, основанный на критерии максимума апостериорной вероятности и наблюдении последовательности сигнальных интервалов (рис. 3). Данный алгоритм основан на методе апостериорной вероятности (MAP) и минимизирует среднюю вероятность ошибочного приема каждого символа. Оптимальная версия алгоритма описана в [2] и является сложной итеративной процедурой, не реализуемой на практике. Однако существуют субоптимальные варианты реализации данного алгоритма, которые используются непосредственно для демодуляции ЧМНФ-сигналов.

Предположим, что на i -ом сигнальном интервале времени наблюдается текущая реализация сигнала $y(t)$ и на D символов в будущем. Вычислим корреляционные интегралы между поступившим сигналом $y(t)$ и локально генерируемыми реализациями $s(t; I_1, I_2, \dots, I_n)$, соответствующими M^{D+1} всевозможным комбинациям символов в кодовой последовательности длиной $n=D+1$:

$$z_k = \int_0^{nT} y(t)s(t)dt \quad \text{где } k=1, \dots, M^n.$$

Корреляторы объединяются в M групп по M^{n-1} таким образом, чтобы кодовые комбинации генерируемых символов содержали одинаковый символ на первой позиции. Решение на i -ом сигнальном интервале базируется на взаимных корреляциях на $i, i+1, \dots, D$ интервалах. Выход каждого коррелятора подвергается экспоненциальному преобразованию и усредняется по всей группе. Решение о символе, переданном на i -ом интервале, то есть D интервалов назад от последнего полученного символа, принимается по выбору группы, имеющей максимальное накопленное значение. Для бинарной ЧМНФ имеется две группы по 2^{n-1} коррелятора. Установлено [2], что минимум вероятности ошибки достигается при индексе модуляции $h=0,715$. Можно показать, что при $n=2$ имеет место улучшение рабочих характеристик демодулятора на 2,5 дБ относительно ортогональной ЧМ. При $n=3$ выигрыш достигается до 4 дБ. В [2] отмечено, что дальнейшее расширение интервала корреляции ведет к относительно малому выигрышу.

Известна еще одна реализация данного алгоритма, имеющая аналогичные рабочие характеристики, в которой решение о символе, поступившем на i -ом сигнальном интервале принимается по нахождению максимального выхода каждого из M^{D+1} корреляторов, что вносит некоторое упрощение путем удаления сумматоров и экспоненциальных преобразователей. Однако эта оценка является максимально правдоподобной.

Основной недостаток рассмотренных алгоритмов посимвольного детектирования заключается в том, что последние требуют точного знания фазы несущей в начале интервала корреляции, что в условии малых отношений сигнал/шум затруднено. Однако возможно предположить, что на интервале корреляции фаза несущей равномерно распределена на интервале $(0..2\pi)$ и провести усреднение по фазе. Так возможно осуществить когерентное интегрирование по n сигнальным интервалам, но выход корреляторов продетектировать по огибающей. Таким образом, приходим к реализации некогерентного демодулятора ЧМНФ-сигналов.

Оптимизация рабочих характеристик данной схемы [2] достигается выбором нечетного значения n и выполнения решения по среднему символу. Исследования показали, что рабочие характеристики некогерентного посимвольного детектора не существенно отличаются от когерентного.

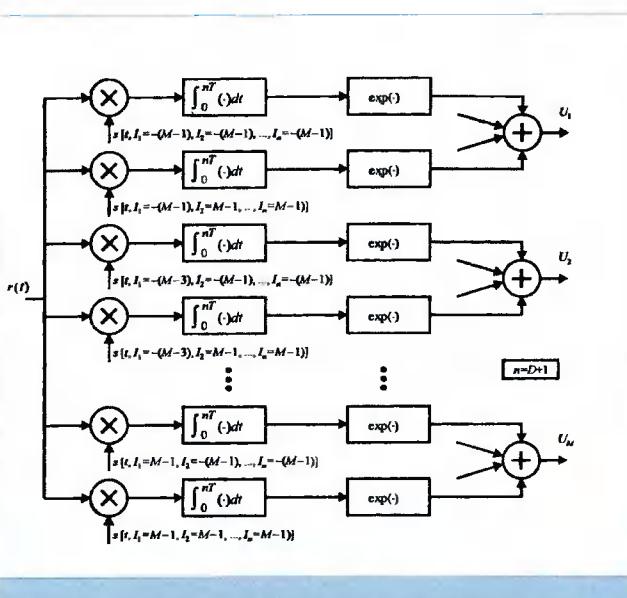


Рис. 3. Блок-схема когерентного последовательного демодулятора ЧМНФ



При $n=1$ данная схема соответствует некогерентному квадратурному детектору. Следовательно, при $n=3$ рассмотренный некогерентный последовательностный алгоритм при фиксированной вероятности ошибки по сравнению с некогерентным квадратурным детектором имеет выигрыш не менее 3 дБ.

Основные преимущества рассмотренной группы алгоритмов заключены в высоких рабочих характеристиках, сравнимых с декодером максимального правдоподобия на основе алгоритма Виттерби, который будет рассмотрен в следующей статье. Выигрыш по сравнению с оптимальным приемом, не отслеживающим связи между фазами символов, достигает 4 дБ (при $n=3$).

Недостатки алгоритма заключены в том, что при приемлемой вычислительной сложности (при $n=2$) алгоритм требует точного знания фазы несущей сигнала в начале каждого сигнального интервала. В некогерентной версии алгоритма уже значительно возрастает вычислительная сложность, т.к. для его реализации требуется уже 8 корреляционных каналов и детекторов огибающей.

Окончательное решение о выборе схемы демодулятора может быть принято по результатам имитационного моделирования работы алгоритмов в условиях реального канала.

Имитационное моделирование

Рассмотрим моделирование ЧМНФ-сигнала и канала распространения в пакете SystemView. На рис. 4 представлена модель источника ЧМНФ-сигнала в пакете SystemView.

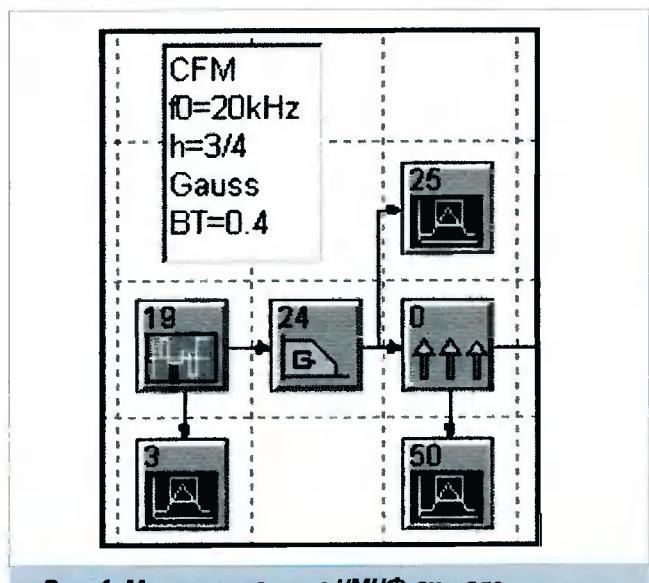


Рис. 4. Модель источника ЧМНФ-сигнала.
19 – генератор псевдослучайной последовательности;
24 – формирующий фильтр;
0 – ЧМНФ-модулятор

В ходе исследований при моделировании были использованы следующие исходные данные и допущения. В качестве исходной битовой информации использовалась псевдослучайная последовательность со скоростью $R=9600$ бит/с. Формирующий фильтр (ФФ) – гауссовский с частотой среза амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) $0,4R$. Для моделирования использовано 50 отсчетов импульсной характеристики фильтра при частоте дискретизации 153,6 кГц, что составляет $16R$. АЧХ и импульсная характеристика ФФ приведены на рис. 5. На рис. 6 приведен исходный информационный сигнал и сигнал на выходе гауссовского фильтра.

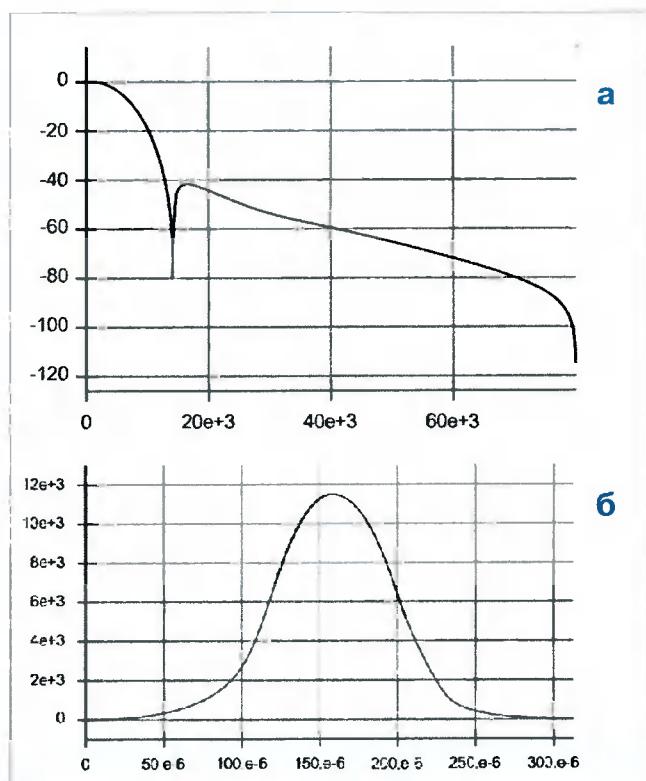


Рис. 5. Амплитудно-частотная (а) и импульсная (б) характеристики формирующего фильтра

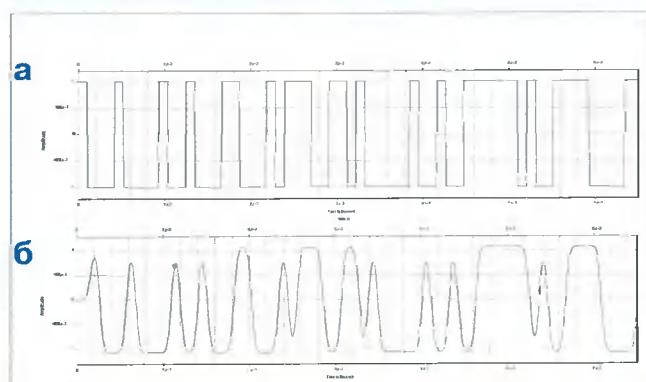


Рис. 6. Сигналы: исходный информационный (а) и на выходе гауссовского фильтра (б)

Частотный модулятор сигнала с непрерывной фазой использован из стандартной библиотеки Communication пакета SystemView. Согласно исходным данным, индекс модуляции составляет 3/4, что при скорости информации $R=9600$ бит/с соответствует девиации частоты 3,6 кГц. Центральная (промежуточная) частота выбрана предельно низкая из условия исключения возникновения низкочастотных биений при демодуляции и составляет 20 кГц. На рис. 7 приведена оценка мгновенного энергетического спектра моделированного ЧМНФ-сигнала.

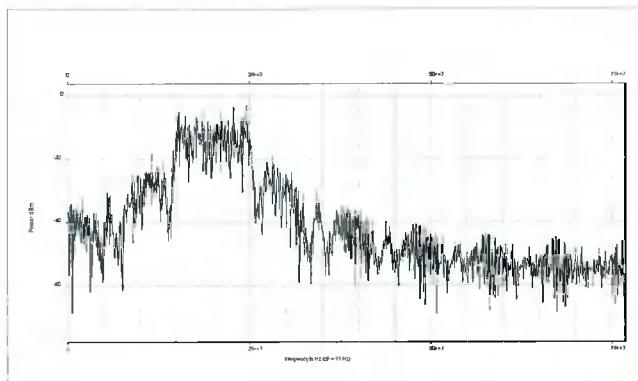


Рис. 7. Оценка мгновенного энергетического спектра моделированного ЧМНФ-сигнала по 2048 отсчетам. $f_0 = 20$ кГц

Параметры канала – двулучевая модель фединга с относительной амплитудой копии принимаемого сигнала -8 дБ при задержке 15 мкс, -3 дБ – при задержке 5 мкс и аддитивным белым гауссовским шумом (АБГШ). Экспериментальные исследования показали, что максимально заданный доплеровский сдвиг (80 Гц) не оказывает ощутимого влияния на рабочие характеристики моделируемых демодуляторов и перекрываются нестабильностью частоты гетеродина приемника, в связи с чем при моделировании не учитывался.

На рис. 8 приведена эквивалентная схема канала распространения в пакете SystemView, используемая при моделировании. Задержка по основному каналу -3 дБ (5 мкс) не превосходит максимального используемого при моделировании периода дискретизации сигнала в приемнике (6,51 мкс).

Интенсивность аддитивного белого шума в канале задается величиной дисперсии σ . Отношение сигнал/шум (ОСШ) по мощности вычислялось исходя из предположения стационарности полезного сигнала на интервале передачи символа (бита) по формуле:

$$SNR = \frac{A^2 / 2}{\sigma^2} ,$$

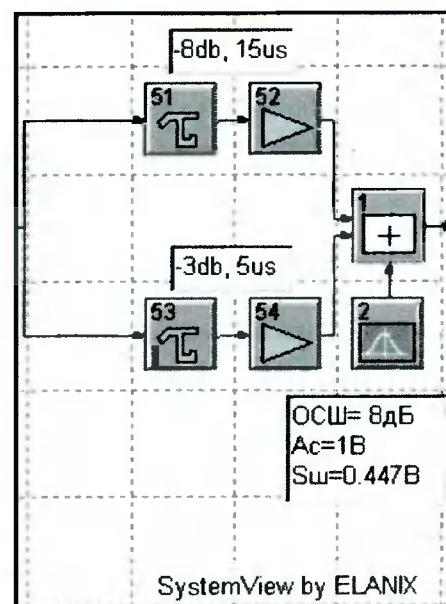


Рис. 8. Эквивалентная схема канала распространения сигнала в пакете SystemView, используемая при моделировании.

51, 53 – линии задержки;
52, 54 – делители амплитуды;
2 – источник АБГШ;
1 – сумматор

где A – амплитуда ЧМНФ-сигнала. В процессе моделирования ОСШ дополнительно контролировалось путем вычисления оценки:

$$SNR = \frac{\sum_i x_i^2}{\sum_i n_i^2} ,$$

где x_i и n_i – дискретные отсчеты полезного сигнала и белого шума соответственно.

Заключение

По результатам анализа алгоритмов, предназначенные для демодуляции ЧМНФ-сигналов, можно сделать следующие выводы:

1. Достичь высоких рабочих характеристик демодуляции в условиях малых отношений сигнал/шум возможно только путем применения алгоритмов, учитывающих взаимосвязи между фазами сигналов, соответствующих различным комбинациям передаваемых символов. Данными алгоритмами являются декодер максимального правдоподобия на базе алгоритма Виттерби и посимвольный корреляционный приемник.

2. Учет фазовых соотношений при демодуляции в любых условиях позволяет достичь выигрыша в 3...4 дБ в отношении сигнал/шум по сравнению с ортогональной ЧМ.



3. Алгоритмы, анализирующие фазовые или корреляционные соотношения между символами, требуют либо точной оценки фазы несущей в начале сигнальных интервалов, либо оценки знака фазового перехода (квазикогерентный подход). При этом достаточно учет фазовых связей между двумя символами. Для получения приемлемых рабочих характеристик от некогерентного алгоритма требуется учет корреляционных связей между тремя и более символами. Перечисленные обстоятельства существенно усложняют аппаратную реализацию алгоритмов.

4. Эффективная реализация алгоритмов, учитывающих фазовые соотношения, возможна при определенном фиксированном, заранее заданном индексе модуляции ЧМНФ-сигналов.

5. Полностью некогерентные алгоритмы просты в аппаратной реализации, но обладают слабо приемлемыми для разрабатываемого демодулятора ра-

бочими характеристиками в условиях малых отношений сигнал/шум. Следовательно, для достижения приемлемого уровня ошибки демодуляции при возможности аппаратной реализации алгоритма в рамках портативных систем требуется применение упрощенных вариантов алгоритмов, учитывающих память ЧМНФ-сигнала за счет анализа фазовых переходов.

6. Наиболее подходящими алгоритмами для демодуляции ЧМНФ-сигналов является демодулятор максимального правдоподобия с использованием алгоритма Виттерби и квадратурный некогерентный демодулятор.

Таким образом, в статье представлены модели ЧМНФ-сигналов и некоторые способы построения структур их демодуляторов. В следующих статьях цикла будут подробно рассмотрены несколько перспективных решений, пригодных для построения современных систем связи.

Литература

1. Склар Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение. : Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2003. – 1104 с.
2. Прокис Дж. Цифровая связь. : Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 2000. – 800 с.
3. Борисов В.И., Зинчук В.М., Лимарев А.Е., Мухин Н.П., Нахмансон Г.С. Помехозащищенность систем радиосвязи с расширением спектра сигналов несущей псевдослучайной последовательностью. – М.: Радио и связь, 2003. – 640 с.
4. Маковеева М.М., Шинаков Ю.С. Системы связи с подвижными объектами. – М.: Радио и связь, 2002. – 440 с.
5. Спилкер Дж. Цифровая спутниковая связь. : Пер. с англ. – М.: Связь, 1979. – 592 с.
6. Кларк Дж., Кейн Дж. Кодирование с исправлением ошибок в системах цифровой связи. : Пер. с англ. – М.: Радио и Связь, 1987. – 392 с.
7. Fuqin Xiong Digital Modulation Techniques. : Artech House, Norwood, 2000.
8. H. Meyr, M. Moeneclaey, S. Fechtel Digital Communication Receivers Synchronization, Estimation, Signal Processing.: John Wiley, 1997.
9. Peyton Z. Peebles Digital Communication Systems.: Prentice Hall, 1987.
10. Жодзишский М.И. Цифровые радиоприемные системы. Справочник. М.: Радио и связь, 1990. – 208 с.
11. Бабенко И.П. Оптимальный некогерентный прием частотно-манипулированных сигналов с минимальным сдвигом, Радиотехника, 1992, №3.
12. Иванов М.А., Яковлев И.А. Тактовая синхронизация приемников дискретных сигналов с комбинированной ФЧМ, Радиотехника, 1988, №9.
13. Сиднев А.Н. Устройства тактовой синхронизации для высокоскоростных приемников, Радиотехника, 1992, №1.

УДК 621.396.96:621.396.26

Анализ и моделирование цифрового некогерентного квадратурного демодулятора низкоскоростных ЧМ-сигналов

В.Б. Стешенко, А.В. Бумагин, А.В. Петров, Г.В. Шишкин

Алгоритм работы некогерентного квадратурного демодулятора вытекает из алгоритма оптимального корреляционного приемника бинарных сигналов (бинарного классификатора)[1,2]. Пусть на входе приемника могут наблюдаться две различные реализации сигнала $r(t)$. Решающее правило классификатора на основе максимума апостериорных вероятностей выражается как (отношение правдоподобия):

$$\Lambda(r) = \frac{p(r|s_1)}{p(r|s_2)} > \frac{P(s_2)}{P(s_1)} \quad (\text{при условии } S_i),$$

где $p(r|s_{1,2})$ – апостериорные вероятности; $P(s_{1,2})$ – априорные вероятности. Так как фаза принимаемого сигнала $r(t)$ не известна, то априорные вероятности вычисляются путем усреднения условных плотностей вероятностей $p(r|s_{1,2},\Phi)$ по случайной фазе Φ :

$$p(r|s_{1,2}) = \int_0^{2\pi} p(r|s_{1,2},\Phi) d\Phi.$$

В [2] показано, что для ортогональных независимых сигналов со случайной равномерно распределенной фазой Φ отношение правдоподобия вычисляется как:

$$\frac{I_0(\sqrt{r_{1c}^2 + r_{1s}^2} / N_0)}{I_0(\sqrt{r_{2c}^2 + r_{2s}^2} / N_0)} > \frac{P(s_2)}{P(s_1)} \quad (\text{при условии } S_i),$$

где r_c, r_s – действительная и мнимая составляющие сигнала $r(t)$ соответственно; I_0 – функция Бесселя нулевого порядка. В случае равновероятности символов в канале алгоритм значительно упростится:

$$r_{1c}^2 + r_{1s}^2 > r_{2c}^2 + r_{2s}^2, \quad (\text{при условии } S_i).$$

Таким образом, оптимальный детектор основывает решение на огибающих.

Рассматривается вариант дискретно-аналоговой реализации демодулятора, отличающийся идентичностью вычислительных операций, нечувствительностью к выходу фазы несущей, эффективной программной обработкой. Проводится моделирование и анализ рабочих характеристик демодулятора в пакете *System View*. Предложено использование замкнутой схемы синхронизации с локальным генератором тактовых импульсов. Рассмотрены пути аппаратной реализации на базе микроконтроллера MSP430F149 фирмы *Texas Instruments*.

Некогерентный демодулятор бинарных ЧМ-сигналов реализуется по классической двухканальной схеме, каждый канал в которой обрабатывает две квадратуры сигнала. При этом не требуется измерение фазы принимаемого сигнала. Первый канал настроен на обнаружение сигнала с частотой ω_1 , второй канал – с частотой ω_2 .

Фактически каждый из двух каналов является согласованным фильтром, настроенным на сигнал соответствующей частоты. При подаче сигнала $y(t) = A \cos(\omega_1 t + \phi) + n(t)$ с частотой ω_1 парциальный вклад первого канала выразится как:

$$E_1 = z_1^2 + z_2^2 = \left(\sqrt{\frac{2}{T}} \int_0^T y(t) \cos(\omega_1 t) dt \right)^2 + \left(\sqrt{\frac{2}{T}} \int_0^T y(t) \sin(\omega_1 t) dt \right)^2 \leq \frac{2}{T},$$

вклад второго канала:

$$E_2 = z_3^2 + z_4^2 = \left(\sqrt{\frac{2}{T}} \int_0^T y(t) \cos(\omega_2 t) dt \right)^2 + \left(\sqrt{\frac{2}{T}} \int_0^T y(t) \sin(\omega_2 t) dt \right)^2 = 0$$

будет иметь нулевое значение, так как шум $n(t)$ – стационарный, а частоты ω_1 и ω_2 – ортогональны ($\omega_1 - \omega_2 = 1/T$). Разностный сигнал $z(t)$ принимает положительное значение. При подаче сигнала с частотой ω_2 наблюдается обратная ситуация и максимальный выходной сигнал должен наблюдаться на выходе второго канала. Решающее (пороговое) устройство идентифицирует номер канала; корреляционное соотношение в котором достигает максимума.

При демодуляции двоичных ортогональных сигналов вероятность ошибки на символ выражается как:

$$P_2 = \frac{1}{2} \exp(-E_b / 2N_0) = \frac{1}{2} \exp(-h_0^2),$$

где h_0^2 – отношение сигнал/шум по мощности.

При детектировании ЧМНФ-сигналов характеристики демодулятора несколько ухудшаются из-за наличия корреляционной связи между сигналами, соответствующими информационным символам алфавита. Однако возможно улучшение рабочих характеристик схемы (по предварительным оценкам более 1 дБ) при использовании на выходе демодулятора вместо порогового устройства нейросетевой решающей схемы.

Наиболее целесообразным с точки зрения аппаратных затрат является дискретно-аналоговое исполнение демодулятора (рис. 1).

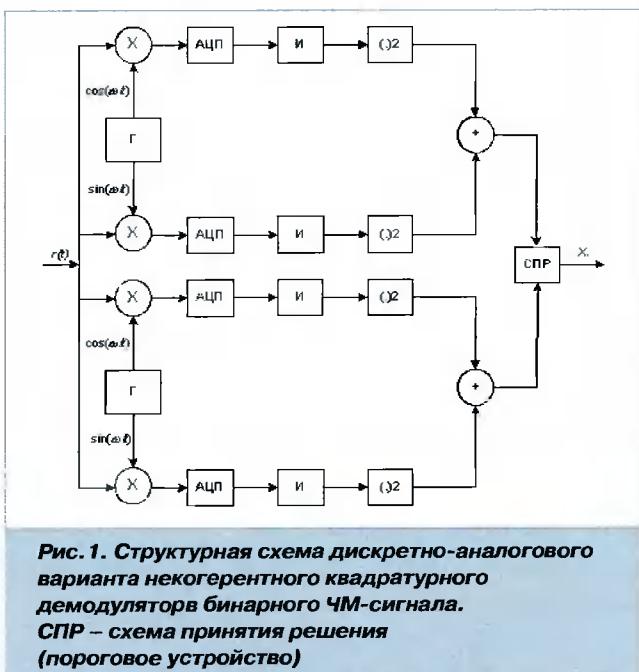


Рис. 1. Структурная схема дискретно-аналогового варианта некогерентного квадратурного демодулятора бинарного ЧМ-сигнала.
СПР – схема принятия решения (пороговое устройство)

Входной сигнал $r(t)$ подается в демодулятор на промежуточной частоте. В аналоговую часть включены два квадратурных демодулятора с генераторами фиксированных частот ω_1 , ω_2 . Выделенные квадратуры в обоих каналах подвергаются «оцифровке» и дальнейшей цифровой обработке.

Основными преимуществами предложенного варианта реализации алгоритма является простота и идентичность вычислительных операций для каждого канала, что позволяет реализовать эффективную программную обработку в цифровой части демодулятора.

Полностью цифровая реализация алгоритма характеризуется большим объемом вычислительных операций, обусловленных цифровой квадратурной демодуляцией.

Разрядность АЦП на входе по предварительным оценкам – 10...12 бит.

Рассмотренный алгоритм, по сравнению с демодулятором максимального правдоподобия, прост в реализации, хорошо отработан, нечувствителен к уходу фазы несущей. При этом нет необходимости оценивать фазу несущей. Рабочие характеристики алгоритма являются наилучшими для некогерентных схем, т.к. последний является оптимальным [1,2]. Алгоритм относительно малочувствителен к ошибкам синхронизации и нестабильности генераторов. Принципиально нет необходимости решать задачу подавления биений, так как сигнал подается не на нулевой ПЧ.

Отрицательные стороны алгоритма заключены в невозможности учета фазовых соотношений, заложенных в сигнал при передаче, что ухудшает ОСШ для данной схемы на 3 дБ по сравнению с когерентными схемами, которые в общем случае ухудшают его рабочие характеристики по сравнению с демодуляцией ЧМ-сигнала с разрывом фазы.

На рис. 2. показана схема модели демодулятора, реализованного в пакете SystemView.

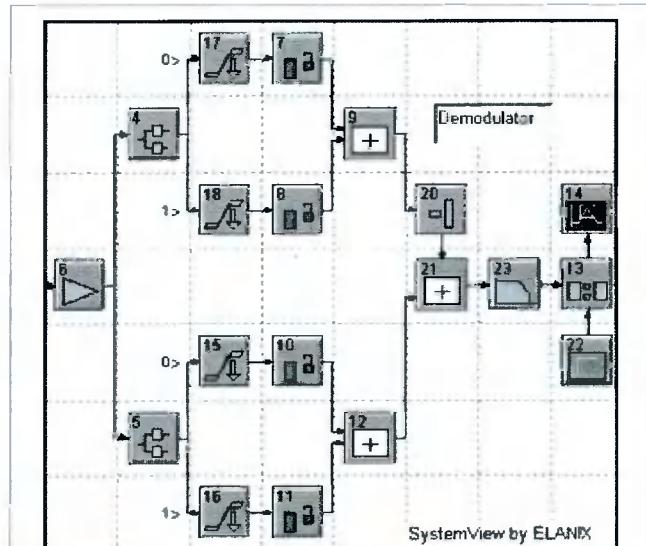


Рис. 2. Схема некогерентного квадратурного демодулятора, реализованного в пакете SystemView.

- 6 – усилитель;
- 4, 5 – квадратурные демодуляторы;
- 15 – 18 – интеграторы со сбросом;
- 7, 8, 10, 11 – узлы возведения в квадрат;
- 9, 12, 21 – сумматоры;
- 20 – инвертор;
- 23 – фильтр нижних частот;
- 13 – компаратор;
- 22 – источник опорного напряжения

Модель работает на частоте дискретизации 153,6 кГц. Величина последней установлена в ходе испытаний и определяется точностью битовой синхронизации 1/16

тактового периода. Частота дискретизации АЦП может быть уменьшена с потерей точности синхронизации и соответствующим ухудшением рабочих характеристик демодулятора. Через каждые 16 тактов работы АЦП производится сброс интеграторов 15-18. Момент сброса устанавливается схемой синхронизации и совпадает со временем начала приема очередного информационного символа. В процессе моделирования момент синхронизации демодулятора подбирался экспериментальным путем введения схем задержки.

Фильтр 23 построен на основании полинома Баттервортса второго порядка и предназначен для сглаживания высокочастотных флюктуаций сигнала на входе компаратора 13. Фильтр настроен на частоту среза, соответствующую символьной скорости. Квадратурные демодуляторы 4,5 содержат опорные генераторы, настроенные на частоты $f_0 + \Delta f$ и $f_0 - \Delta f$ соответственно, где $f_0 = 20$ кГц – центральная частота; $\Delta f = 3,6$ кГц – девиация частоты при индексе модуляции $h=3/4$.

Учет влияния шума дискретизации АЦП в схеме производился путем приведения последнего к шуму в канале. Так, при ОСШ = 8 дБ, амплитуде ЧМНФ-сигнала, равной 1 В, дисперсия шума составит $\sigma=0,445$ В. В современных микроконтроллерах с разрядностью 8 бит шум дискретизации составляет не более 1/128 В, что более чем на 2 порядка меньше расчетного канального.

На рис. 3 приведены временные диаграммы, поясняющие принцип работы демодулятора, полученные экспериментально, при отсутствии шума в канале. Длина реализации составляет 2000 отсчетов (13 мкс) или 125 информационных символов.

На рис. 4 приведены временные диаграммы работы демодулятора, полученные экспериментально, при отношении сигнал/шум в канале 8 дБ.

В ходе машинного моделирования рабочие характеристики демодулятора снимались для случая идеальной синхронизации. Исходные данные для тестирования:

- длина реализации – 4000 символов (64000 дискретных отсчетов);
- число реализаций для фиксированного ОСШ – 10;
- диапазон изменения ОСШ – +8...-8 дБ с шагом 1 дБ;
- номинальная вероятность символьной ошибки $5 \cdot 10^{-3}$;
- доверительная вероятность – 0,995.

Проведенный машинный эксперимент по моделированию некогерентного квадратурного демодулятора и анализу его рабочих характеристик показал, что при вероятности битовой ошибки 0,005 демодулятор сохраняет работоспособность вплоть до ОСШ 1 дБ.

Рассмотрим моделирование схемы синхронизации некогерентного квадратурного демодулятора. Обычно к детектору низкоскоростного ЧМНФ-сигнала предъявляются жесткие требования по синхронизации, что обусловлено следующими факторами:

- захват и удержание синхронизации по информационным символам;
- работа в условиях высокointенсивных помех;
- работа в условиях длинных посылок

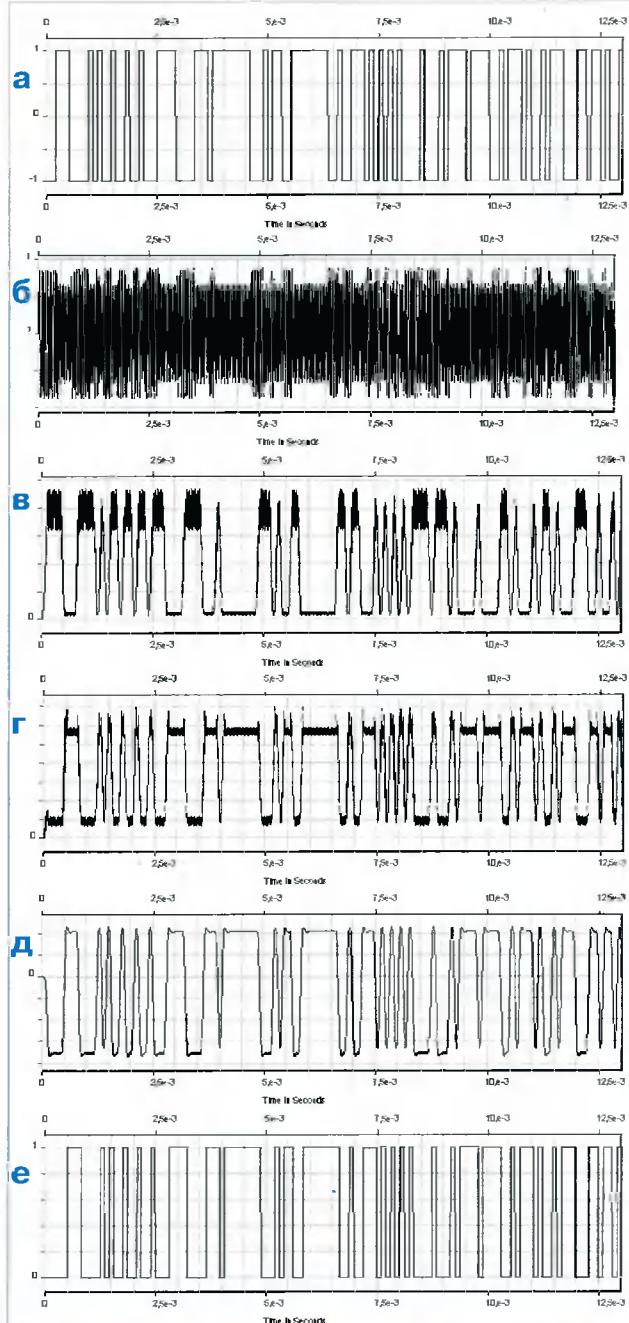


Рис. 3. Временные диаграммы работы демодулятора при отсутствии шума в канале;
исходный сигнал (а);
на входе приемника (б);
на выходе верхнего плеча (сумматора 9) (в);
на выходе нижнего плеча (сумматора 12) (г);
на входе компаратора 13 (д);
демодулированный сигнал (е)



- одинаковых символов (до 500);
- поддержание синхронизации при длительном прерывании связи (до 2 с);
 - наличие фединга в канале;
 - изменение скорости передачи данных в пределах ± 200 Гц (2%).

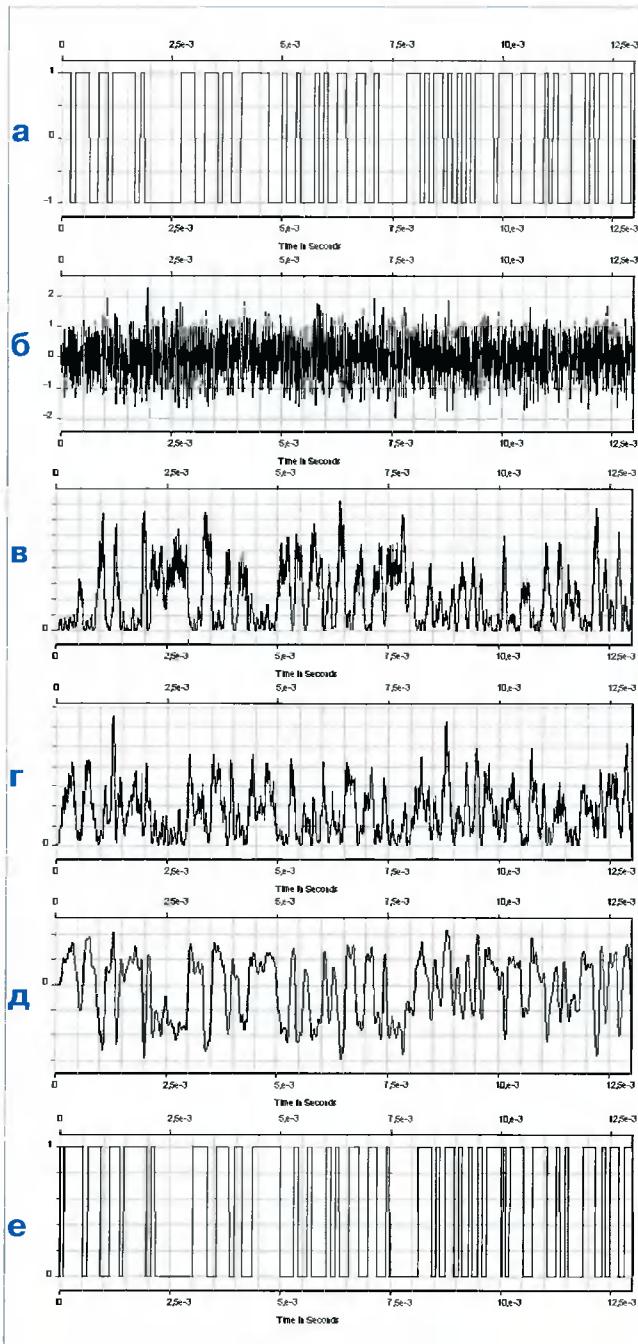


Рис. 4. Временные диаграммы работы демодулятора при отношении сигнал/шум в канале 8 дБ; исходный сигнал (а); на входе приемника (б); на выходе верхнего плеча (сумматора 9) (в); на выходе нижнего плеча (сумматора 12) (г); на входе компаратора 13 (д); демодулированный сигнал (е)

На выходе схемы принятия решения демодулятора восстанавливаются прямоугольные импульсы, соответствующие передаваемой информации (рис. 4е). В процессе передачи информации искажается не только временное положение фронтов импульсов, а также их длительность. На рис. 5 приведена экспериментальная зависимость оценки вероятности битовой ошибки от времени запаздывания синхронизации, выраженного в единицах отсчетов при дискретизации сигнала. Один информационный символ разбивается на 16 дискретных отсчетов.

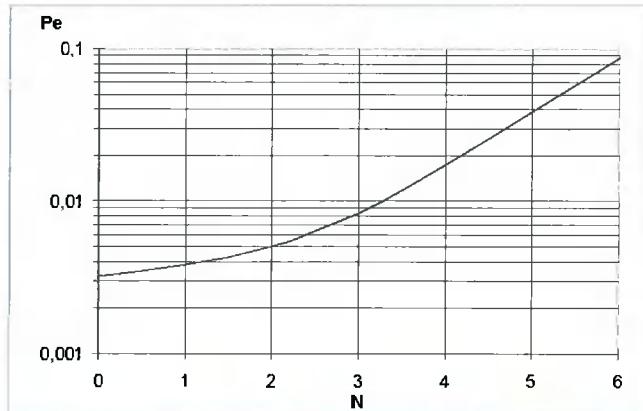


Рис. 5. Экспериментальная зависимость оценки вероятности битовой ошибки от времени запаздывания (опережения) синхронизации при ОСШ=1дБ, Рдов=0,995

Из рис. 5 видно, что резкое возрастание битовой ошибки у некогерентного квадратурного демодулятора при максимально допустимом ОСШ начинается при отклонении времени синхронизации не более чем на 1/8 длительности (периода повторения) символов. Данное обстоятельство, как отмечено выше, вызвано разбросом длительностей символов вследствие воздействия канального шума.

На основании проведенных экспериментальных и теоретических исследований и перечисленных требований было предложено использование замкнутой схемы синхронизации с локальным генератором тактовых импульсов. В ходе исследований было предложено в качестве схемы синхронизации использовать систему ФАПЧ на основе управляемого генератора с диапазоном перестройки частоты 9400...9800 Гц. Схема на основе управляемой линии задержки проще в реализации, однако не позволяет адаптироваться к скорости передачи символов.

На рис. 6 приведена структурная схема предлагаемого символьного синхронизатора некогерентного квадратурного демодулятора на основе управляемого генератора.

Синхронизатор состоит из следующих узлов: фазового дискриминатора, формирующего импульсы, соответ-

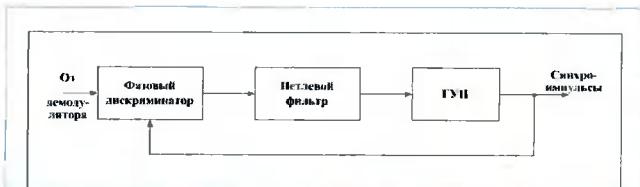


Рис. 6. Структурная схема предлагаемого символического синхронизатора некогерентного квадратурного демодулятора на основе управляемого генератора

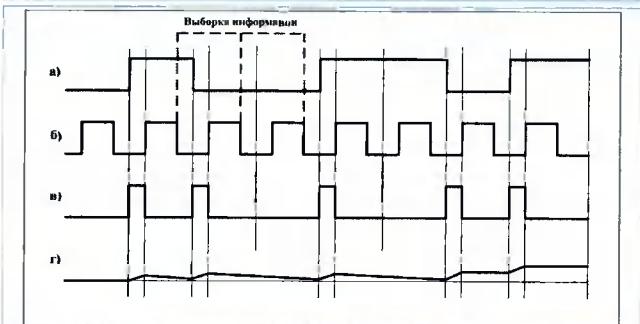


Рис. 7. Временные диаграммы работы кольца ФАП:
сигнал с выхода демодулятора (а);
меандровый сигнал ГУНа (б);
сигнал рассогласования дискриминатора (в);
сигнал обратной связи на выходе петлевого фильтра (г)

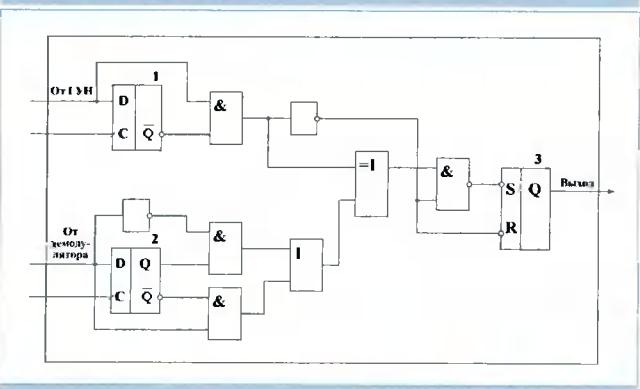


Рис. 8. Принципиальная схема фазового дискриминатора

ствующие временному рассогласованию сигналов, поступающих с демодулятора и управляемого генератора; петлевого фильтра и управляемого генератора (ГУН). На рис. 7 приведены временные диаграммы работы кольца ФАП, поясняющие его работу.

Как видно из рис. 7, фазовый дискриминатор формирует импульсы положительной полярности протяженностью от переднего и заднего фронтов сигнала с демодулятора до переднего фронта сигнала ГУН. Эквивалентная принципиальная схема фазового дискриминатора приведена на рис. 8. Устройство состоит из двух D-триггеров (1, 2), совместно со схемой комбинационной логики формирующих короткие импульсы длительностью в период тактового импульса в момент наступления переднего и заднего фронтов сигнала с демодулятора. Выходные импульсы рассогласования формируются RS-триггером (3).

Петлевой фильтр ФАП – стандартный, построенный на базе двух последовательных RC-звеньев с постоянными времени 3,3 мс, что соответствует первичной тестовой последовательности длительностью 32 символа. Выборка информационного символа и сброс интеграторов в демодуляторе производится по заднему фронту импульса управляемого генератора (центру сигнального импульса).

Как отмечено выше, ввиду отсутствия в библиотеках пакета SystemView интегратора с управляемым сбросом моделирование и испытание схемы синхронизации производилось отдельно от схемы некогерентного квадратурного демодулятора. Модель схемы синхронизации в пакете SystemView и диаграммы ее работы, полученные при моделировании, приведены на рис. 9 и рис. 10.

Из рис. 10 можно заключить, что при отношении сигнал/шум, равном 1 дБ, наблюдается устойчивый захват и удержание синхронизации.

Рассмотрим пути аппаратной реализации некогерентного квадратурного демодулятора. Аппаратную реализа-

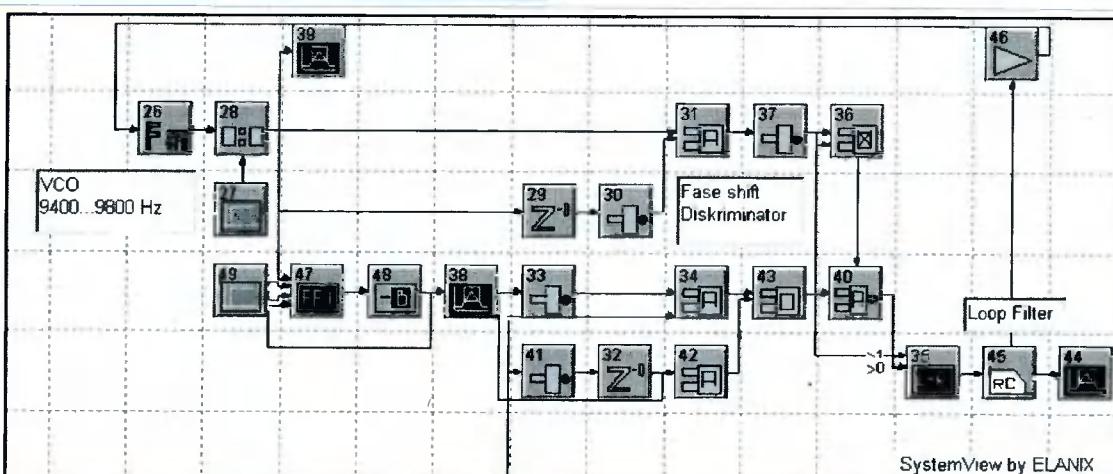


Рис. 9. Модель схемы синхронизации некогерентного квадратурного демодулятора.
ГУН – узлы 26-28;
фазовый дискриминатор – 29-34, 35-37, 40, 41, 46-49;
петлевой фильтр – 45

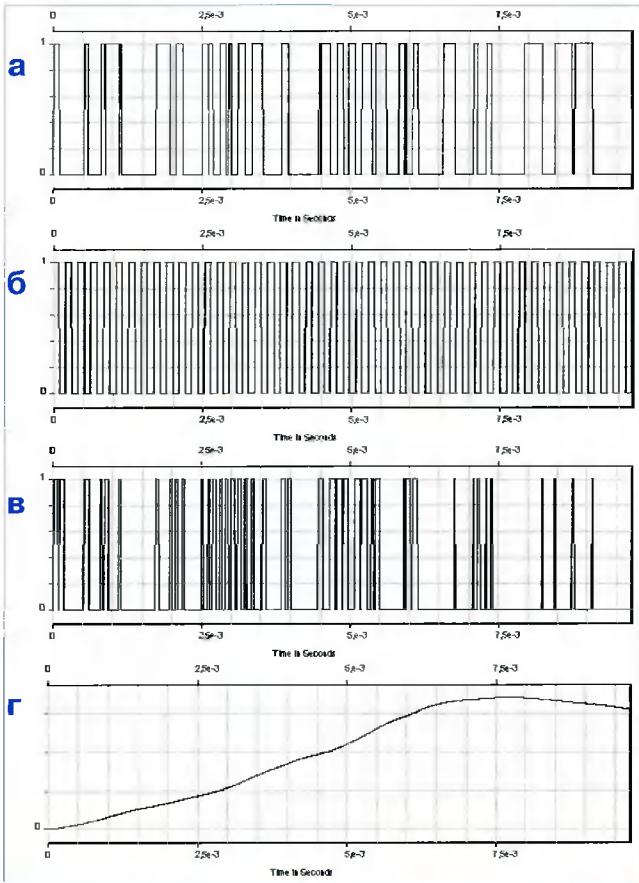


Рис. 10. Диаграммы работы схемы синхронизации при ОСШ=1 дБ.
Выход демодулятора (а);
сигнал опорного генератора с частотой, поделенной на 2 (б);
сигнал дискриминатора (в);
сигнал на выходе петлевого фильтра (г).
Интервал наблюдения – 1500 дискретных отсчетов (1,55 мс)

Литература

1. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение.: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2003. – 1104 с.
2. Прокис Дж. Цифровая связь.: Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 2000. – 800 с.
3. Борисов В.И., Зинчук В.М., Лимарев А.Е., Мухин Н.П., Нахмансон Г.С. Помехозащищенность систем радиосвязи с расширением спектра сигналов несущей псевдослучайной последовательностью. – М.: Радио и связь, 2003. – 640 с.
4. Маковеева М.М., Шинаков Ю.С. Системы связи с подвижными объектами. – М.: Радио и связь, 2002.– 440 с.
5. Спилкер Дж. Цифровая спутниковая связь.: Пер. с англ. – М.: Связь, 1979. – 592 с.
6. Кларк Дж., Кейн Дж. Кодирование с исправлением ошибок в системах цифровой связи.: Пер. с англ. - М.: Радио и связь, 1987. – 392 с.
7. Fugin Xiong Digital Modulation Techniques. : Artech House, Norwood, 2000.
8. H. Meyr, M. Moeneclaey, S. Fechtel Digital Communication Receivers Synchronization, Estimation, Signal Processing.: John Wiley, 1997.
9. Peyton Z. Peebles Digital Communication Systems.: Prentice Hall, 1987.
10. Жодзишский М.И. Цифровые радиоприемные системы. Справочник. М.: Радио и связь, 1990. – 208 с.
11. Бабенко И.П. Оптимальный некогерентный прием частотно-манипулированных сигналов с минимальным сдвигом, Радиотехника, 1992, №3.
12. Иванов М.А., Яковлев И.А. Тактовая синхронизация приемников дискретных сигналов с комбинированной ФЧМ, Радиотехника, 1988, №9.
13. Сиднев А.Н. Устройства тактовой синхронизации для высокоскоростных приемников, Радиотехника, 1992, №1.

цию некогерентного квадратурного демодулятора и схемы синхронизации удобно выполнить на базе микроконтроллера MSP430F149 фирмы Texas Instruments, отвечающего требованиям быстродействия и микропотребления. Тактовая частота микроконтроллера – 8 МГц; максимальный ток потребления – 2 мА; устройство содержит весь необходимый для разработки устройства перечень встроенных подсистем: 16-канальный 12-битный аналого-цифровой преобразователь с частотой выборки более 200000 отсчетов/сек; 2 встроенных таймера, аппаратный умножитель-накопитель.

Анализ показал, что алгоритм некогерентного квадратурного демодулятора легко реализуется программно на микроконтроллере выбранного семейства с запасом по производительности. Применение микроконтроллера не требует использования дополнительных внешних устройств аппаратной обвязки. Наличие современных средств разработки позволяет эффективно произвести описание и отладку разработанного алгоритма при минимальных временных затратах. Частота дискретизации АЦП, как показали исследования, без существенных ухудшений рабочих характеристик демодулятора может быть понижена в 2 раза.

В следующей статье цикла мы рассмотрим моделирование и реализацию демодулятора на основе алгоритма Виттерби.

УДК 621.391.25

Специфика детектора речи для системы верификации диктора по голосу

П.В. Мартынович

Введение

Проблема верификации диктора (ВД) по голосу многие годы вызывает интерес исследователей

в области обработки речевых сигналов [1,2]. Это объясняется наличием большого числа возможных приложений таких систем: банковская сфера, ограничение доступа в помещения, к информационным и иным ресурсам, DRM-системы [3]. В статье рассматривается один из аспектов ВД, а именно подход к сегментации сигнала и детектора речи (ДР) для системы верификации диктора.

Взаимодействие с системой верификации

Коротко опишем сценарий диалога диктора (пользователя) с системой верификации по голосу. При регистрации пользователь обучает систему на произвольную парольную фразу (это может быть имя-фамилия пользователя, например: «Я – Иван Петров», или другая речевая фраза), используемую на этапе верификации. Пароль при регистрации пользователь повторяет несколько (обычно не менее 4) раз. На основе этих произнесений формируется эталон – отпечаток голоса пользователя. Перед самим процессом верификации пользователь идентифицирует себя путем ввода уникального PIN-кода, далее у диктора запрашивается парольная фраза (т.е. его имя-фамилия). Верификатор сравнивает голос пользователя при верификации и отпечаток, созданный при регистрации, и выносит решение об их совпадении (принимает диктора как «своего») или отвергает пользователя как «чужого». В случаях, если система не способна вынести устойчивое решение по одному произнесению, будет запрошено второе. Система дополнительна производит проверку качества произнесения парольных фраз, а также акустических усло-

Рассматривается проблема сегментации и детектирования речевого сигнала применительно к системам верификации диктора. Изложены основные принципы работы и отличительные особенности разработанного в компании «СПИРИТ» детектора речи. Приводятся демонстрационные приложения.

вий, и если, например, отношение сигнал/шум ниже допустимого, то верификатор сообщит об этом и попросит повторить пароль. Это позволяет избежать многих ошибок, которые могли бы привести к некорректной работе системы. Помимо уровня шума контролируются громкость, отсутствие перегрузки сигнала, длина фразы, а также корректность разных произнесений одной и той же парольной фразы (все произнесения должны содержать фонетически один и тот же текст, т.к. верификация текстозависимая)[1].

Построение системы верификации и ее характеристики

Обычно система верификации базируется на покадровой обработке речи, при этом размер кадра выбирается из диапазона 20-30 мс. Для каждого кадра вычисляются признаки – логарифмированные выходы банка фильтров, равномерно распределенных в диапазоне частот от 300 до 3500-4000 Гц. Обозначим такую последовательность выходов как $B(i,j)$, где i – номер кадра, j – номер фильтра в пределах кадра ($j=1..N$). Помимо банка фильтров, в системах верификации могут использоваться кепстральные коэффициенты и их производные.

Механизм сравнения введенного высказывания с эталонными основан, как правило, на Скрытых Марковских Моделях или на известной процедуре динамического временного выравнивания DTW [1]. Результатом сравнения является значение расстояния между двумя последовательностями векторов признаков: одна получена на этапе обучения, другая – на этапе собственно верификации. Оно сравнивается с

порогом, и принимается соответствующее решение: если расстояние слишком велико, то диктор отвергается как «чужой», иначе – принимается как «свой». У такой схемы принятия решения существуют два типа ошибок:

- 1) «свой» диктор был отвергнут системой как «чужой» – FRR;
- 2) «чужой» диктор был принят системой как «свой» – FAR.

Разновидности алгоритмов детектора речи

В большинстве работ по распознаванию речи и верификации диктора основное внимание уделяется вопросу выбора и выделения признаков, а также вопросам классификации звуковых образов. О выделении «полезных» участков из речевого сигнала (сегментации) говорится в значительно меньшей степени. Тем не менее это важный фактор, который во многом определяет качество системы.

Сегментация и ДР имеет своей целью выделить из речевого сигнала участок, представляющий собой фразу, произнесенную диктором. Из выбранных участков выделяются информативные признаки, которые используются далее в процедуре сравнения динамического программирования. Существует два типа ДР. Классификацию ДР проведем на основе того, какие ошибки преобладают в их работе. Как для любой системы распознавания, выносящей бинарное решение, для ДР можно выделить два типа ошибок (как и для верификатора):

- ошибка первого рода: фрейм с сигналом содержит речь, а ДР определяет его как шум;
- ошибка второго рода: фрейм с сигналом содержит шум, а ДР определяет его как речь.

В соответствии с этим можно выделить две области применения ДР. Первая включает использование ДР в системах сжатия речи. Размер сжатого сигнала может быть уменьшен за счет выбрасывания пауз между словами. Основное требование к такому ДР – это как можно меньше ошибок первого рода, которые вызывают искажение речи. Действительно, если в начале или в конце слова будет пропущено несколько звуков (или даже один звук), то слово станет неузнаваемым или, что еще хуже, может быть воспринято за другое слово, что поменяет смысл предложения. Ошибки же второго рода не оказывают на качество речи никакого влияния. Поэтому для систем сжатия речи (речевых кодеков) ошибка первого рода должна быть много меньше ошибки второго рода. Набор информативных признаков таких ДР включает обычно

частоту переходов через нуль, широкополосную энергию (или значения энергий для разных полос, т.н. выходы банка фильтров), коэффициенты линейного предсказания и производные (кепстральные коэффициенты LPCC, коэффициенты отражения PAR-COR), энергия сигнала ошибки предсказания и т.д. Основное свойство такого рода ДР – это их способность работать в реальном времени (за счет малой сложности алгоритма) с маленькой задержкой (порядка фрейма, т.е. около 10-20 мс). Обычно ДР для речевого кодека состоит из двух частей: первая служит для оценки информативных признаков шума (для этого осуществляется поиск стационарных участков сигнала, т.к. предполагается, что такие участки соответствуют шуму), вторая – для собственно классификации речь/шум на основе сопоставления вычисленных информативных признаков шума и текущего фрейма. Такое устройство имеют ДР для вокодеров GSM, G.729 и др.

Вторая область применения ДР – системы распознавания речи и диктора. Это позволяет сократить вычислительные ресурсы, т.к. не обрабатываются кадры, содержащие шум. Кроме того, это увеличивает надежность системы в случаях, когда присутствуют помехи. ДР такого рода можно также использовать для оценки параметров шума в системах шумоподавления. Основное требование к ДР в этом случае – это малая ошибка второго рода. Такое уменьшение достигается, как правило, за счет увеличения ошибки первого рода. Вообще, следует заметить, что указанные два рода ошибок сильно связаны между собой и в отложенном алгоритме нельзя изменить одну ошибку, не затронув другую. Очевидно, что если в системах верификации диктора пропустить низкоэнергетическую глухую фонему, то это не должно сказаться на качестве распознавания, т.к. основную информацию о дикторе несут вокализованные звуки, а невокализованные фонемы могут быть сильно похожими у разных дикторов. Набор основных информативных признаков для таких ДР обычно совпадает с признаками, используемыми для верификации: спектр мощности и его огибающая (которая может быть представлена банком фильтров), кепстральные коэффициенты (с линейной шкалой частот или с нелинейными, например: Мел, Барк, шкалами), значение автокорреляции и т.д. В отличие от предыдущего вида ДР, данный вид имеет более высокую задержку принятия решения (от нескольких десятков миллисекунд до нескольких секунд). Это позволяет точнее определять начало и конец речевых высказываний.

Детектор речи для системы верификации диктора

В этом разделе кратко изложены основные принципы работы ДР, разработанного для верификатора. Обработка начинается с вычисления выходов банка фильтров. Последние используются как собственно для верификации, так и для детектирования речи. Основные признаки наличия речи/шума следующие:

1. Громкость: все полезные речевые участки должны иметь «достаточный» уровень энергии. Сигнал с низкой энергией – либо шум, либо сильно зашумленная речь (и в том и в другом случае это не подходит для верификации). Энергия i -го кадра просто оценивается как сумма выходов банка фильтров:

$$E(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N B(i, j).$$

2. Динамичность: речь состоит из последовательности сменяющих друг друга фонем, следовательно, спектральная огибающая речевого сигнала постоянно меняется от кадра к кадру. Напротив, шум дыхания имеет достаточно стационарный характер. Стационарность для i -го кадра можно оценить простым евклидовым расстоянием между банками фильтров соседних кадров с нормированием по энергии:

$$S(i) = \sum_{j=1}^N \left[[B(i-di) - E(i-di)] - [B(i+di) - E(i+di)] \right]^2,$$

где di – интервал (количество кадров), на котором оценивается стационарность; значение энергии E вычитается из значений выходов банка фильтров, т.к. эти выходы представлены логарифмированными значениями.

3. Один из часто встречающихся шумов – **импульсный**. Такую природу имеют щелчки и шлепки губами; их легко исключить простым импульсным детектором. Естественно, в речи встречаются взрывные согласные, которые также имеют импульсный характер, но с другой стороны, такие звуки имеют минимальную пользу при верификации и ими можно «пожертвовать». Простой импульсный детектор можно представить в виде:

$$C(i) = \frac{\sum_{t=M/3}^{2M/3} X^2(t)}{\max \left(\sum_{t=1}^{M/3} X^2(t), \sum_{t=2M/3}^M X^2(t) \right)},$$

где $X(t)$, $t=1..M$ – отсчеты сигнала в пределах длительности кадра. $C(i)$ будет иметь наибольшее значение,

если энергия в середине кадра превосходит энергию по краям.

4. Дополнительно можно отбросить все невокализованные кадры на основе меры **вокализованности** (например, автокорреляции). Польза от таких звуков мала, а с шумом их перепутать легко.

Перечисленные признаки вычисляются для каждого кадра входного сигнала. Финальная классификация речь/шум производится после ввода сигнала, иными словами, ДР для системы верификации имеет доступ сразу ко всему сигналу, а не только кциальному кадру, как в случае ДР для вокодера. Это обстоятельство дает возможность обойтись без априорно заданных фиксированных порогов. Вместо этого, можно динамически определить их значения на основе введенного сигнала. Проиллюстрируем это на примере энергии $E(i)$. Предположим, что если выбрать из сигнала K первых минимальных значений энергий E , то они будут соответствовать кадрам, содержащим шум, а совокупность первых K максимальных значений – кадрам с речью. Далее вычислим среднее, или медианное, значение для обеих выборок и обозначим их через E_{min} и E_{max} . Теперь можно запускать известный алгоритм K -средних, дав в качестве двух кластеров значения E_{min} и E_{max} . Те значения $E(i)$, которые ближе лежат к кластеру E_{min} , классифицируем как шум, а те, что ближе к E_{max} , соответственно как речь. Аналогично поступаем с остальными признаками. Никакие пороговые значения в данном случае не нужны – алгоритм K -средних фактически адаптивно оценивает пороги для всех признаков.

Укажем отличительные особенности такого ДР, полученные на основе его экспериментальной проверки:

- выделяет только вокализованные и высокоэнергетические звуки, которые в большей степени зависят от диктора и менее всего искажаются аддитивным шумом; низкоэнергетические и невокализованные в большинстве случаев отбрасываются;

- в большинстве случаев позволяет «бороться» с шумом дыхания, губными шлепками, стуками и т.п.;

- «справляется» с фоновым разговором и нестационарным шумом, если он имеет меньшую энергию, чем основной речевой сигнал; а со стационарным шумом ДР может «справиться», даже если он имеет энергию, сравнимую с речевым сигналом;

- нет необходимости выбирать фиксированные пороги для ДР, «затачивая» последний под конкретное отношение сигнал/шум (SNR); ДР сам адаптируется под заданные акустические условия на основе входного сигнала.

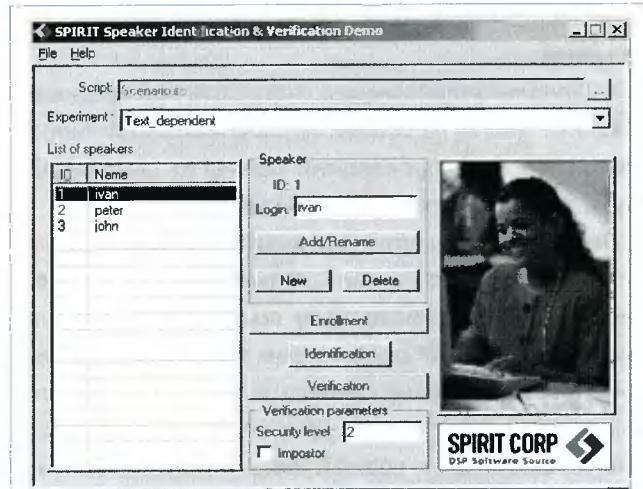


Рис. 1. Демонстрационное приложение

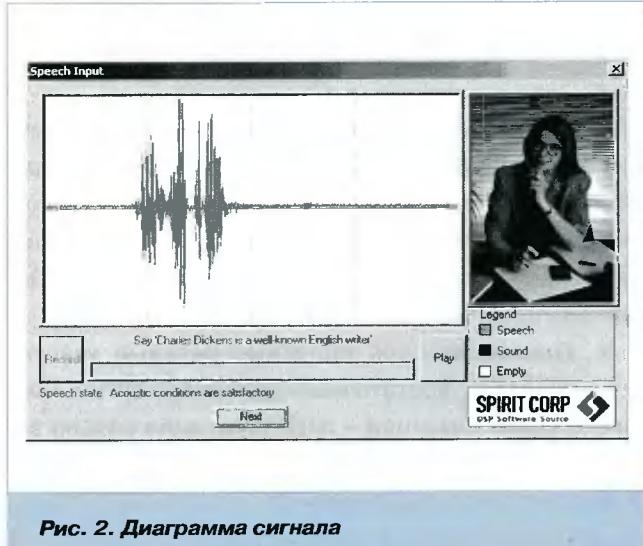


Рис. 2. Диаграмма сигнала

Реализация системы верификации диктора

Описанная система была реализована на языке ANSI C для крупного зарубежного заказчика. Есть две версии: для процессоров как с фиксированной, так и с плавающей точкой. Версия с фиксированной точкой может быть переведена на любую DSP-платформу. Разработаны несколько демонстрационных приложений, работающих как от микрофона, так и от голосового модема, которые позволяют испытать систему в необходимых условиях (рис. 1).

Осуществляется графический вывод диаграммы сигнала, на которой цветом выделяется решение ДР (рис. 2).

Поставляется также приложение пакетной обработки файлов, позволяющее провести оценку качества системы на речевой базе данных. Разработан прототип текстонезависимой версии верификатора.

В настоящее время компания «СПИРИТ» продолжает активно развивать речевые технологии: сжатие речи (собственные высококачественные вокодеры, в том числе с низкой битовой скоростью на базе революционной технологии Waveform interpolation), шумопонижение, распознавание речевых команд и диктора.

Литература

- Свириденко В.А., Мартынович П.В., Щиров А.П. Система верификации диктора, ориентированная на надежное опознавание через телефонную линию, – М.: ИПС, 2001.
- Свириденко В.А. Аутентификация личности по

- голосу, Мобильные системы №2, 2004.
- J. Ortega-Garcia, J. Bigun, D. Reynolds, and J. Gonzalez-Rodriguez. Authentication Gets Personal with Biometrics, IEEE Signal processing magazine, March, 2004, Vol. 21, No 2.

УДК 681.323

Модуль цифровой обработки радиолокационных сигналов МОС 1С000

Н.А. Андреев, В.Ю. Рыбаков, М.В. Марочкин

Введение

Модуль обработки сигналов МОС 1С000 предназначен для решения задач цифровой сигнальной обработки радиолокационной информации в составе специализированных вычислительных комплексов. Структура модуля, сочетающая высокую производительность двух вычислительных устройств на основе ЦПОС TMS320C6701 фирмы Texas Instruments и гибкость устройства ввода-вывода данных, позволяет реализовать широкий спектр алгоритмов обработки цифровых сигналов, включая цифровую фильтрацию и двумерную обработку изображений. Конструктивное исполнение модуля обеспечивает его использование в расширенном диапазоне внешних воздействий.

Общее техническое описание

Модуль обработки сигналов 1С000 выполнен на основе печатной платы в конструктиве «Евромеханика» формфактор 4U с кондуктивным теплосъемом, краевой металлизацией и креплением в корпусе теплопередающими клиньями. На плате размещены следующие основные элементы:

- 2 цифровых сигнальных процессора фирмы Texas Instruments TMS320C6701GJCA120;
- ПЛИС фирмы Altera ACEX EP1K100EFL484-2;
- 2 микросхемы синхронного статического ОЗУ, объемом 512Kx32 каждая;
- 2 микросхемы двухпортового синхронного статического ОЗУ, объемом 256Kx32 каждая;
- микросхема двухпортового синхронного статического ОЗУ объемом 128Kx32;
- 2 микросхемы FLASH-памяти объемом 512 Кбайт;
- микросхема FLASH-памяти конфигурационного ПЗУ ПЛИС объемом 2 Мбит;
- системный разъем-розетка HAR-BUS HM 17 26220 2102 фирмы Harting.

На функциональном уровне модуль 1С000 включает следующие основные блоки:

- два вычислительных устройства на основе ЦПОС TMS320C6701;
- устройство управления вводом-вводом на основе ПЛИС;
- энергонезависимую FLASH-память, предназначенную для хранения файла конфигурации ПЛИС;
- цифровой интерфейс, обеспечивающий ввод данных по параллельной 32-разрядной шине с частотой до 30 МГц;
- интерфейс HPI, обеспечивающий управление ЦПОС со стороны управляющего (HOST) процессора через системную шину CompactPCI;
- интерфейс сшиной CompactPCI, поддерживающий спецификацию интерфейса PCI версии 2.2 для 32-разрядной шины с тактовой частотой 33 МГц.

Архитектура аппаратно-программных средств модуля 1С000 позволяет интегрировать в составе вычислительного комплекса до 4 модулей обработки сигналов.

Максимальная производительность модуля 1С000 составляет:

- для операций с фиксированной запятой – 1920 MIPS (миллионов операций в секунду);
- для операций с плавающей запятой – 1440 MFLOPS (миллионов операций с плавающей запятой в секунду);
- для операций умножения с накоплением в формате с плавающей запятой – 120 MMAC (миллионов операций умножения с накоплением в секунду).

Конструктивное исполнение модуля 1С000 и выбор элементной базы обеспечивают работоспособность модуля в составе вычислительного комплекса с внешним обдувом корпуса при внешних воздействиях:

- повышенная рабочая температура – плюс 60°C;
- пониженная рабочая температура – минус 50°C.

Вычислительное устройство

Вычислительное устройство построено на основе цифрового сигнального процессора фирмы Texas Instruments TMS320C6701GJCA120, обеспечивающего обработку данных в формате с фиксированной и плавающей запятой.

Ядро ЦПОС содержит два вычислительных элемента, каждый из которых включает умножитель и два АЛУ для обработки данных в формате с фиксированной и плавающей запятой и одно АЛУ для обработки данных в формате с фиксированной запятой. ЦПОС имеет 32 32-разрядных регистра общего назначения и 128 Кбайт внутренней памяти, разделенной на два банка по 64 Кбайт, один из которых предназначен для памяти программ, а другой – для памяти данных. Обмен данными в режиме прямого доступа к памяти поддерживают четыре канала контроллера DMA ЦПОС.

Элементы вычислительного устройства объединяют внешний интерфейс EMIF (External Memory Interface) ЦПОС, представляющий собой 32-разрядную шину с тактовой частотой 120 МГц. Нашине EMIF расположены:

- синхронная статическая память локального ОЗУ объемом 2 Мбайт;
- двухпортовая синхронная статическая память обмена данными между ЦПОС и устройством управления вводом-выводом объемом 1 Мбайт;
- двухпортовая синхронная статическая память обмена данными между ЦПОС первого и второго вычислительных устройств объемом 512 Кбайт;
- FLASH-память программ ЦПОС объемом 512 Кбайт;
- ПЛИС устройства управления вводом-вводом.

Двухпортовая память обмена данными между ЦПОС и ПЛИС устройства управления вводом-вводом подключены к шинам EMIF первого и второго вычислительных устройств.

ЦПОС имеет 16-разрядный асинхронный интерфейс HPI, обеспечивающий доступ управляющего (HOST) процессора к устройствам, отображаемым на пространство памяти ЦПОС. Шины HPI ЦПОС первого и второго вычислительных устройств соединены с ПЛИС устройства управления вводом-вводом.

Устройство управления вводом-выводом

Устройство управления вводом-выводом выполнено на основе микросхемы программируемой логической интегральной схемы типа EP1K100F1484-2 фирмы Altera.

Устройство управления вводом-выводом имеет следующие связи:

- параллельная 32-разрядная шина данных входного цифрового интерфейса;
- 32-разрядная системная шина интерфейса PCI для связи с управляющим, графическим процессором или другими модулями обработки сигналов;
- асинхронная шина внешней памяти EMIF для связи с ЦПОС;
- 32-разрядная шина обмена с двухпортовой синхронной статической памятью SBSRAM для связи с ЦПОС первого и второго вычислительных устройств;
- 16-разрядная шина интерфейса HPI для связи ЦПОС первого и второго вычислительных устройств с управляющим (HOST) процессором.

В состав устройства управления вводом-выводом входят следующие функциональные устройства:

- устройство управления вводом данных;
- контроллер PCI Plug&Play;
- устройство управления обменом данными междушиной PCI и двухпортовой памятью;
- устройство управления обменом данными междушинами PCI и HPI;
- устройство управления доступом к двухпортовой памяти обмена.

Входной цифровой интерфейс

Модуль 1С000 имеет цифровой параллельный 32-разрядный входной интерфейс, обеспечивающий ввод данных с тактовой частотой до 30 МГц. Сигналы интерфейса соответствуют уровню 5 В ТТЛ. Шина входного интерфейса соединена с ПЛИС устройства управления вводом-выводом. Входной цифровой интерфейс поддерживает мультиплексирование данных, обеспечивая передачу информации от четырех каналов радиолокационного приемника в режиме разделения времени.

Устройство управления вводом данных обеспечивает прием данных с входной шины данных и выдачу данных на шину обмена с двухпортовой синхронной статической памятью в соответствии с режимом, заданным ЦПОС по шине EMIF.

Входной поток данных распределяется между двухпортовой синхронной статической памятью ЦПОС первого и второго вычислительных устройств одним из следующих способов:

- блок данных пересыпается в двухпортовое ОЗУ первого вычислительного устройства;

- блок данных пересыпается в двухпортовое ОЗУ второго вычислительного устройства;
- массив данных пересыпается одновременно в двухпортовое ОЗУ первого и второго вычислительных устройств;
- каждое первое (нечетное) слово данных записывается в двухпортовое ОЗУ первого вычислительного устройства и каждое второе (четное) слово данных записывается в ОЗУ второго вычислительного устройства;
- блок данных заданного размера пересыпается в двухпортовое ОЗУ первого вычислительного устройства;
- блок данных заданного размера пересыпается в двухпортовое ОЗУ второго вычислительного устройства;
- первая часть блока данных заданного размера пересыпается в двухпортовое ОЗУ первого вычислительного устройства, вторая часть блока данных заданного размера пересыпается в ОЗУ второго вычислительного устройства.

Интерфейс шины CompactPCI

Модуль 1С000 имеет интерфейс шины CompactPCI, поддерживающий спецификацию интерфейса PCI версии 2.2 для 32-разрядной шины с тактовой частотой 33 МГц. Буферы модуля поддерживают 3,3 В-сигнальное окружение PCI, а также толерантны к сигналам 5 В.

Контроллер PCI Plug&Play, интегрированный в ПЛИС устройства управления вводом-выводом, поддерживает режимы ведомого Slave и ведущего Master устройства нашине PCI.

Основные технические характеристики интегрированного контроллера PCI:

- Тип 0 конфигурационного указателя пространства.
- Пять базовых адресных регистров. Три базовых адресных регистра пространства ввода-вывода для общих регистров управления PCI, контроллера ПДП и HPI-интерфейса. Два базовых адресных регистра для пространства памяти двухпортового синхронного статического ОЗУ объемом 2 Мбайт и для адресного пространства HPI, отображаемого на память, размером 2 на 16 Мбайт.
- Поддержка команд Configuration Read, Configuration Write, I/O Read, I/O Write, Memory Read, Memory Write, Memory Read Multiple.
- Блочная передача 32-разрядных данных с линейным возрастающим порядком адресации.
- Поддержка операций Target Abort, Target Retry, Target Disconnect.

Инициализация и тактовые сигналы

Инициализация модуля 1С000 включает:

1. Формирование сигналов начальной установки ПЛИС и ЦПОС.
2. Конфигурацию ПЛИС.
3. Запись кода программы ЦПОС во FLASH-память.
4. Загрузку и запуск программы ЦПОС.

Сигналы начальной установки ПЛИС и ЦПОС модуля формируются:

- при подаче напряжения питания модуля;
- по сигналу начальной установки шины CompactPCI;
- программно, по команде от HOST процессора.

Конфигурация ПЛИС производится в одном из режимов:

- из РС через загрузочный кабель SET-JTAG;
- из РС через загрузочный кабель с одновременным программированием конфигурационной FLASH-памяти;
- из конфигурационной FLASH-памяти при подаче напряжения питания.

Запись кода программы ЦПОС в FLASH-память первого и второго вычислительных устройств может производиться из РС через кабель SET-JTAG или посредством HPI-интерфейса с шиной CompactPCI.

Поддерживаются следующие режимы загрузки и запуска программы ЦПОС, определяемые комбинацией перемычек модуля:

- из РС посредством внутрисхемного эмулятора через JTAG-интерфейс модуля;
- посредством HPI-интерфейса с шиной CompactPCI;
- из FLASH-памяти при подаче напряжения питания.

Первичными тактовыми сигналами модуля являются:

- опорный сигнал тактового генератора ЦПОС частотой 30 МГц;
- сигнал внешней тактовой синхронизации входной шины данных частотой до 30 МГц;
- тактовый сигнал шины CompactPCI частотой 33 МГц.

Тактовый сигнал ЦПОС частотой 120 МГц получается умножением на 4 опорного сигнала тактового генератора частотой 30 МГц.

Электропитание модуля

Электропитание модуля 1С000 осуществляется от напряжений +3,3 В и +5 В, подаваемых через разъем шины CompactPCI.

Напряжение +1,8 В – питание ядер ЦПОС TMS320C6701 – вырабатывается двумя преобразователями DC/DC из напряжения +3,3 В. Каждый из преобразователей напряжения +1,8 В рассчитан на ток

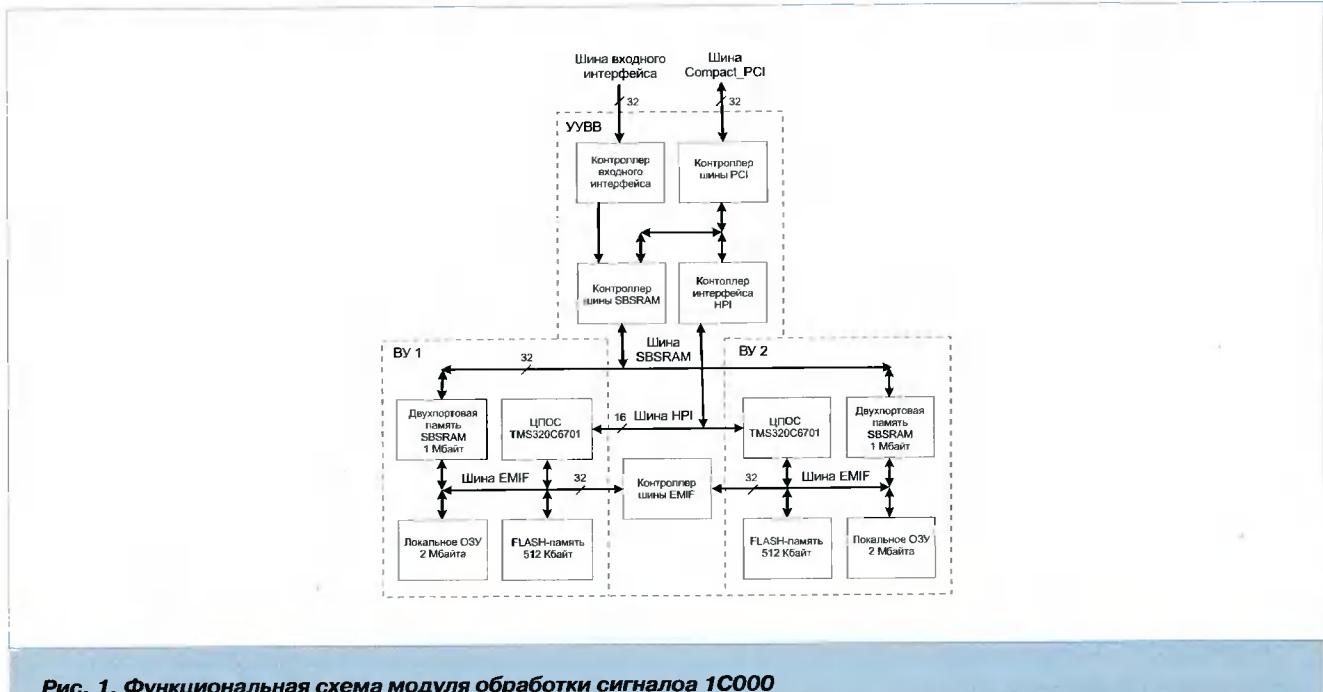


Рис. 1. Функциональная схема модуля обработки сигнала 1С000

ВУ 1 и ВУ 2 – вычислительное устройство 1 и 2 соответственно.

UYBB – устройство управления аудиом-аудиоводом

потребления до 1,5 А. Напряжение питания ядра ПЛИС +2,5 В получается DC/DC преобразованием из напряжения +5 В. Преобразователь напряжения +2,5 В рассчитан на ток потребления до 3 А. Питание преобразователя от + 5 В позволяет снизить общую нагрузку модуля по цепи +3,3 В.

Программное обеспечение

Программное обеспечение модуля 1С000 включает следующие компоненты:

- Системную библиотеку функций управления устройствами модуля 1С000, реализованную на основе библиотеки CSL и поддерживающую работу с многозадачным ядром реального времени ЦПОС семейства TMS320C6000 DSP/BIOS.
- Тестовое программное обеспечение ЦПОС для проверки работоспособности устройств модуля 1С000 со стороны интерфейса EMIF.
- Драйвер интерфейса PCI для операционной системы Windows 98 / NT4.0 /2000.

– Тестовое программное обеспечение управляющего процессора для проверки обмена данными между управляющим процессором и модулем 1С000 по интерфейсу PCI.

Поддержка разработки приложений

Пакет проектирования Code Composer Studio версии 2.0 для семейства C6000 позволяет разрабатывать и отлаживать, с помощью интегрированного программного симулятора, приложения ЦПОС.

При использовании внутрисхемного JTAG эмулятора SPI525 PCI или SPI515 Parallel Port, Code Composer Studio обеспечивает отладку мультипроцессорных (для нескольких ЦПОС) приложений на базе модуля 1С000, который имеет отладочный разъем JTAG ЦПОС.

HPI-интерфейс обеспечивает отладку встроенных приложений одного или нескольких модулей 1С000 в составе вычислительного комплекса, имеющего системную шину Compact-PCI или PCI.

Выставка

«ЭкспоЭлектроника»

«Основная цель для нас, как организаторов выставки, – содействовать продвижению и коммерческому развитию компаний – участников выставки и рынка электронных компонентов и технологического оборудования России в целом».

директор выставок «ЭкспоЭлектроника»

и «ЭлектронТехЭкспо»

Наталья Архипова



18–21 мая в Москве, в спорткомплексе «Олимпийский» прошли VII Международная специализированная выставка электронных компонентов «ЭкспоЭлектроника» и II Международная специализированная выставка материалов и оборудования для производства изделий электронной и электротехнической промышленности «ЭлектронТехЭкспо».

Организаторы – международные выставочные компании «ПРИМЭКСПО» и ITE Group Plc – совместно с внешнеторговым объединением «Электронинторг-С» при поддержке Российского Федерального агентства по науке Правительства Москвы, ОАО «Российская Электроника» и Федерального фонда развития электронной техники РФ.

За годы работы выставка «ЭкспоЭлектроника» стала главным форумом российского компонентного рынка, крупнейшей выставкой электронных компонентов в Восточной Европе. На выставочной площади 12 700 кв. м свои экспозиции представили более 450 компаний из 20 стран мира. Традиционно крупнейший стенд – «Российская электроника» представил российских производителей электронных компонентов и технологического оборудования. Впервые на



выставке были представлены национальные стенды Германии и Китая.

На открытии выставки участников и гостей приветствовали: Борисов Юрий Иванович, начальник управления радиоэлектронной промышленности и систем управления; Джхунян Валерий Леонидович, генеральный директор ОАО «Российская электроника»; Курляндский Александр Сергеевич, генеральный директор ООО «Электронинторг-С»; Эдвард Строон, генеральный директор ООО «Примэкспо»; Архипова Наталья, директор выставок «ЭкспоЭлектроника» и «ЭлектронТехЭкспо».

Выставка «ЭкспоЭлектроника» – традиционное место встречи ведущих специалистов электронной отрасли со всей России и зарубежья, место заключения контрактов, площадка для важнейших деловых переговоров, проведения научных конференций, семинаров и образовательных программ. За четыре дня работы выставку посетило более 35 тысяч специалистов крупнейших предприятий России, СНГ, ближнего и дальнего зарубежья, занятых в различных отраслях промышленности.

В первый день выставки прошла пресс-конференция по случаю ее открытия, в которой приняли участие представители более 30 ведущих отраслевых и общероссийских изданий.

За дни работы выставки огромный интерес специалистов привлекла научная программа: семинары, конференции, презентации, обучающие программы, которые составили деловую часть выставки (всего более 35 мероприятий). В очередной раз «ЭкспоЭлектроника» подтвердила свой статус международной выставки. В работе выставки приняли участие ведущие компании-производители, торговые компании ЭК и технологического оборудования России, Украины, Беларусь, Прибалтики, Финляндии, Дании, Че-



«Мы искренне гордимся, что гостеприимная российская столица в очередной раз принимает у себя ведущие компании мирового рынка электронных компонентов, и благодарны организаторам выставки за их вклад в налаживание и развитие международных деловых связей».

Мэр Москвы Ю.М. Лужков

«ЭкспоЭлектроника» сегодня является важным индикатором развития рынка радиоэлектроники в России».

Руководитель Федерального агентства по науке Российской Федерации С.Н. Мазуренко



«Выставка традиционно предоставляет российским производителям широкие возможности по продвижению на рынок не только российский, но и международный. Выставки такого уровня – это возможность оценить состояние дел в отрасли, реально просчитать перспективу, ознакомиться с новыми технологиями и достижениями российских и зарубежных производителей электронных компонентов».

**Председатель Федерального фонда
развития электронной техники РФ
А.И. Сухопаров**

хии, Франции, США, Великобритании, Китая и других стран мира.

С каждым годом выставка растет и по занимаемой площади, и по количеству компаний-участников. В этом году выставка «ЭкспоЭлектроника» открыла много новых имен.

По сравнению с прошлым годом, количество участников выросло на 30%. Общий список компаний – участников выставки размещен на официальном сайте выставки: www.expolectronica.ru.

На вечернем приеме компании – участники выставки были отмечены памятными дипломами:

- за блестящий дебют: компании «ЭФО», Gembird Electronics Ltd;
- за архитектуру стенда: компании «Марс Компонентс» (в номинации «функциональность и эстетика»), EUROSTAR.RU (в номинации «использование составляющих фирменного стиля в дизайне стенда»),

«МТ-систем» (в номинации «оригинальное использование своей продукции в дизайне стенда»);

– за активное участие в деловой программе выставки отмечены компании: «Петроинтрайд», «Химснаб»;

– за активное участие в выставке: компании «Акцент», «Платан Компонентс», «Абрис», «Авитон».

– Успех выставки подчеркивает также, что 95% компаний-участников подтвердили свое участие в выставке 2005 года еще во время «ЭкспоЭлектроники 2004».

Выставка и деловая программа выполнили весьма важную миссию – познакомить десятки тысяч возможных потребителей с новыми технологиями и достижениями российских и зарубежных производителей электронных компонентов и технологического оборудования, обеспечить деловую кооперацию специалистов.

В 2005 году выставки «ЭкспоЭлектроника» и «ЭлектронТехЭкспо» пройдут 5–8 апреля в Москве, СК «Олимпийский».