

Ep. 6.1
638

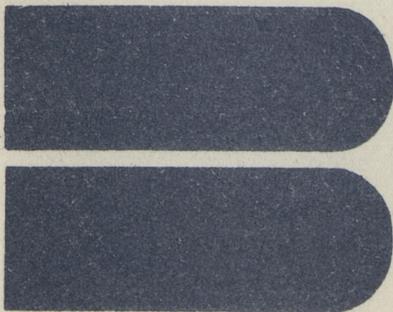
ISSN 0136-3549
0320-3441

TALLINNA
POLÜTEHNILISE INSTITUUDI
TOIMETISED
638

ТРУДЫ ТАЛЛИНСКОГО
ПОЛИТЕХНИЧЕСКОГО
ИНСТИТУТА

ТПИ
'87

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ
И ХРАНЕНИЯ
РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ



УДК 621

●

МЕТОДЫ
ЦИФРОВОЙ
ОБРАБОТКИ
И
ХРАНЕНИЯ
РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ
СИГНАЛОВ

Радиотехника X1У

Таллин 1987

197
87

ТАЛЛИНСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ

ТАЛЛИНСКОГО ПОЛИТЕХНИЧЕСКОГО ИНСТИТУТА

УДК 621

МЕТОДЫ
ЦИФРОВОЙ
ОБРАБОТКИ
И
ХРАНЕНИЯ

ТАЛЛИНСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ

Труды ТПИ № 638

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ И ХРАНЕНИЯ
РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Радиотехника XIX

На русском языке

Ответственный редактор Х. Хинрикус

Технический редактор Е. Зорина

Сборник утвержден коллегией Трудов ТПИ 17.04.1987 г.

Подписано к печати 30.10.1987 г.

МВ-08457

Формат 80x90/16

Печ. л. 6,75+0,5 приложение

Уч.-изд. л. 5,8

Тираж 400

Заказ № 503

Цена 1 руб. 10 коп.

Таллинский политехнический институт

200106 Таллин, Эхитаяте теэ, 5

Ротапринт ТПИ

200006 Таллин, ул. Коскла, 2/9



Ю.П. Рятсеп, Я.А. Ратасепп

КЛАССИФИКАЦИЯ СИГНАЛОВ В РЕАЛЬНОМ МАСШТАБЕ
ВРЕМЕНИ

В процессе решения задач цифровой обработки сигналов и сообщения их в реальном масштабе времени во многих случаях требуется предварительная классификация сигналов. Это позволяет группировать сигналы по определенным признакам для последовательной обработки. В общем случае количество признаков $\{W\}$ и классов $\{C\}$ не определено, поэтому методы классификации сигналов должны быть адаптивными. Это значит, что в процессе классификации определяются и уточняются признаки и сами классы. Количественную оценку признаков можно провести прямо по реализации сигнала, по его преобразованию (автокорреляционная функция $R(\tau)$, спектр и т.д.) или по тому и другому. Признаками могут быть, например, среднее значение сигнала, дисперсия $R(0)$, т.е. среднее значение квадрата сигнала, фиксированные значения $R(\tau_i)$, спектра или плотности распределения вероятности и т.д.

Для получения классов сигналов необходимо разделить признаки по аспектам исследования на основании конкретных целей [1]. Каждый сигнал представлен в виде совокупности признаков

$$V_i = \{W_1, W_2, \dots, W_N\},$$

где i - порядковый номер сигнала.

В основе метода классификации лежит декомпонирование N -мерного пространства признаков на N -мерные подпространства $C(V)$. Эти N -мерные подпространства рассматриваются классами сигналов $C(V)$ и представляют собой определенные комбинации значений признаков W .

Каждый класс определяет сходную по номинальным значениям совокупность сигналов в подпространстве и отражает положение сигнала в пространстве признаков. Декомпонирование осуществляется на основе разбивки значений каждого признака сигнала W_n на интервалы. Код подпространства в виде вектора $\langle V_i \rangle = \langle K_1, \dots, K_n, \dots, K_N \rangle$ служит идентификатором класса, и его элементы K_n представляют порядковые номера интервалов значений признака порядка n .

Максимально возможное количество подпространств $\max J$ в аспекте классификации зависит от количества интервалов значений каждого признака в формуле [2]:

$$\max J = \prod_{n=1}^N K_n. \quad (I)$$

Нахождение классов заключается в обнаружении конкретных сигналов в каждом подпространстве. Для реальных сигналов подпространство признаков может оказаться негомогенным, что повлечет за собой существование пустых подпространств.

Непустые подпространства являются классами $C_j(V)$, где $j \in [1, J]$ – порядковый номер класса, J – количество классов, $J \leq \max J$.

Сигналы, идентичные по идентификаторам, составляют совокупность в классе $C_j(V)$:

$$\{ \langle V_1 \rangle \equiv \langle V_2 \rangle \equiv \dots \equiv \langle V_u \rangle \equiv \dots \equiv \langle V_U \rangle \} \in C_j(V), \quad (2)$$

где $u \in [1, U]$ – порядковый номер сигнала в классе j ;

$\langle V_u \rangle$ – идентификатор u -го сигнала;

U – количество сигналов в классе j .

Таким образом выделяется количественное распределение сигналов в классы по времени.

В качестве примера рассмотрим классификацию сигнала по двум признакам W_1 и W_2 . Разобьем W_1 на 5 интервалов и W_2 на 3 интервала. Тогда идентификатор i -го сигнала может иметь значения от $\langle V_i \rangle = \langle 1, 1 \rangle$ до $\langle V_i \rangle = \langle 5, 3 \rangle$. Максимальное количество классов $\max J = 15$.

На рисунке приведено показательное количественное распределение 100 сигналов в классы. В класс с идентификатором $\langle 4, 2 \rangle$ входит 37 % всех сигналов. Это значит, что для этих

сигналов признак W_1 лежит в пределах $W_1 = (0,6 \dots 0,8]$ и признак $W_2 = (0,33 \dots 0,66]$.

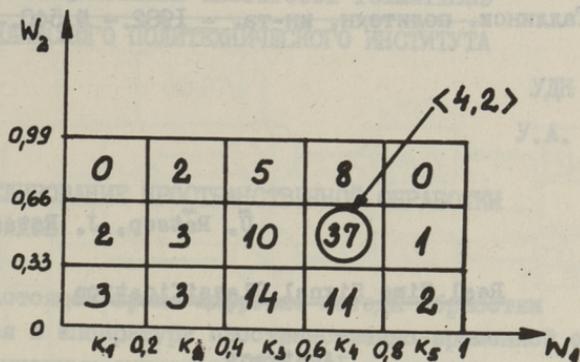


Рис. Количественное распределение сигналов по классам в двумерном пространстве признаков.

Если не имеется априорной информации, то количество и распределение интервалов значений признаков в начале процесса классификации случайных сигналов задается произвольно. Адаптивность метода заключается в возможности сокращения количества интервалов некоторых признаков и объединения близких классов. На рисунке можно соединить интервалы K_3 и K_4 признака W_1 , так как для 85 % сигналов значения признака W_1 лежат в пределах $(0,4 \dots 0,8]$.

При непрерывном потоке сигнала предварительная классификация должна состояться в реальном масштабе времени. Это значит, что время определения значений признаков и идентификатора каждой реализации сигнала должно быть соизмеримо со временем реализации или преобразования сигнала. Аппаратурная реализация таких задач гибко решается с применением параллельных вычислений, например, на систематических матрицах.

Л и т е р а т у р а

1. Бударин В.Н., Рятсеп Ю.П., Тээвет Дж.-Т.Э. Определение структуры статистических закономерностей методом кластеризации наблюдений // Электронная техника. Сер. 9, вып. 1(38). - 1981. - С. 45-49.

2. Рятсеп Ю.П., Тээвет Дж.-Т.Э. Метод исследования технологического процесса производства интегральных микросхем, основанный на анализе кластеров состояний // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1982. - № 540. - С. 39-43.

Ü. Rätsep, J. Ratassepp

Real Time Signal Classification

Abstract

A method for real time signal classification based on the signal characteristics value decomposition and signal identifier form is presented.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

В настоящее время цифровые методы обработки сигналов внедряются в аппаратуру пространственно-временной обработки гидролокационных сигналов [1]. Получаемые характеристики обработки зависят от точности представления и обработки сигналов. Вопросы дискретизации и квантования на уровне отдельных узлов аппаратуры трудно поддаются аналитическому анализу, поэтому часто используются в моделировании системы. В данной статье рассматриваются схема и вопросы моделирования пространственной обработки гидролокационных сигналов, подходящие также для адаптивной обработки.

Рассмотрим пространственную обработку сигналов по схеме, представленной на рис. 1. Не учитывая амплитуду сигнала, прямоугольный ЛЧМ импульс после детектирования можно записать в виде

$$\dot{s}(t, i) = \exp [j(\omega_0 \tau_i + \omega_0 \delta (t - \tau_i) - b(1 - \delta)^2 (t - \tau_i)^2)], \quad (1)$$

где ω_0 - центральная частота импульса;
 τ - задержка прибывания волнового фронта к датчику i ;
 δ - доплеровский параметр;
 b - параметр девиации.

Для управления лучом последетекторный сигнал умножается на комплексный множитель $W(i, \alpha) = \exp(j B_i(\alpha))$ и обрабатывается сумма

$$A(\alpha, t) = \sum_{i=0}^{N-1} \exp [j(\omega_0 \tau_i + \omega_0 \delta (t - \tau_i) - b(1 - \delta)^2 (t - \tau_i)^2 + B_i(\alpha))], \quad (2)$$

где α - желаемый угол отклонения луча;
 N - число элементов решетки.

Отметим, что в каждом приемном канале присутствует комплексный коэффициент $W(i, \alpha)$, который учитывает изменение фазы сигнала вдоль решетки и не зависит от времени.

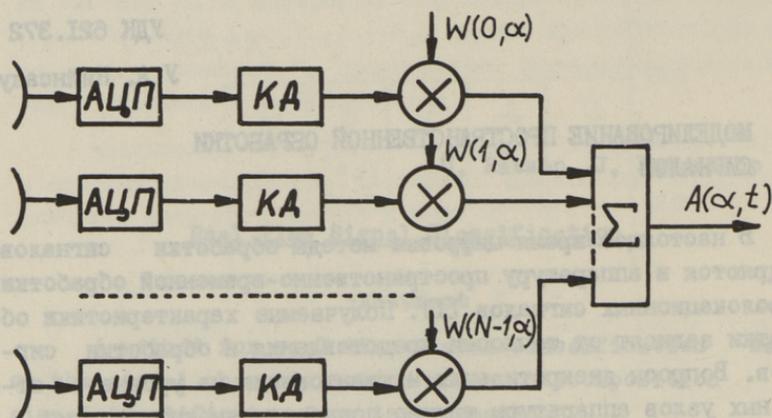


Рис. 1. Пространственная обработка сигналов:

АЦП - аналого-цифровой преобразователь; КА - квадратурный детектор; X - умножитель; Σ - сумматор.

В узкополосных системах обработки формулу (2) можно представить в виде

$$A(\alpha) = \sum_{i=0}^{N-1} \exp[j(\omega_0 \tau_i + B_i(\alpha))], \quad (3)$$

если $\delta = 0$.

При плоской антенной решетке для пространственной обработки образуется сумма, которая зависит от двух пространственных координат α и β :

$$A(\alpha, \beta) = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{N-1} \exp[j(\omega_0 \tau_i + B_i(\alpha) + \omega_0 \tau_k + B_k(\beta))], \quad (4)$$

где $N \times M$ - размер решетки.

Если элементы решетки располагаются на плоскости линейно, то можно уменьшить число умножителей и сформировать сумму (4) по строкам и таблицам последовательно во времени (рис. 2). Однако использование адаптивных методов обработки требует наличия умножителя у каждого приемного

элемента. Поэтому в стадии разработки и изучения свойств различных алгоритмов целесообразно моделировать обработку по общей формуле (2).

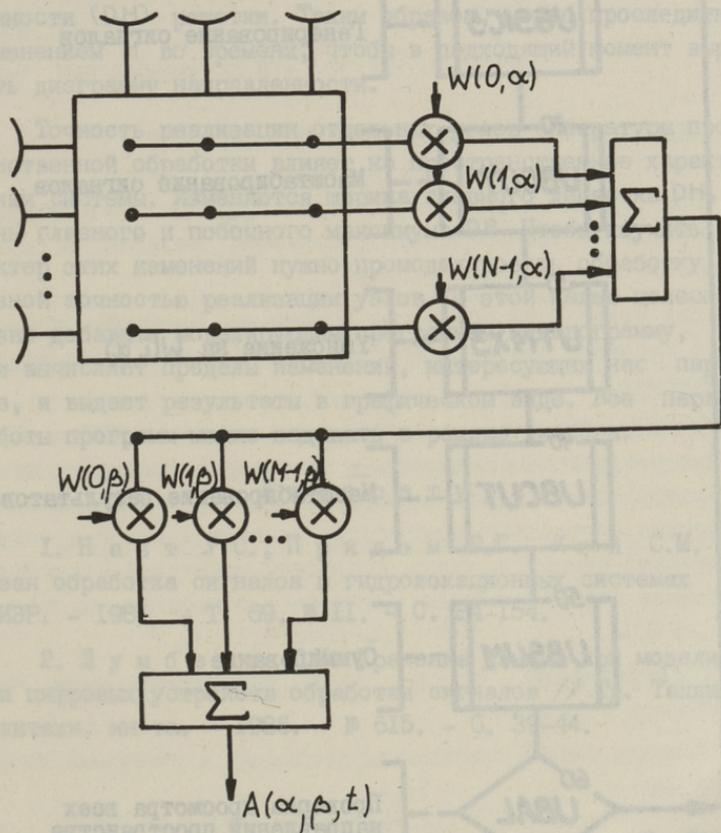


Рис. 2. Пространственная обработка сигналов линейной плоской решетки (не показаны АЦП и КД).

Общая блок-схема моделирующих программ представлена на рис. 3. Программы построены соответственно принципам, изложенным в источнике [2]. Надо отметить, что исследуемый сигнал представляется с помощью целых чисел и обработка реализуется в виде действий над целыми числами. Для установления нужного числа разрядов обработки используется подпрограмма UBCUT.

При моделировании адаптивной обработки необходимо организовать передачу новых весовых коэффициентов в программу

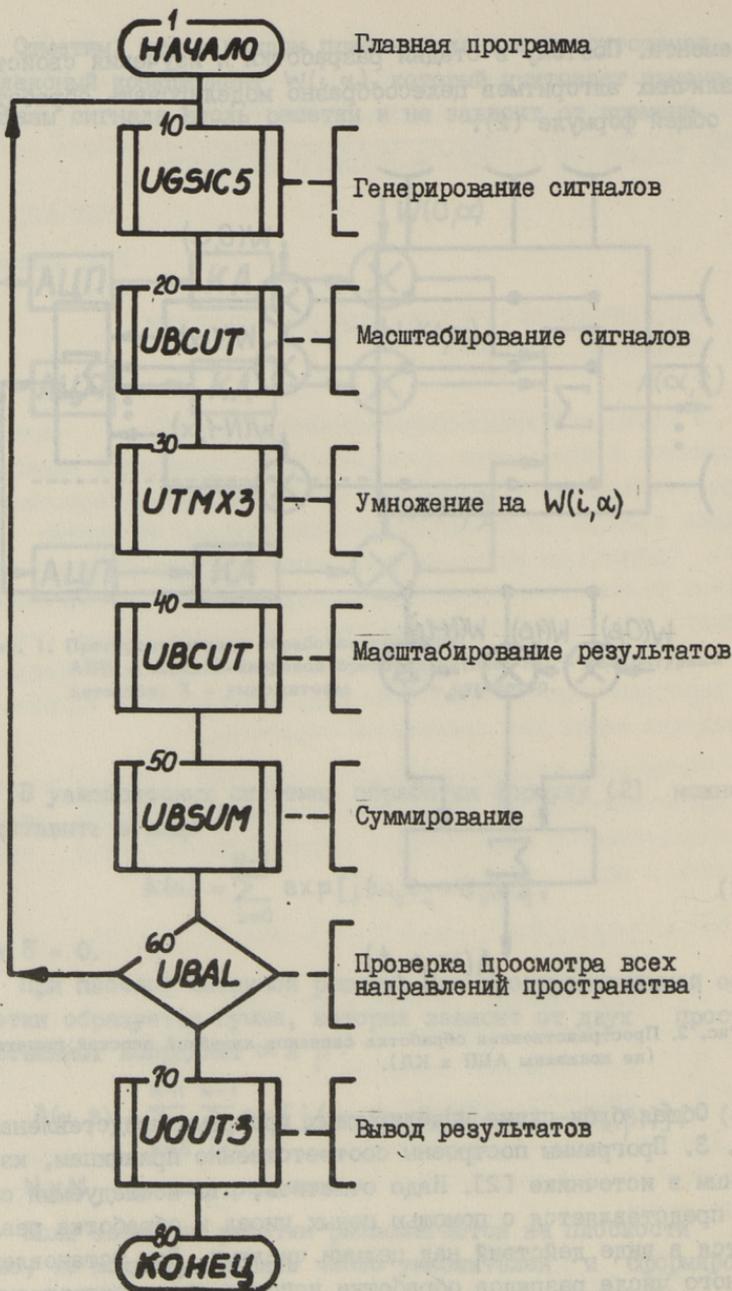


Рис. 3. Структурная схема моделирующих программ.

УТМХЗ. Новые коэффициенты могут вычисляться через каждый интервал дискретизации Δt или через больший промежуток времени $T = L \cdot \Delta t$ и характеризовать новую диаграмму направленности (ДН) решетки. Таким образом, можно проследить за изменением Н во времени, чтобы в подходящий момент вырисовать диаграмму направленности.

Точность реализации отдельных узлов аппаратуры пространственной обработки влияет на пространственные характеристики системы. Изменяются ширина главного лепестка ДН, уровень главного и побочного максимума ДН. Чтобы изучить характер этих изменений нужно промоделировать обработку с разной точностью реализации узлов. С этой целью целесообразно добавить моделирующим программам подпрограмму, которая вычисляет пределы изменений, интересующих нас параметров, и выдает результаты в графическом виде. Все параметры работы программ можно задавать в режиме диалога.

Л и т е р а т у р а

1. Найт У.С., Придэм Р.Г., Кэй С.М. Цифровая обработка сигналов в гидролокационных системах // ТИИЭР. - 1981. - Т. 69, № II. - С. 84-154.

2. Лумберг Т.И. Хранение данных при моделировании цифровых устройств обработки сигналов // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1986. - № 615. - С. 39-44.

U. Niinsalu

Modelling of Spatial Signal Processing

Abstract

The algorithm for processing spatial signals is described and a structure of modelling programs is proposed. Modelling has been done on the basis of signals got after the quadrature detection of spatial signals. If adaptive signal processing technique is to be used, appropriate processing subprograms must be added.

СПЕКТРЫ УОЛША РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

При обработке радиотехнических сигналов значительное место занимают ортогональные разложения последних в различной системе базисных функций.

Для реализации обработки в реальном масштабе времени особое значение имеет базис кусочно-постоянных ортогональных функций [1].

В 1985-1986 годах на кафедре радиотехники ТПИ авторами были разработаны алгоритмы и составлены программы быстрых преобразований в базисах функции Уолша и Хаара и анализирована спектральная обработка различных классов радиотехнических сигналов. Здесь приведены некоторые заключения об анализе спектров Уолша сигналов с относительной полосой $\Delta f/f_0 \leq 0,2$.

Рассматривались спектры Уолша, упорядоченные по Уолшу, Адамару и Пэли [1].

Сигналы типа А (умножения огибающей и высокочастотного заполнения):

$$x_A(t) = U_0(t) \sin(\omega_0 t + \varphi). \quad (I)$$

Из класса А исследовались спектры Уолша следующих сигналов:

$$x_A(k) = U_m \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \varphi\right), \quad T_0 = \frac{2\pi}{\omega},$$

$$k \in [0, 127].$$

$$x_A(k) = U_m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(k - \frac{N}{2})^2}{2\sigma^2}} \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \varphi\right),$$

$$\sigma \in [3 \dots 30].$$

$$x_A(k) = U_m \frac{1}{(1+t^2)^{g/2}} \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \varphi\right),$$

$$g \in [2 \dots 32],$$

$$t = -0,5 + \frac{k}{N-1}.$$

$$x_A(t) = U_m \sin^2 t \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \varphi\right),$$

$$t = \frac{n\pi}{N-1}.$$

$$x_A(t) = U_m n^2 e^{-gn} \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot n + \varphi\right),$$

$$g \in [0,01 \dots 0,1].$$

Спектры Уолша сигналов класса А отличаются, но признаки отличия нечетные. Спектры Уолша данных сигналов многоэкстремальны, при $\varphi=0$ и $\varphi=\pi/2$ малые и большие компоненты, упорядоченные по Уолшу, чередуются. Спектры Уолша любого упорядочения слабо зависят от типа огибающей сигналов класса А. Лепестковая структура не наблюдается. Переупорядочение спектров значительного эффекта не дает.

Сигналы типа В (умножение огибающей и высокочастотного заполнения с линейной частотной модуляцией):

$$x_B(t) = U_0(t) \sin\left[\left(\omega_0 t + \frac{\alpha t^2}{2}\right) + \varphi\right]. \quad (2)$$

Из класса В анализировались спектры Уолша следующих сигналов:

$$x_B(k) = U_m \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \frac{\alpha \Delta t^2}{2} k^2 + \varphi\right),$$

$$\frac{\alpha \Delta t^2}{2} \in [0,001 \dots 0,01], \quad T = \frac{2\pi}{\omega_0}.$$

$$x_B(k) = U_m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(k - \frac{N}{2})^2}{2\sigma^2}} \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \frac{\alpha \Delta t^2}{2} k^2 + \varphi\right)$$

$$\sigma \in [3 \dots 32].$$

$$x_B(k) = U_m \frac{1}{(1+t^2)^{g/2}} \sin\left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \frac{\alpha \Delta t^2}{2} k^2 + \varphi\right),$$

$$g \in [2 \dots 32],$$

$$t = -0,5 + \frac{k}{N-1}.$$

$$x_B(k) = U_m \sin t^2 \sin \left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k \frac{\alpha \Delta t^2}{2} k^2 + \varphi \right),$$

$$t = \frac{n\pi}{N-1}.$$

$$x_B(k) = U_m k^2 e^{-gk} \sin \left(\frac{2\pi}{T_0} \Delta t \cdot k + \frac{\alpha \Delta t^2}{2} k^2 + \varphi \right),$$

$$g \in [0, 0,1 \dots 0,1].$$

Спектры Уолша сигналов класса В мало зависят от формы огибающей сигнала. В общем спектры Уолша с упорядочением по Уолшу многоэкстремальны, большие и малые компоненты чередуются при $\varphi = 0$ и $\varphi = \pi/2$. При переходе φ от 0 до $\pi/2$ малые и большие компоненты меняются местами. Не замечаются отличительные признаки частотной модуляции. Лепестковая структура четко не выражена.

Сигналы класса С (частотно-модулированные функциями Уолша):

$$x_C(t) = U_m \sin \left(\omega_0 t + \Delta \omega \int_0^t \varphi_k(t) dt + \varphi \right), \quad (3)$$

где $\varphi_k(t)$ - функции Уолша с упорядочением по Уолшу,

$$k \in [1 \dots 16]; \quad t \in [0, T].$$

Из класса С анализировались спектры Уолша сигналов, для которых выполнялось требование относительной узкополосности $\Delta f / f_0 \leq 0,2$.

Спектры Уолша сигналов данного класса при объеме $N = 128$ содержат примерно $N/2 = 64$ отличных от нуля компонент при всех $k \in [0 \dots 16]$. Спектры Уолша многоэкстремальны, при упорядочении по Уолшу большие и малые компоненты чередуются. При изменении φ от 0 до $\pi/2$ малые и большие компоненты меняются местами. Параметры сигнала влияют на спектр нечетно. Лепестковая структура слабо выражена. Переупорядочение по Пэли или по Адамару существенного выигрыша не дает.

Сигналы класса D (фазово-модулированные при помощи функции Уолша):

$$x_D(t) = U_m \sin(\omega_0 t + 2\pi \varphi_k(t) + \varphi), \quad (4)$$

$$k \in [1 \dots 16].$$

Спектры сигналов класса D характеризуются сильной концентрацией в окрестности среднего значения, которое зависит от порядка k функции $\varphi_k(t)$, отличных от нуля компонент спектра Уолша порядка $N/4$ или $N/5$. Наилучшая концентрация спектра получается при упорядочении спектра Уолша по Адамару. При упорядочении спектра Уолша по Уолшу малые и большие компоненты спектра чередуются при φ от 0 до $\pi/2$. Наблюдается многолепестковая структура спектров, упорядоченных по Адамару. Число лепестков зависит от номера и функции K .

Сигналы класса E (обладающие точным преобразованием Гильберта) [2]:

$$\begin{aligned} \text{или} \quad x_{E_1}(t) &= U_m \frac{1}{(1+t^2)^{g/2}} \cos(g \arctg t), \\ x_{E_2}(t) &= U_m \frac{1}{(1+t^2)^{g/2}} \sin(g \arctg t), \end{aligned} \quad (5)$$

$g \in [2 \dots 128]$.

Рассматривались и спектры Уолша сигналов:

$$x_E(t) = a x_{E_1}(t) + b x_{E_2}(t), \quad \sqrt{a^2 + b^2} \leq 1. \quad (6)$$

Подбор коэффициентов a и b обеспечивает плавный переход сигнала $x_{E_1}(t)$ в сигнал $x_{E_2}(t)$.

По спектрам Уолша сигналы класса E отличаются чередованием малых и больших компонент при упорядочении спектра Уолша по Уолшу. Спектры эти многоэкстремальны, имеют многолепестковую форму. Расположение межлепестковых нулей неравномерное, экстремумы лепестков уменьшаются с увеличением k . Нулевых компонент спектра Уолша мало, но много значений спектра Уолша порядка 10^{-7} и 10^{-8} (при нормированном сигнале).

Сигнал класса F (дискретный белый шум с автокорреляционной функцией)

$$R[m] = \sigma^2 \delta[m]. \quad (7)$$

Спектр Уолша белого шума хаотический при любом упорядочении последнего. При упорядочении по Уолшу наблюдается увеличение значений спектра и разброса с увеличением порядкового номера K .

Кроме сигнала вышеуказанных классов исследовались изменения их спектров при аддитивном прибавлении шума.

В общем, анализ спектров Уолша различного упорядочения и сигналов различных классов указывает на нестабильность расположения малых, почти нулевых, компонент спектра, в зависимости от начальной фазы φ и уровня шума.

При анализе спектров Уолша смеси сигнала и шума наблюдалось некоторое уменьшение шума примерно на 20 процентов.

Л и т е р а т у р а

1. Х а р т м у т Х. Теория секвентного анализа. - М.: Мир, 1980.

2. С у л л а к а т к о Т.Ю. Модели коротких радиоимпульсов, имеющие точное преобразование Гильберта // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1984. - № 582. - С. 23-32.

U. Madar, T. Trump

The Walsh Spectrums of Bandpass Signals

Abstract

The Walsh spectrum analysis for the five classes of relatively narrow-band waveforms are given. The Walsh spectrums ordered by Walsh, Hadamard and Paley are considered. The signals modulated by phase with Walsh functions have the best converged spectrums ordered by Hadamard cases.

П.Э. Мартверк, А.И. Рая

ОБ ОЦЕНКЕ ЭФФЕКТИВНОГО ЗНАЧЕНИЯ ПЕРИОДИЧЕСКОГО СИГНАЛА

Во многих системах передачи сигналов требуется обнаружение или оценка уровня периодических сигналов на фоне широкополосных шумов, при этом период сигнала не всегда является информативным параметром.

Рассматриваемые здесь конкретные применения представляемой методики могут представить интерес, например, для обнаружения, оценки мощности несущего сигнала на фоне шума в каналах связи для применения огибающего детектора в качестве частотно-нечувствительного, если частота сигнала неизвестна.

При выводе алгоритмов оценки исходят из представления сигнала через операторное уравнение [1]

$$\Psi \{s(t)\} = 0, \quad (1)$$

где режетирующий оператор Ψ описывает гипотическую систему, решением которой является оцениваемый сигнал $s(t)$.

При аддитивном шуме входное воздействие

$$x(t) = s(t) + n(t)$$

приводит к невязке $\varepsilon(t, \omega)$ уравнения

$$\Psi \{x(t)\} = \varepsilon(t, \omega). \quad (2)$$

Оператор Ψ представляется в виде суммы стационарных линейных операторов L_i

$$\Psi = \sum_{i=1}^n b_i(\omega) L_i, \quad (3)$$

где $b_i(\omega)$ — коэффициенты, значение которых в общем случае зависит от частоты сигнала.

Путем минимизации невязки, например, по среднеквадратичному критерию, определяются оценки коэффициентов $b_i(\omega)$.

Для решения задачи оценки энергетических параметров на основе уравнения (I) удобен косвенный метод вывода алгоритмов. При этом согласно источнику [1] вводится вектор

$$\vec{\xi}(t) = \{L_1[x(t)], \dots, L_n[x(t)]\}$$

и квадратичная форма

$$Q_{\vec{\xi}}(t) = \vec{\xi}^T(t) B \vec{\xi}(t),$$

где B - симметричная $n \times n$ матрица из произведений коэффициентов $b_i(\omega) \cdot b_j(\omega)$; $i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, n$.

Квадратичная форма позволяет выразить среднеквадратичную норму невязки

$$\|\varepsilon\| = \frac{1}{T} \int_0^T Q_{\vec{\xi}}(t) dt; \quad T \gg T. \quad (4)$$

Согласно методу наименьших квадратов минимизация нормы сводится к решению системы уравнений относительно $b_i(\omega)$

$$\frac{\partial}{\partial b_i} \frac{1}{T} \int_0^T Q_{\vec{\xi}}(t) dt = 0; \quad i = 1, \dots, n. \quad (5)$$

Предполагая, что имеется хотя один известный и частотно-независимый коэффициент b_1 , оператор режекций представим как

$$\Psi = b_1 L_1 + \sum_{i=2}^n b_i(\omega) L_i. \quad (6)$$

Тогда I уравнение в системе (5) линейно зависимо от других и матрица коэффициентов системы (5)

$$C = \begin{pmatrix} (\xi_1, \xi_1) & (\xi_1, \xi_2) & \dots & (\xi_1, \xi_n) \\ (\xi_2, \xi_1) & (\xi_2, \xi_2) & \dots & (\xi_2, \xi_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ (\xi_n, \xi_1) & (\xi_n, \xi_2) & \dots & (\xi_n, \xi_n) \end{pmatrix} \quad (7)$$

является вырожденной и ее определитель

$$\det C = 0. \quad (8)$$

Теперь из соотношений (7) и (8) получим (без коэффициентов $b_i(\omega)$) соотношение между скалярными произведениями определенных линейных преобразований L_i смеси сигнала и шума.

Условия, позволяющие ввести в соотношение (8) энергетический параметр сигнала, требуют наличия среди b_i хоть одного унитарного оператора L_k . Тогда

$$(\xi_k, \xi_k) = \|\xi_k\|^2 = \|x\|^2. \quad (9)$$

Для определения алгоритмов требуется составить исходные операторные уравнения, решением которых является оцениваемый сигнал. Тогда следует исходить из свойства собственной функции линейной цепи, согласно которой при прохождении сигнала $s(a, t)$ через линейную цепь с передаточной функцией $\mathcal{L}(a)$ сигнал подвергается изменению по обобщенному параметру a .

Это можно представить как линейное преобразование L :

$$L\{s(a, t)\} = \mathcal{L}(a) \cdot s(a, t). \quad (10)$$

Отсюда для собственной функции цепи $\mathcal{L}(a)$ оператор режекций

$$\psi = L - \mathcal{L}(a)I, \quad (11)$$

где I - единичный оператор.

Для определения операторов режекций гармонического сигнала представим сигнал $s(t)$ через собственную функцию линейной цепи в виде

$$s(t) = \operatorname{Re} \dot{s}(t), \quad (12)$$

или

$$s(t) = 0,5 [\dot{s}(t) + \dot{s}^*(t)],$$

где

$$\dot{s}(t) = A \exp(j\omega t) = I s(t) + j \Gamma s(t).$$

При этом операторные уравнения примут вид

$$\begin{aligned} \psi_T s &= L \{ \operatorname{Re} \dot{s}(\omega, t) \} - \operatorname{Re} \{ \mathcal{L}(j\omega) \cdot \dot{s}(\omega, t) \} = \\ &= Ls - \operatorname{Re} \mathcal{L}(j\omega) I s + \operatorname{Im} \mathcal{L}(j\omega) \Gamma s = \\ &= Ls + b_1 I s + b_2 \Gamma s. \end{aligned}$$

Матрица коэффициентов с учетом смеси $x(t)$ сигнала $s(t)$ и шума $n(t)$ выразится так:

$$C = \begin{pmatrix} (Lx, Lx) & (Lx, Ix) & (Lx, \Gamma x) \\ (Lx, Ix) & (Ix, Ix) & (Ix, \Gamma x) \\ (Lx, \Gamma x) & (Ix, \Gamma x) & (\Gamma x, \Gamma x) \end{pmatrix}.$$

Поскольку $\det C = 0$; $(Ix, \Gamma x) = 0$; $(\Gamma x, \Gamma x) = (Ix, Ix) = \hat{A}_{ef}^2$ получим оценку для амплитуды

$$\hat{A}_{ef}^4 = \frac{(Lx, Ix)^2 + (Lx, \Gamma x)^2}{(Lx, Lx)} \cdot (Ix, Ix). \quad (13)$$

Аналогично можно вывести ряд алгоритмов с помощью операторного уравнения

$$\psi_T s = \psi \cdot \psi^* s = [L - \mathcal{L}(j\omega)][L - \mathcal{L}^*(-j\omega)] s =$$

$$\begin{aligned}
 &= L^2 s - 2 \operatorname{Re} \mathfrak{L}(j\omega) Ls + [\mathfrak{L}(j\omega)]^2 I s = \\
 &= L^2 s + b_1 Ls + b_2 I s = 0,
 \end{aligned}$$

где $L^2 s \equiv L(Ls)$;

матрица коэффициентов

$$C = \begin{pmatrix} (L^2 x, L^2 x) & (L^2 x, Lx) & (L^2 x, Ix) \\ (Lx, L^2 x) & (Lx, Lx) & (Lx, Ix) \\ (Ix, L^2 x) & (Ix, Lx) & (Ix, Ix) \end{pmatrix}.$$

Поскольку $\det C = 0$; $(L^2 x, L^2 x) = (Lx, Lx) = (Ix, Ix) = \hat{A}_{ef}^2$; $(L^2 x, Lx) = (Ix, Lx)$ получим оценку для амплитуды [3]

$$\hat{A}_{ef}^4 = \sqrt{(L^2 x, Ix)^2 + 8(Ix, Lx)^2 - (L^2 x, Ix)}.$$

Принимая в качестве оператора L - оператор задержки, получим корреляционные интегралы, в которых при довольно большом значении $\omega_{\max} \tau$, $T \gg T_s$ шум $n(t)$ подавляется.

По той же методике для определения алгоритмов оценки эффективного значения полигармонического сигнала требуется составление однородного операторного уравнения (I), решением которого является полигармонический сигнал

$$s_N(t) = \sum_{k=1}^N A_k \cos(\omega_{sk} t + \varphi_k).$$

Если существуют операторы режекций $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots, \psi_N$ для каждой ортогональной составляющей сигнала, оператор ψ полигармонического сигнала может быть выражен как

$$\psi = \prod_{k=1}^N \psi_k$$

и соответствующее уравнение примет вид:

$$\psi s = \prod_{k=1}^N \psi_k s_k = 0.$$

По приведенной методике после несложных операций можно вывести алгоритм оценки эффективного значения бигармонического сигнала. Оказывается, что для определения (Ix, Ix) требуется решить уравнение 3-й степени и тогда можно доказать, что в данном случае оно решается только через комплексные числа.

Одним из путей для определения алгоритма бигармонического сигнала является использование одного из миноров матрицы коэффициентов для три-гармонического сигнала.

Например, для минора

$$\begin{vmatrix} (1x, Lx) + (1x, L^5x) & (1x, L^2x) + (1x, L^4x) & (1x, L^3x) \\ (1x, 1x) + (1x, L^4x) & (1x, Lx) + (1x, L^3x) & (1x, L^2x) \\ (1x, Lx) + (1x, L^3x) & (1x, 1x) + (1x, L^2x) & (1x, Lx) \end{vmatrix}$$

приравнивая его к нулю для определения $(1, 1)$, требуется решить квадратное уравнение

$$\alpha_2(1x, 1x)^2 + \alpha_1(1x, 1x) + \alpha_0 = 0,$$

где $\alpha_2 = (1x, Lx) + (1x, L^5x)$

$$\alpha_1 = (1x, L^2x) [(1x, Lx) + (1x, L^5x)] - 2(1x, L^2x)(1x, L^3x) - \\ - [(1x, Lx) + (1x, L^3x)] \cdot [(1x, L^2x) + (1x, L^4x)]$$

$$\alpha_0 = 2(1x, L^2x)(1x, Lx) [(1x, L^2x) + (1x, L^4x)] + 2(1x, Lx)(1x, L^3x) [(1x, Lx) + \\ + (1x, L^3x)] - 2(1x, L^2x)^2(1x, L^3x) - 2(1x, Lx)^2 [(1x, Lx) + (1x, L^5x)].$$

Решая его можно заметить, что при некоторых значениях $[(1x, Lx) + (1x, L^5x)]$ получаемый алгоритм теряет стабильность, то есть небольшие изменения $(1x, Lx)$ влекут за собой большие изменения конечного результата. Это значит, что мы имеем дело с так называемыми некорректно поставленными задачами [2].

Во избежание этого применим метод регуляризаций. Предлагается следующий:

1) сравнивается величина $|\alpha_2| \geq \alpha$,

где α — некоторый порог сравнения, который зависит от точности определения

$$(1x, Lx), (1x, L^2x), (1x, L^3x), (1x, L^4x), (1x, L^5x),$$

т.е. от задержки, шумов, точности вычислений, и находится в одном порядке малости с ошибками,

а также вычисляется величина

$$(1x, 1x)_+ = \frac{-\alpha_1 + \sqrt{\alpha_1^2 - 4\alpha_2\alpha_0}}{2\alpha_2}.$$

Если $(1x, 1x)_+ \geq \frac{\alpha_1}{2\alpha_2} > 0$, то $(1x, 1x)_+$ и является решением. В противном случае ответом является величина $(1x, 1x)_-$, отличающаяся от $(1x, 1x)_+$ знаком перед квадратным корнем;

2) пусть $|\alpha_2| < \alpha$, тогда:

а) если $|\alpha_1| \geq \beta$, то за решение принимается

$$(|x, |x) = \left| \frac{a_0}{a_1} \right|;$$

б) если $|a_1| < \beta$, то за решение принимается

$$(|x, |x) = (|x, L^2x),$$

где β — какой-то порог сравнения, который тоже как и α зависит от точности определения $(|x, Lx)$, $(|x, L^2x)$,

$$(|x, L^3x), (|x, L^4x), (|x, L^5x).$$

Параметры α и β выбираются в зависимости от каждого конкретного случая. Приведенный метод удобно реализовать программными средствами.

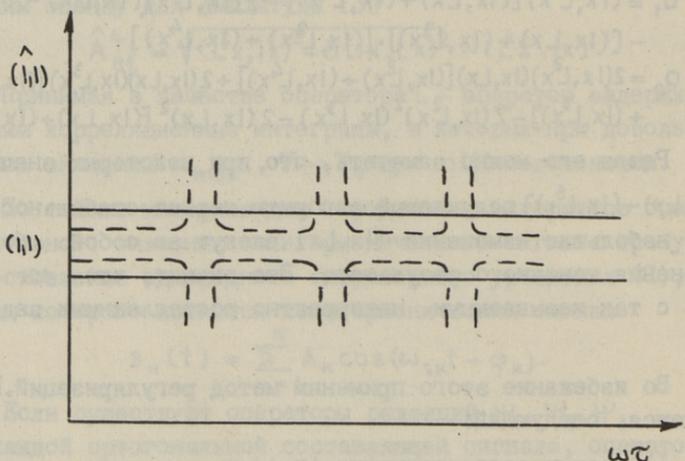


Рис. Зависимость оценки эффективного значения от произведения $\omega\tau$.

На рисунке приведена зависимость оценки от величины $\omega\tau$ при обычном методе (прерывистая линия) и с применением регуляризаций (сплошная линия). Можно заметить неопределенность нерегуляризованной оценки в некоторых диапазонах значений $\omega\tau$, в регуляризованных оценках неопределенность исчезла.

Получена оценка эффективного значения бигармонического сигнала на фоне широкополосного шума при неизвестных частотах гармонических компонентов и их соотношений (за исключением биений).

Оценивая полученные результаты можно сказать, что с увеличением гармонических компонентов алгоритмы резко ус-

ложняются, увеличивается аппаратный компонент ошибки, уменьшается эффективность алгоритмов в отношении подавленных шумов.

Л и т е р а т у р а

1. Кангур О.Э., Мартверк П.Э., Хейнрихсен В.Р. Оценка мощности периодического сигнала произвольного периода на фоне шумов // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1978. - № 452. - С. 3-8.

2. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. - М.: Наука, 1979.

3. А.с. № 555348 (СССР). Структурно-корреляционный вольтметр / О.Э. Кангур, П.Э. Мартверк. - Оpubл. в В.И., 1977, № 15.

4. А.с. № 613254 (СССР). Автокорреляционный вольтметр / О.Э. Кангур, П.Э. Мартверк. - Оpubл. в В.И., 1978, № 24.

P. Martverk, A. Raja

Algorithms for Estimating the Effective Value of Periodical Signals

Abstract

The derivation of algorithms for estimating the effective value of polyharmonic signal and its description is discussed.

Algorithms are determined in case of additional normal white noise. The regularization method is used for eliminating the undetermined situation of estimations.

ОБЗОР МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ИЗМЕНЕНИЙ В СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВАХ СЛУЧАЙНЫХ ПРОЦЕССОВ

Введение

Задача исследования изменений параметров нестационарных случайных процессов с локальной стационарностью возникает во многих случаях, например, при анализе речи, геофизике, обработке сигналов в биомедицине и локации [Л.4].

Первостепенное значение при обработке и особенно при идентификации имеет правильный выбор модели. Хотя многие процессы реального мира описываются нестационарными моделями, часто для их представления с успехом можно применять квазистационарный авторегрессионный (АР) процесс [22]. При таком подходе АР-параметры в определенном временном интервале постоянные, но резко изменяются на границах стационарных сегментов. Для такой модели необходимы методы надежного обнаружения и точного позиционирования границ сегментов, что часто должно быть сделано в реальном времени. При этом существенные свойства измеренных сигналов должны быть полностью учтены, а методы оценки параметров адаптирующейся модели — быть максимально простыми.

В нижеприведенном коротком обзоре классифицированы известные методы решения этой задачи.

I. Авторегрессионная модель сигнала

При этом методе наблюдаемый сигнал x_t описывается авторегрессионной моделью порядка G , которая определяется следующим разностным уравнением:

$$x_t = \sum_{k=1}^G a_k x_{t-k} + e_t.$$

Для обратного фильтра (фильтра ошибки линейного предсказания) выходной сигнал является ошибкой предсказания

$$e_t = x_t - \hat{x}_t,$$

где \hat{x}_t - предсказанное значение сигнала, рассчитанное как взвешенная сумма предыдущих значений

$$\hat{x}_t = \sum_{k=1}^G a_k x_{t-k}.$$

Минимизация мощности ошибки предсказания позволяет найти оценки коэффициентов фильтра $a_1 \dots a_G$ из условия

$$\frac{\partial E(e_t^2)}{\partial a_k} = 0, \quad k = 1 \dots G.$$

Получаемый по этому методу фильтр является линейным цифровым трансверсальным фильтром порядка G , имеющим передаточную функцию

$$H(z) = \frac{E(z)}{X(z)} = 1 - \sum_{k=1}^G a_k z^{-k}.$$

Существует ряд линейных и нелинейных методов для идентификации коэффициентов фильтра [22, 26] и оптимизации порядка [25]. Наряду с известной прямой структурой хорошо известна также решетчатая структура этого фильтра [5, 29].

2. Классификация методов сегментации

Усиление интереса к обработке нестационарных сигналов привело к тому, что в настоящее время для специального применения разработано ряд алгоритмов сегментации с приемлемыми свойствами [5, 6]. Сравнение алгоритмов достаточно трудно из-за разных требований к ним (например, работа в реальном времени, предварительная сегментация, итеративный или неитеративный расчет). В литературе [7] сравниваются три метода: адаптивная сегментация, последовательная обработка и алгоритм с двумя окнами.

В зависимости от назначения целью адаптивной сегментации может быть:

1) обнаружение события в реальном времени (быстрое установление изменений статистических характеристик сигнала);

2) выделение характеристик сигнала, в данном случае AP-параметров модели (например, для диагностики [8]);

3) сжатие данных путем кодирования сегментов сигнала его AP-параметрами для уменьшения избыточности или исключения несущественной информации.

Хороший алгоритм должен иметь ряд различных и часто противоречивых свойств [5]:

- большую вероятность обнаружения скачка события и малый риск ложной тревоги;
- высокую точность оценки момента скачка;
- точную локализацию границ сегментов после обнаружения скачка, т.е. минимальное смещение и дисперсию оценок границ сегмента;
- минимальное время между скачком и его обнаружением (важно при работе в реальном времени);
- малое время расчетов;
- минимальный требуемый объем памяти;
- применимость для рекурсивных расчетов.

Во всех случаях выбранный метод должен обеспечить получение максимально возможной информации от сигнала. В таблице классифицированы основные методы. Их можно разделить на две основные группы:

1) непараметрические методы, использующие расчет вероятностных характеристик (например, кратковременных спектральных плотностей или автокорреляционных функций) и их непрерывное наблюдение путем расчета градиента или сравнения оценок с опорными значениями;

2) параметрические методы, использующие оценки параметров AP-модели; изменения обнаруживаются по наблюдению за кратковременными оценками параметров или ошибкой предсказания.

При AP-моделировании находят применение три метода:

- применение тестовой модели со скользящим окном данных для непрерывного и быстрого слежения за сигналом;
- определение постоянной (или меняющейся) опорной модели с медленной адаптацией;
- одновременное применение двух AP-моделей (тестовой и опорной).

Классификация методов обнаружения

Метод	Принцип	Преимущества-недостатки	Применение
I	2	3	4
A. <u>Непараметрические</u>	Проверка кратковременного спектра мощности:	- высокая стоимость аппаратуры	
I. <u>Спектральный анализ [9]</u>	а) П производная выходного сигнала комп-лекта фильтров б) мощность в выбранном частотном интервале	- большой объем вычислений	- обработка речевых сигналов
2. <u>Корреляционный анализ [8, 10, 11]</u>	Проверка кратковременной автокорреляционной функции	- простая реализация - малый объем вычислений	- обработка сейсмических сигналов - обработка ЭЭГ-сигналов
<u>Примечание:</u> методы не используют оптимальным образом статистические свойства и структуру сигнала.			
B. <u>Параметрические</u>	Проверка значений:		
I. <u>Тестовая AP-модель</u>	а) AP-коэффициентов [12], найденных методом наименьших квадратов	- проверяемый параметр имеет высокую дисперсию, надежность мала	- обработка сейсмических сигналов
	б) коэффициентов частичной корреляции [13, 20]	- изменение мощности не проверяется	- обработка сейсмических сигналов

1	2	3	4
	(PARCOR-коэффициенты)	- дисперсия меньше и надежность выше, чем в 1, а	- общий для гауссовых процессов
в)	порядка модели по минимальному выбранному критерию [6, 26]	- большая погрешность при колебаниях порядка	- общий для гауссовых процессов
		- не применима, если изменится только мощность	
2. Опорная AP-модель	Проверка значений:		
а)	мощности ошибок предсказания	применима в случае, если изменение параметров влияет на погрешность предсказания	- общий для гауссовых процессов - обработка ЭЭГ-сигналов
-	с постоянными значениями оценок AP-параметров [15]		
-	с адаптивным фильтром предсказания [5, 12]	- медленные изменения параметров не влияют	- обнаружение событий в сейсмических сигналах
-	двумерным фильтром предсказания [14]		- обработка изображений
б)	декорреляции ошибок предсказания (мера спектральной ошибки [16])		- обработка ЭЭГ-сигналов - обработка речевых сигналов
в)	квантованного с точностью 1 бит погрешности предсказания (метод пересечения уровней [17])	- простота метода	- обработка телеметрических сигналов
		- применим при малой частоте событий	

Примечание: проверка погрешности предсказания применяется также при непараметрических методах и параметрических методах с тестовой AP-моделью.

I	2	3	4
3. Тестовая и опорная АР-модель	Сравнение спектров мощности двух АР-моделей:		
	а) постоянное окно опорной и скользящее окно тестовой модели		- обработка речевых сигналов
	- измерение кепстральной дистанции [19] с адаптивной опорной моделью		- общий для АР-процессов
	- измерение спектральной дистанции (информация Итокара - Сайто [20])	- простота расчета	
	- кумулятивный метод с адаптивной опорной моделью [21]		- общий для гауссовых АР-процессов
	б) возрастающее окно опорной и скользящее окно тестовой модели	- полное применение всех значений сигнала	- для квазистационарных гауссовых процессов
	- тест обобщенного отношения правдоподобия [27]	- малая дисперсия оценок	
	- адаптивный решетчатый алгоритм [6]	- обработка в реальном времени	- для анализа ЭЭГ-сигналов
	- рекурсивная оценка параметров [31]	- оптимальное расположение границ сегмента	
		- высокая расчетная сложность	

I	2	3	4
	в) непрерывное АР-моделирование сигнала с постоянным окном опорной модели и скользящим окном тестовой модели, измерение величины дивергенций по Кульбаку [20]	- постоянная чувствительность обнаружения - невысокая вероятность обнаружения	
3	Уб-счетчик	принцип при малой частоте событий	- обработка результатов наблюдений

Во многих случаях параметрические модели дают лучшие алгоритмы [6]. Их преимущества следующие:

- само наличие параметрической модели сегмента;
- малое количество параметров, необходимых для моделирования сигналов со сложным спектром и проверки изменений свойств сигнала;
- лучшее обнаружение событий.

Большое количество публикаций (см. табл.) посвящено применению алгоритмов для обработки речевых сигналов и в биомедицине. Решение проблем в области гидроакустики как пример дальнейшего применения рассмотрено в статье сборника [28].

3. Заключение

В недавнем прошлом успешно были применены квазистационарные модели АР-процессов для исследования нестационарных сигналов в геофизике, при обработке речевых сигналов и в других областях. В опубликованных материалах предложено много различных методов определения границ стационарных сегментов сигнала.

В данной статье описаны и коротко классифицированы известные методы (принцип, достоинства - недостатки, применения), показано, что применяются как параметрические, так и непараметрические критерии.

Л и т е р а т у р а

1. B o d e n s t e i n G., P r a e t o r i u s H.M. Feature extraction from the electroencephalogram by adaptive segmentation // Proc. IEEE. - May 1977. - Vol. 65, N 5. - P. 642-652.

2. A p p e l U., B r a n d t A.V. Adaptive sequential segmentation of piecewise stationary time series // Information Sciences. - 1983. - Vol. 29. - P. 27-56.

3. W i l l s k y A.S. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems // Automatica. - 1976. - Vol. 12. - P. 601-611.

4. Segen J., Sanderson A.C. Detecting changes in a time series // IEEE Trans. Inform. Theory. - 1980. - IT-26(2). - P. 249-255.
5. Johansson A., Ahlbom G., Zetterberg L.H. Event detection using adaptive lattice filter // Telecommunication Theory. Electrical Engineering. - Royal Institute of Technology, Nov. 1984.
6. Brandt A.v. Modellierung von Signalen mit sprunghaft veränderlichem Leistungsspektrum durch adaptive Segmentierung // Dissertation, Hochschule der Bundeswehr. - München: Inst. für Mathematik und Datenverarbeitung, 1984.
7. Appel U., Brandt A.v. A comparative study of three sequential time series segmentation algorithms // Signal Processing. - 1984. - 6. - P. 45-60. (North Holland)
8. Barlow J.S., Creutzfeld O.D., Michael D. u.a. Automatic adaptive segmentation of clinical EEGs // Electroenceph. Clin. Neurophysiol. - 1981. - 51.- P. 512-525.
9. Fitch H.L. Relative timing measures of acoustic segment aid automatic word recognition // Proc. Inst. Conf. on ASSP. - Paris, 1982.
10. Michael D., Houchin J. Automatic EEG analysis: a segmentation procedure based on the autocorrelation function // Electroenceph. Clin. Neurophysiol. - 1979. - 46.- P. 232-235.
11. Bodenstein G., Schneider W. Pattern recognition of clinical electroencephalograms // Proc. Inst. Conf. on Digital Signal Processing, Florenz, 1981. - P. 206-211.
12. Van Eck T., Ahlbom L.G. Automatic event detection applied to single channel seismic records // Proc. Inst. Conf. on ASSP. - Paris, 1982. - Vol. 2. - P. 1894-1897.
13. Ahlbom L.G., Forsen A., Zetterberg L.H. Signal processing for event detection // Proc. Inst. Conf. on ASSP. - Paris, 1982. - Vol. 3. - P. 1890-1893.

14. Quateri T.F. Object detection by two-dimensional linear prediction // Proc. Inst. Conf. on ASSP. - Boston, 1983. - Vol. 1. - P. 108-111.

15. Segen J., Sanderson A.C. Detection change in a time series // IEEE Trans. Inform. Theory. - 1980. - IT-26(2). - P. 249-255.

16. Bodenstein G., Praetorius H.M. Feature extraction from the electroencephalogram by adaptive segmentation // Proc. IEEE. - 1977.- Vol. 65(S).- P. 642-652.

17. Castanie F., Soule P. An improvement of non-stationary detection by level-crossing analysis of linear prediction error // Proc. Inst. Conf. on ASSP. - Boston, 1983. - Vol. 1. - P. 251-253.

18. Itakura F. Minimum prediction residual principle applied to speech recognition // IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing. - 1975. - ASSP-23(1). - P. 67-72.

19. Gray A.H., Matkel J.D. Distance measures for speech processing // IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing. - 1976. - ASSP-24. - P. 380-391.

20. Gray R.M., Buzo A. u.a. Distortion measures for speech processing // IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing. - 1980. - ASSP-28(4). - P. 367-376.

21. Basseville N., Benveniste A. Sequential detection of abrupt changes in spectral characteristics of digital signals // IEEE Trans. Inform. Theory. - Sept. 1983.

22. Box G.E.P., Jenkins G.M. Time series analysis: forecasting and control. - Holden-Day, San Francisco, 1976.

23. Bernard W., Hiller B. Spektralanalyse als Identifikationsproblem // Regelungstechnik. - 1982. - Heft 11/12. - S. 393-397, 422-427.

24. Timm W., Völske J. Prediktive Spektrumberechnung // Nachrichtentechnik/Elektronik. - Berlin. - 34 (1984). - 11. - S. 424-427.

25. Akaike H. A new look at the statistical model identification // IEEE Trans. Autom. Control. - 1974. - AC-19. - S. 716-723.

26. Haykin S. (ed.). Nonlinear methods of spectral analysis // Topics in Applied Physics. - Vol. 34. - Berlin-Heidelberg, New York-Tokyo: Springer-Verlag, 1983.

27. Srinath M.D., Rajasekaran P.K. An introduction to statistical signal processing with applications. - New York: John Wiley and Sons, 1979.

28. Мюллер Э. Применение алгоритмов сегментации временных рядов при гидроакустических исследованиях морского дна (см. наст. сб. с. 35).

29. Friedländer B. Lattice filters for adaptive processing // Proc. IEEE. - 70, 1982. - N 8. - P. 829-867.

30. Makhoul J. Stable and efficient lattice methods for linear prediction // IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Proc. - 1977. - ASSP-25(5). - P. 423-428.

31. Markel J.D., Gray A.H. Linear prediction of speech. - New York: Springer-Verlag, 1976.

E. Müller

Eine Übersicht von Detektionsmethoden der
Veränderung statistischer Eigenschaften
der Zufallsprozesse

Zusammenfassung

In der Vergangenheit hat die Analyse von nichtstationären Zufallsprozessen, die sich in stationäre Segmente mit unterschiedlichen statistischen Eigenschaften und unterschiedlicher Länge zerlegen lassen, stark an Bedeutung gewonnen. In einer Übersicht werden die vielfältigen Segmentgrendendetektionsmethoden klassifiziert, wobei die parametrischen und nichtparametrischen Methoden die Hauptklassen bilden.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ
ПРИ ГИДРОАКУСТИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ МОРСКОГО ДНА

I. Введение

Определение границ разных слоев морского дна и седиментов слоя является основной задачей при гидроакустической локализации седиментов. Принимаемые гидролокационные сигналы содержат соответствующую информацию. Статистические параметры сигнала изменяются в зависимости от условий локализации, поэтому параметры сигнала могут быть рассмотрены как нестационарные временные ряды с квазистационарными сегментами. Определение границ сегментов важно для автоматической идентификации морского дна с борта движущегося судна.

В данной статье приведены результаты исследования, полученные с помощью АР-модели с изменяющимися во времени коэффициентами. Основой расчета АР-параметров является шумовой градиентный алгоритм [1], который может быть использован для определения седиментов. Для обнаружения границ сегментов использовалось непрерывное наблюдение за энергией ошибок предсказания.

2. Проблема идентификации поверхностей морского дна

Передачик излучает сигнал $x(t) = X \cdot \cos \omega_0 t$, $0 \leq t \leq \tau_0$, после отражения от дна и частичного рассеивания принимается сигнал, содержащий информацию о характеристиках дна. Упрощенный принцип эхо-зондирования показан на рис. I, а совокупность принятых сигналов после предварительной об-

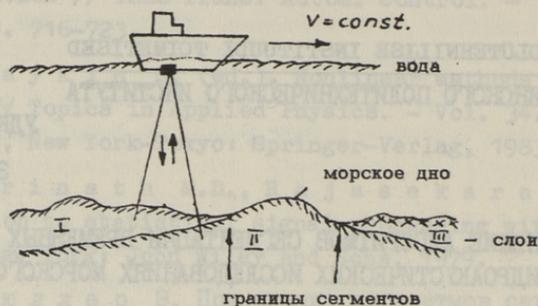


Рис. 1. Принцип эхо-зондирования.

работки (усиление, демодуляция) на рис. 2, а. После дискретизации получим временной ряд амплитудных значений (рис. 2, б).



Рис. 2. Совокупность сигналов:

а - отраженные эхо-сигналы;

б - временной ряд, полученный после дискретизации.

Если судно движется с постоянной скоростью, характеристики этого сигнала также зависят от поверхности морского дна. Спектр флуктуаций амплитуды изменяется, если условия локализации изменяются. Исследования показали возможность применения авторегрессионной модели и алгоритмов сегментации сигнала для обнаружения границ на этой основе.

Для идентификации можно применять АР-коэффициенты и энергию ошибок предсказания.

3. Алгоритм расчета коэффициентов фильтра ошибок предсказания

Метод основан на моделировании временного ряда в виде АР-процесса с изменяющимися во времени коэффициентами и расчете этих коэффициентов адаптивным способом. Градиентный алгоритм наименьших квадратов [2] шаг за шагом улучшает вектор коэффициентов фильтра

$$\bar{a}_k = [a_{1k}, \dots, a_{Gk}]^T$$

по взвешенному градиенту среднеквадратической ошибки, так что

$$\bar{a}_{k+1} = \bar{a}_k - \bar{v} \left[\frac{\partial}{\partial a_{1k}}, \dots, \frac{\partial}{\partial a_{Gk}} \right] \cdot E \left[\frac{\partial e_t^2}{\partial a_k} \right],$$

где E обозначает математическое ожидание.

Коэффициент усиления должен быть выбран так, чтобы оптимальный фильтр получался как можно быстрее и без потери устойчивости. В данном случае применен шумовой градиентный алгоритм (NGRAD), предложенный Уидроу и Хофф [3], использующий градиент квадрата ошибки одного временного шага.

Адаптивный алгоритм определения коэффициентов [2, 4]:

$$\bar{a}_{k+1} = \bar{a}_k + 2ve_t \bar{x},$$

где

$$\bar{x} = [x_{t-1}, \dots, x_{t-G}]^T,$$

$$e_t = x_t - \sum_{k=1}^G a_k x_{t-k},$$

$$v = \frac{v^*}{G \cdot x_{\text{eff}}^2}$$

($0 < v < 1$, x_{eff}^2 - средний квадрат сигнала).

Эффективное значение ошибки предсказания рассчитывается рекурсивно, применяя экспоненциальное взвешивание:

$$e_{\text{eff}/t}^2 = 0,9 e_{\text{eff}/t-1}^2 + 0,1 e_t^2.$$

Этот способ обеспечивает простой и быстрый расчет коэффициентов фильтра при небольшом объеме необходимой памяти, однако не является наилучшим среди других алгоритмов по сходимости. Среднее значение сигнала было исключено в ходе предварительной обработки.

4. Выбор порядка фильтра

Известны различные критерии для оценки порядка модели [5]. В данном случае применен первый критерий окончательной ошибки предсказания (FPE) Акайке [6], определяемый для процесса с нулевым средним

$$FPE(G) = \frac{N+G+1}{N-G-1} E_G,$$

где N - число значений сигнала;

E_G - мощность выходной ошибки для фильтра порядка G .

Оптимальному порядку G соответствует минимум $FPE(G)$.

5. Выбранный алгоритм определения границ сегментов

Для определения границ стационарных сегментов был выбран метод тестовой АР-модели. Исследование временных рядов, полученных с различных поверхностей морского дна, показало, что энергия ошибок предсказания, благодаря изменению мощности и частотной структуры, заметно изменяется. Поэтому в качестве основы определения границ выбрана энергия ошибок.

Порог обнаружения S_1 рассчитывается путем усреднения ограниченного числа эффективных значений энергии ошибок предсказания. Фильтр не изменяется, если разница между двумя последующими оценками средней энергии, рассчитанных с помощью скользящего окна данных, не превышает S_1 . Цикл повторяется с новым порогом $S_2 > S_1$ для устранения ошибок обнаружения за счет случайных флуктуаций сигнала. Если разница между оценками энергии превышает S_2 , фиксируется наличие границы. Кроме этого, мы имеем значения энергии ошибок и значения АР-коэффициентов. Выбор порогов был сделан эмпирически.

Блок-схема устройства для АР-моделирования гидроакустического сигнала и определения границ сегментов приведена на рис. 3.

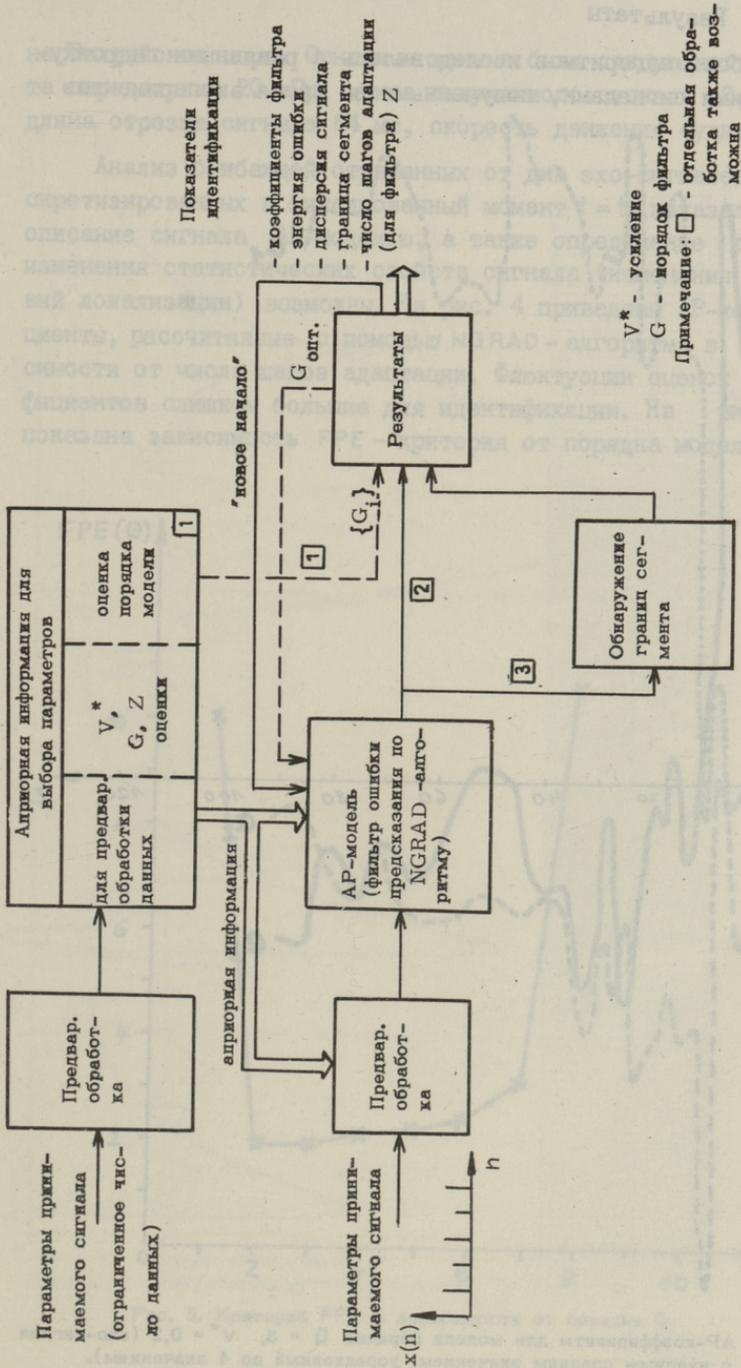


Рис. 3. Блок-схема AR-обработки гидроакустических данных.

6. Результаты

Работа алгоритмов исследовалась с реальными гидроакустическими сигналами, полученными во время экспериментов

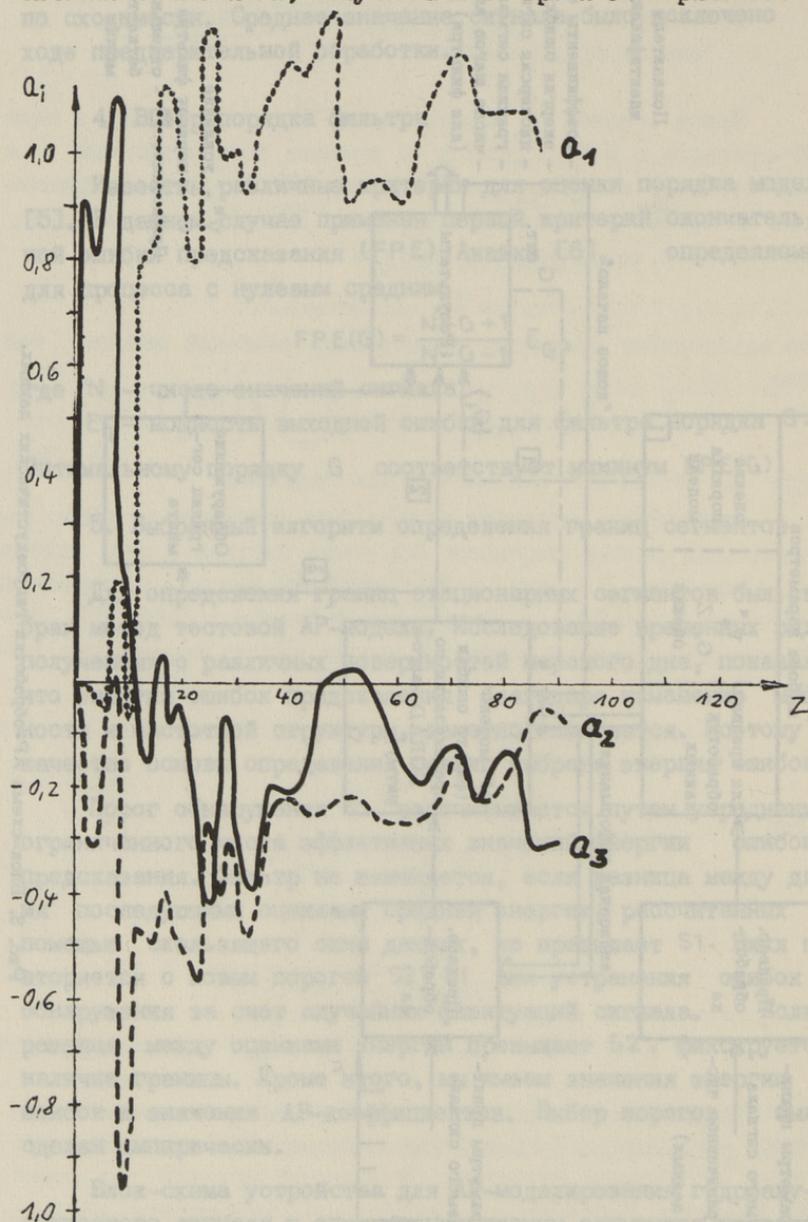


Рис. 4. АР-коэффициенты для модели порядка $G = 3$, $v^* = 0,2$ (эхо-сигнал с нулевым средним значением, усредненный по 4 значениям).

на Балтийском море. Основные данные были следующие: частота передатчика 20 кГц, длина излучаемого сигнала 0,3 мс, длина отрезка сигнала 64 мс, скорость движения судна 4 м/с.

Анализ огибающей отраженных от дна эхо-сигналов, дискретизированных в фиксированный момент $t = t_i$, показал, что описание сигнала AP-моделью, а также определение границ изменения статистических свойств сигнала (изменения условий локализации) возможны. На рис. 4 приведены AP-коэффициенты, рассчитанные с помощью NGRAD-алгоритма в зависимости от числа шагов адаптации. Флуктуации оценок коэффициентов слишком большие для идентификации. На рис. 5 показана зависимость FPE - критерия от порядка модели; в

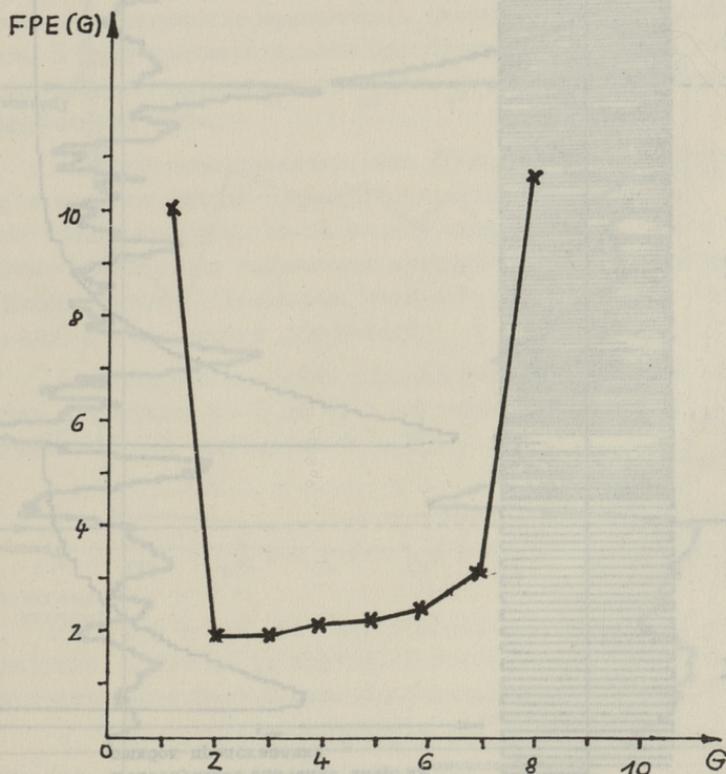


Рис. 5. Критерий FPE в зависимости от порядка G.

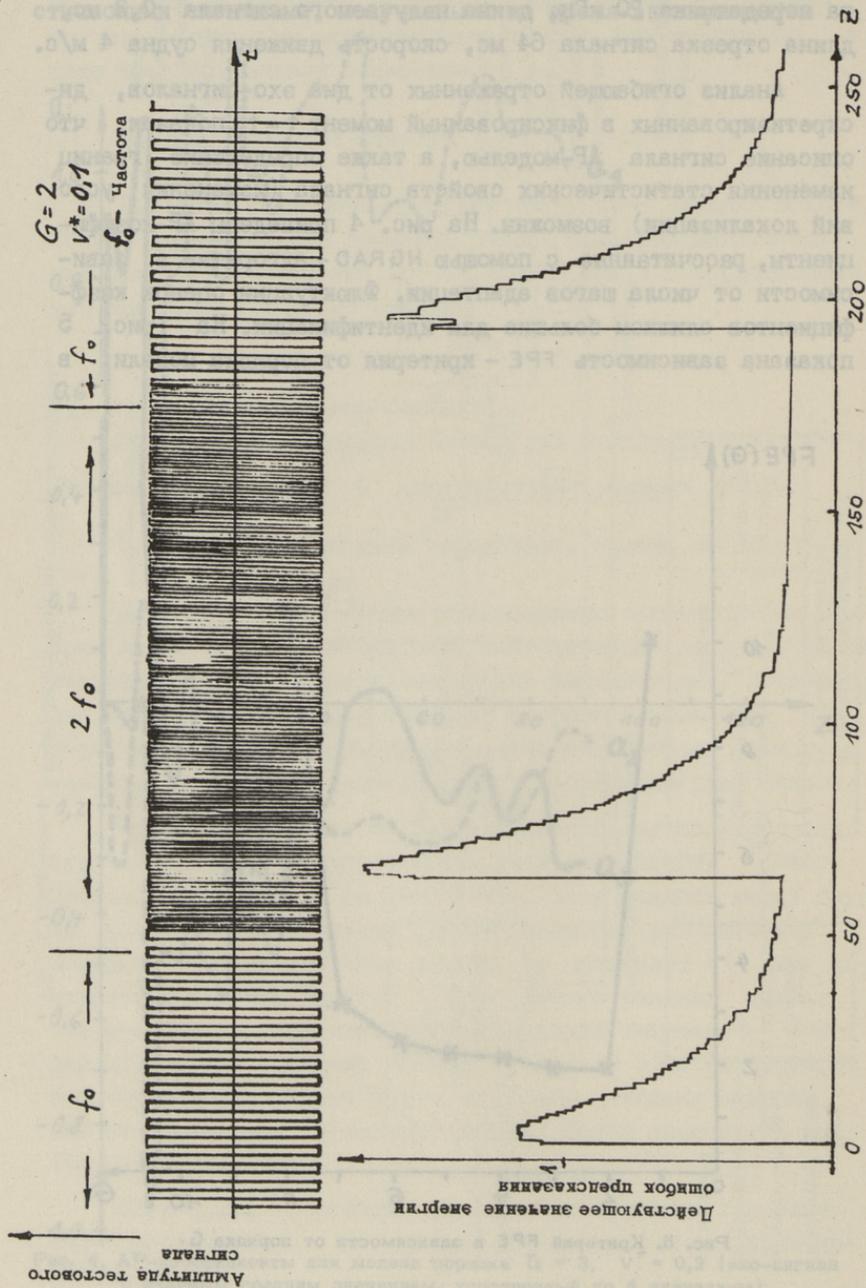


Рис. 6. Определение грани сегментов с тестовым сигналом.

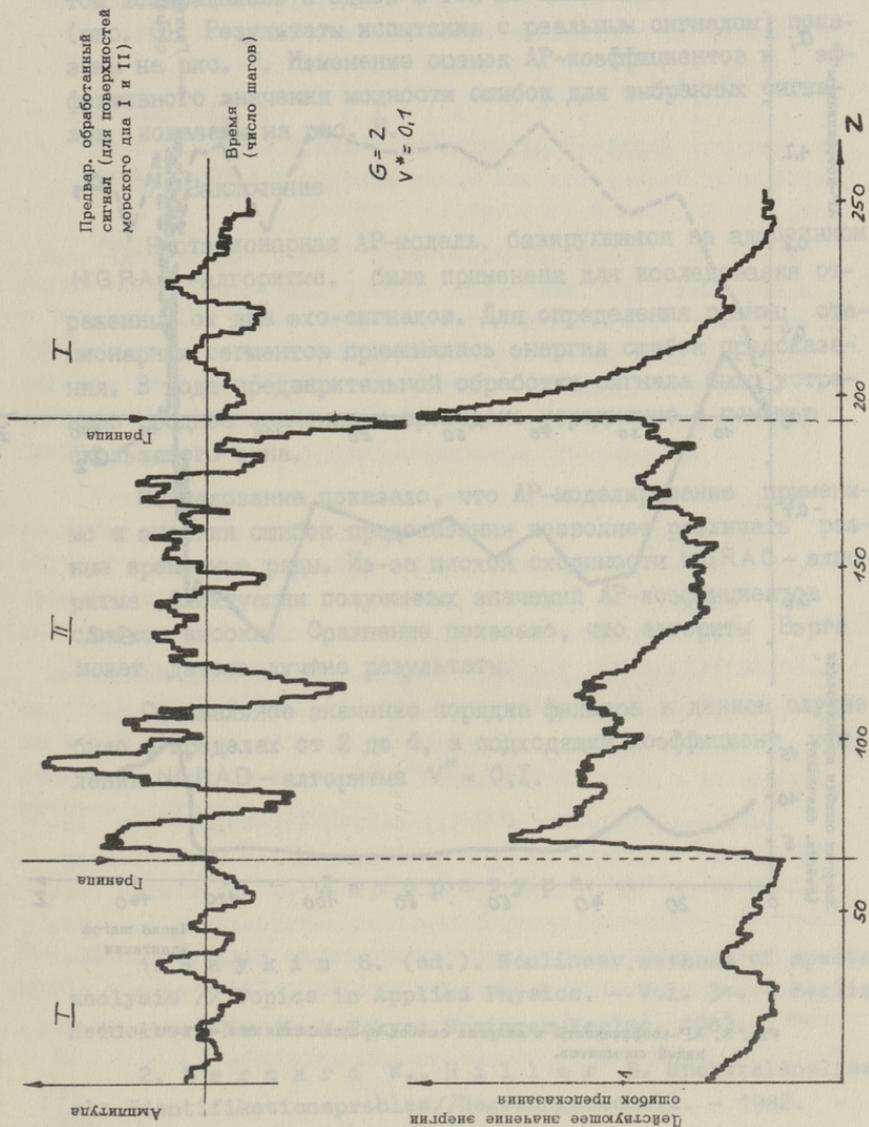


Рис. 7. Пример определения грани сегментов с помощью алгоритма NGRAD-алгоритма.

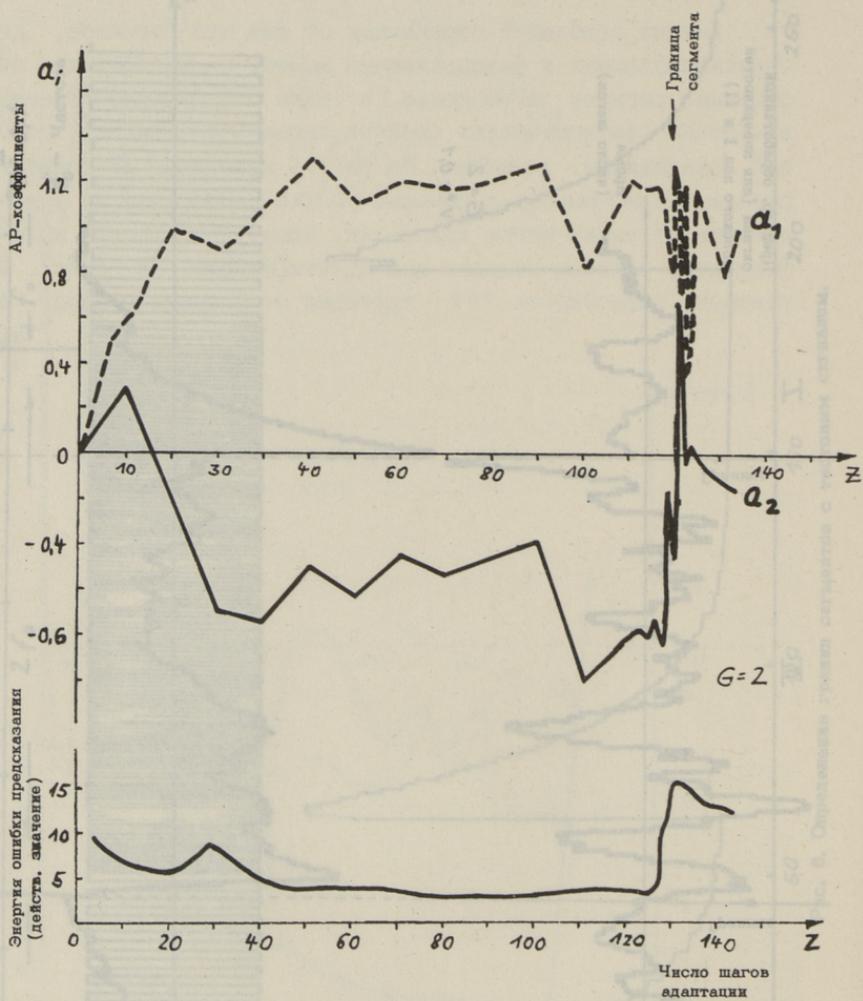


Рис. 8. АР-коэффициенты и энергия ошибок предсказания для сигнала с границей сегментов.

исследованных случаях оптимальный порядок был равен 2 или 3, а иногда и 4. Примененный алгоритм обнаружения был проверен сигналом, частота которого скачкообразно изменялась, но мощность оставалась постоянной. На границах энергия ошибок предсказания тоже изменялась скачкообразно, а потом возвращалась к одной и той же минимальной величине (рис. 6). Результаты испытания с реальным сигналом показаны на рис. 7. Изменение оценок АР-коэффициентов и эффективного значения мощности ошибок для выбранных сигналов показаны на рис. 8.

7. Заключение

Нестационарная АР-модель, базирующаяся на адаптивном NGRAD-алгоритме, была применена для исследования отраженных от дна эхо-сигналов. Для определения границ стационарных сегментов применялась энергия ошибок предсказания. В ходе предварительной обработки сигнала было устранено среднее значение и проведено усреднение с помощью скользящего окна.

Исследование показало, что АР-моделирование применимо и энергия ошибок предсказания позволяет различать разные временные ряды. Из-за плохой сходимости NGRAD-алгоритма флуктуации полученных значений АР-коэффициентов слишком высоки. Сравнение показало, что алгоритм Берга может давать лучшие результаты.

Оптимальное значение порядка фильтра в данном случае было в пределах от 2 до 4, а подходящий коэффициент усиления NGRAD-алгоритма $V^* = 0,1$.

Л и т е р а т у р а

1. H a u k i n S. (ed.). Nonlinear methods of spectral analysis // Topics in Applied Physics. - Vol. 34. - Berlin-Heidelberg-New York-Tokyo: Springer-Verlag, 1983.

2. B e r n a r d W., H i l l e r B. Spektralanalyse als Identifikationsproblem//Regelungstechnik. - 1982. - Heft 11/12. - S. 393-397, 422-427.

3. W i d r o w H., H o f f M.E. Adaptive switching circuits // IRE WESCON Convention Rec. - 1960. - Pt. 4. - P. 96-104.

4. T i m m W., V ö l s k e J. Prediktive Spektrumberechnung // Nachrichtentechnik/Elektronik. - Berlin. - 34, 1984. - 11. - S. 424-427.

5. U l r y c h T.J., B i s h o p T.N. Maximum entropy spectral analysis and autoregressive decomposition // Reviews of Geophysics and Space Physics. - Febr. 1975. - Vol. 13, N 1. - P. 183-199.

6. A k a i k e H. A new look at the statistical model identification // IEEE Trans. Autom. Control. - 1974. - AC-19. - P. 716-723.

E. Müller

Die Anwendung von Algorithmen der Signalsegmentation für hydroakustische Untersuchung des Meeresbodens

Zusammenfassung

Der Beitrag enthält Untersuchungsergebnisse der Anwendbarkeit nichtstationärer AR-Prozesse zur Modellierung und Detektion der Grenzen quasistationärer Intervalle (sich ändernde Ortungsbedingungen bewirken Änderungen in der Empfangssignalstatistik) hydroakustischer Meeresbodenempfangssignalparameter. Die AR-Koeffizientenberechnung erfolgt auf der Basis des adaptiven NGRAD-Algorithmus und die Detektion anhand der Prediktionsfehlerenergie.

РАСЧЕТ И СВОЙСТВА АВТОРЕГРЕССИОННОЙ ОЦЕНКИ
СПЕКТРАЛЬНОЙ ПЛОТНОСТИ

Классический способ расчета спектральной плотности сигнала методом периодограммы с некоторым выбранным окном в той или иной форме предполагает периодическое продолжение сигнала за пределами окна или равенство нулю значений сигнала вне окна. Кроме того, длина реализации сигнала T однозначно определяет сетку частот, кратных основной гармонике $f_1 = 1/T$, а также разрешающую способность.

Моделирующие методы расчета используют более правдоподобные способы продолжения сигнала и позволяют в ряде случаев получить улучшение оценок спектра, особенно для сравнительно коротких реализаций сигнала, состоящего из смеси детерминированных и случайных составляющих [1].

Многие детерминированные и случайные сигналы с дискретным временем хорошо моделируются дискретной системой, на входе которой действует последовательность значений дискретизированного во времени белого шума $n(n)$, а на выходе имеется последовательность

$$x(n) = \sum_{i=0}^q b_i \cdot n(n-i) - \sum_{k=1}^p a_k \cdot x(n-k).$$

Эта, так называемая модель авторегрессии - скользящего среднего (АРСС), имеет дробно-рациональную передаточную функцию

$$H(z) = B(z)A(z) = \left(\sum_{n=0}^q b_n \cdot z^{-n} \right) / \left(\sum_{m=0}^p a_m \cdot z^{-m} \right), \quad a_0 = 1.$$

АРСС-модель, которая подходит для моделирования сигналов со спектрами, имеющими высокие пики и глубокие провалы,

однако методы расчета коэффициентов b_n и a_m весьма сложны [2].

Более простую авторегрессионную (АР) модель можно получить в том случае, если все b_n , кроме $b_0 = \text{const}$, будут равны нулю. Эта, так называемая АР-модель, хорошо изучена и дает спектры с высокими пиками в основном благодаря сравнительно несложной процедуре нахождения АР-коэффициентов a_m .

Расчет АР-коэффициентов по известной корреляционной функции $R(k)$ процесса основан на уравнениях Юла-Уолкера. Поскольку применяемая при этом автокорреляционная матрица стационарного процесса является трёхдиагональной и эрмитовой, возможен эффективный способ ее решения с помощью алгоритма Дарбина-Левинсона. При этом число используемых на данном шаге значений автокорреляционной функции и порядок АР-модели постепенно увеличивается от 1 до P . Инициализация при $m = 1$ дает

$$a_1^{(1)} = -R(1)/R(0);$$

$$\sigma_1^2 = R(0) \cdot [1 - (a_1^{(1)})^2].$$

Далее от $m = 2$ до P рассчитываются:

$$a_m^{(m)} = -\left\{ R(m) + \sum_{k=1}^{m-1} [a_{m-1}^{(m-1)} \cdot R(m-k)] \right\} / \sigma_{m-1}^2;$$

$$a_i^{(m)} = a_i^{(m-1)} + a_m^{(m)} \cdot a_{m-i}^{(m-1)}, \quad i = 1, \dots, m-1;$$

$$\sigma_m^2 = \sigma_{m-1}^2 \cdot [1 - (a_m^{(m)})^2].$$

Решением будут последние значения коэффициентов $a_1^{(P)} \dots a_P^{(P)}$ и σ_P^2 .

Известная автокорреляционная функция $R(k)$, $0 \leq k \leq k_{\max}$ может быть продолжена с помощью АР-модели за пределы $k > k_{\max}$. Такое продолжение делается при условии максимальной энтропии [2] и соответствует "максимально случайному" из всех процессов, имеющих те же значения известной части $R(k)$. Для гауссовых процессов новое значение $R(k)$ для $k = k_{\max} + 1$ равно

$$R(k) = - \sum_{j=1}^{k_{\max}} R(k-j) \cdot a_j^{(P)}.$$

Далее рекурсивно находится продолжение до желаемого значения сдвига.

Расчет АР-коэффициентов непосредственно по известной реализации сигнала $x(n)$, $1 \leq n \leq N$ обычно дает лучшие результаты, чем предыдущий способ, поскольку вместо точной автокорреляционной функции мы обычно имеем только оценку. Поскольку АР-модель сигнала определяет одновременно оптимальный фильтр линейного предсказания, а

$$A(z) = 1 + \sum_{m=1}^P a_m \cdot z^{-m}$$

является передаточной функцией для фильтра ошибки линейного предсказания, то задачу можно решить путем синтеза фильтра предсказания.

Метод Бурга является методом минимизации по принципу наименьших квадратов с некоторыми наложенными ограничениями. Минимизируется сумма энергий ошибок предсказания в прямом и обратном направлениях e_f и e_b :

$$E^{(p)} = \sum_{n=p+1}^N [e_f^{(p)}(n)]^2 + \sum_{n=p+1}^N [e_b^{(p)}(n)]^2.$$

Наложение ограничения требует, чтобы АР-параметры удовлетворяли рекурсивное выражение Левинсона для $a_i^{(m)}$, что обеспечит стабильность получаемой АР-модели.

Процедура расчета начинается с инициализации при порядке $m=0$, где ошибки предсказания берутся равными сигналу:

$$e_f^{(0)}(n) = e_b^{(0)}(n) = x(n), \quad 1 \leq n \leq N,$$

а мощности ошибок -

$$\sigma_0^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2.$$

Далее для возрастающего порядка от $m=1$ до P рассчитываются:

$$a_m^{(m)} = \frac{-2 \sum_{n=m+1}^N [e_f^{(m-1)}(n) \cdot e_b^{(m-1)}(n-1)]}{\sum_{n=m+1}^N [e_f^{(m-1)}(n)^2 + e_b^{(m-1)}(n-1)^2]};$$

$$a_i^{(m)} = a_i^{(m-1)} + a_m^{(m)} \cdot a_{m-i}^{(m-1)}, \quad i = 1, \dots, m-1;$$

$$\sigma_m^2 = \sigma_{m-1}^2 [1 - (a_m^{(m)})^2];$$

$$e_f^{(m)}(n) = e_f^{(m-1)}(n) + a_m^{(m)} \cdot e_b^{(m-1)}(n-1), \quad n = m+1, \dots, N;$$

$$e_b^{(m)}(n) = e_b^{(m-1)}(n-1) + a_m^{(m)} \cdot e_f^{(m-1)}(n), \quad n = m+1, \dots, N.$$

Для ускорения расчета знаменатель выражения $a_m^{(m)}$ находится с помощью формулы Андерсона:

$$(\text{знаменатель})^{(m)} = (\text{знаменатель})^{(m-1)}$$

$$[1 - (a_{m-1}^{(m-1)})^2] - [e_f^{(m-1)}(m+1)]^2 - [e_b^{(m-1)}(N-m+1)]^2.$$

Метод Марпла [3] является рекурсивным методом расчета АР-коэффициентов по наименьшим квадратам, свободным от ограничений, принятых в предыдущем случае. Приведенный алгоритм сложен, но в вычислительном смысле эффективен. Программа предусматривает определение порядка модели по данным значениям разных ошибок. Метод может давать коэффициенты нестабильного фильтра, что, однако, не препятствует расчету спектра.

Выбор порядка АР-модели можно сделать на основании уменьшения мощности ошибок. Более точные критерии учитывают также объем расчетов и возможность появления посторонних эффектов [2, 4]. Для сравнительно коротких реализаций $N < 100$ и получения максимальной разрешающей способности порядок модели может быть увеличен до $N/3 \dots N/2$.

Спектральная плотность мощности АР-процесса рассчитывается как значение передаточной функции модели на единичной окружности:

$$S(f) = \sigma_p^2 \cdot \Delta t / |1 + \sum_{m=1}^P \alpha_m \cdot \exp(-j2\pi f m \Delta t)|^2.$$

Оценка $S(f)$ имеет ряд специфических свойств. Она может быть рассчитана при любом значении частоты f и в этом случае является непрерывной функцией частоты.

Амплитуды спектральных пиков нелинейно связаны с мощностью синусоидальных составляющих в шуме. При больших отношениях сигнал-шум мощность отдельных компонент можно найти через площадь под графиком спектральной плотности, что требует численного интегрирования, или через расчет вычета комплексной функции [5]:

$$P(z) = \sigma_p^2 \cdot \Delta t / [A(z) \cdot A^*(1/z^*)]$$

при $z_i = \exp(j2\pi f_i \Delta t),$

где f_i - частота пика.

Важным показателем является разрешающая способность оценки для двух синусоид с близкими частотами. Величина предельной разрешающей способности для расчета модели по реализации исследовалась в литературе [6]. Соотношение, приведенное в этой работе, можно преобразовать в выражение

$$\Delta f = 0,936 / (\sqrt[3]{(P-1) \cdot P \cdot (P+1)(P+2) \cdot \text{ОСШ} \cdot \Delta t}).$$

Здесь P - порядок модели;

ОСШ - отношение сигнал-шум по мощности одной синусоиды.

На рис. приведены результаты расчета Δf , причем порядок модели был принят $P = N/2$. Пунктиром показаны значения $1/(N \cdot \Delta t)$. Сравнение показывает, что с ОСШ 0,1...0,3 разрешающая способность AP -модели превышает этот же показатель для классических способов.

Улучшение разрешающей способности можно объяснить кажущимся удлинением реализации благодаря применяемому фильтру предсказания, что эффективно при большом ОСШ и дает возможность разделения спектральных линий, которые при первоначальной длине реализации неортогональны.

В заключение перечислим основное применение авторегрессионной оценки спектральной плотности:

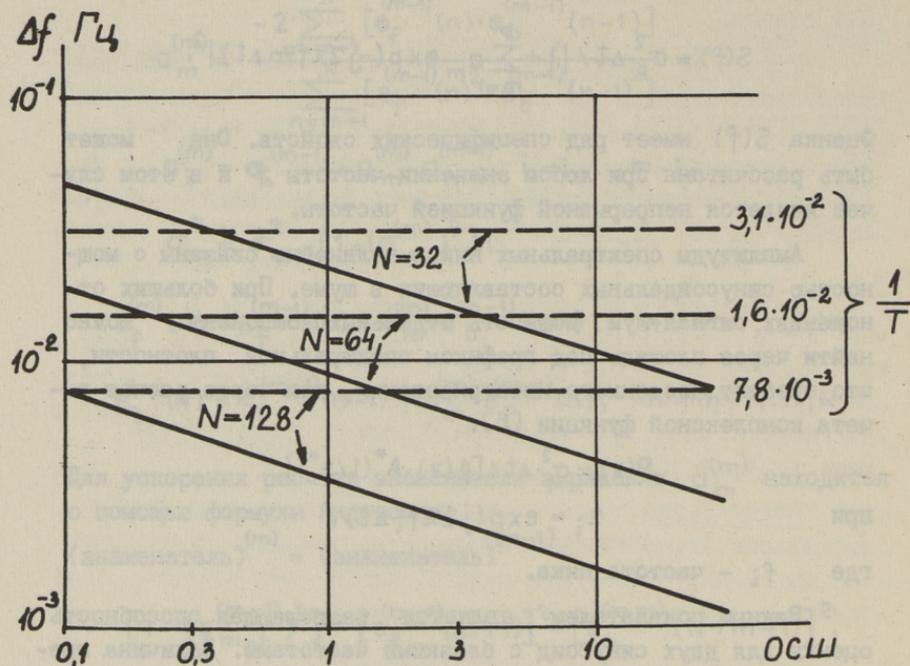


Рис.

- обработка сравнительно коротких реализаций ($N < 100 \dots \dots 200$) сигнала, состоящего из смеси случайной и сравнительно большой детерминированной составляющей;

- необходимость получения максимальной разрешающей способности и освобождение от влияния боковых лепестков окон метода периодограмм.

Л и т е р а т у р а

1. К е й С.М., М а р п л С.Л. Современные методы спектрального анализа // Обзор ТНИИЭР. - Ноябрь 1981. - Т. 69, № II. - С. 5-51.

2. Н а у к и н С. (ed.). Nonlinear methods of spectral analysis.-Berlin-Heidelberg-New York-Tokyo: Springer-Verlag, 1983. 263 p.

3. Marple L. A new autoregressive spectrum analysis algorithm // IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing. - August 1980. - ASSP-28. - P. 441-454.

4. Hannan E., Quinn B. The determination of the order of an autoregression // J.R. Statist. Soc., Ser. B. - 1979. - Vol. 41, N 2. - P. 190-195.

5. Johnsen S., Andersen N. On power estimation in maximum entropy spectral analysis // Geophysics. - June 1978. - Vol. 43, N 4. - P. 681-690.

6. Lacombe J. et al. Close frequency resolution by maximum entropy spectral estimation // IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing. - October 1984. - ASSP-32. - P. 977-984.

A. Meister

The Calculation and Properties of the
Autoregressive Spectrum Estimate

Abstract

The calculation procedures of coefficients of autoregressive signal models from the autocorrelation values and from the signal values are briefly described. The properties of power estimation are discussed.

О ПРИМЕНЕНИИ АДАПТИВНОЙ АВТОРЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ

Представление случайных сигналов авторегрессионными моделями в ряде случаев является полезным методом обработки сигналов. Для нестационарных сигналов широкое применение получила адаптивная авторегрессионная модель, которая при изменении статистических свойств сигнала перестраивается [1, 2, 3].

В работе [1] приведено детальное описание адаптивных авторегрессионных фильтров для векторных сигналов. Показана целесообразность применения так называемой решетчатой структуры фильтра. Этот вариант фильтра при порядке M описывается коэффициентами отражения $\rho_1 \dots \rho_M$. Исследования показали, что значения коэффициентов отражения в меньшей мере, чем авторегрессионные коэффициенты $a_1 \dots a_M$, чувствительны к различным погрешностям расчета, например, к погрешности округления при ограниченной разрядности представления чисел. С другой стороны, решетчатая структура однозначно связана с прямой структурой авторегрессионного фильтра. Переход от набора коэффициентов $\rho_1(k) \dots \rho_M(k)$ на временном шаге k к набору $a_1(k) \dots a_M(k)$ реализуется рекурсиями Левинсона. Это позволит, например, рассчитать текущую оценку спектральной плотности на частоте f :

$$S(f, k) = \sigma_M^2(k) \cdot \Delta t / \left| 1 + \sum_{n=1}^M a_n(k) \exp(-j2\pi f n \Delta t) \right|^2.$$

Здесь $\sigma_M^2(k)$ - оценка остаточной дисперсии модели порядка M на k -ом шаге.

Было исследовано поведение адаптивной авторегрессионной модели решетчатого типа с моделированным одноканальным вещественным сигналом. Применялся точный алгоритм наименьших квадратов [1, табл. 3] в ненормированном виде, кото-

рый превосходит более простые градиентные методы по характеристикам обучения.

Алгоритм обработки сигнала $x(k)$, $k=1\dots N$ состоит из следующих шагов.

На каждом временном шаге $k=1\dots N$ ошибки предсказания $e_1(k)$ и $r_1(k)$ для порядка модели 1 приравниваются к сигналу $x(k)$. Комплементарная функция правдоподобия $\gamma_1^c(k) = 1$, а начальные значения коэффициентов взаимной корреляции ошибок прямого и обратного предсказания

$$R_1^e(k) = R_1^r(k) = \lambda \cdot R_1^e(k-1) + x^2(k).$$

Здесь λ - экспоненциальный весовой множитель, определяющий скорость адаптации.

На фиксированном временном шаге k текущий порядок модели p изменяется от 1 до минимального из значений k и M , где M - заданный порядок модели. Для каждого порядка p внутренним циклом рассчитываются:

- выборочный коэффициент частичной корреляции

$$\Delta_{p+1}(k) = \lambda \Delta_{p+1}(k-1) + e_p(k) \cdot r_p(k-1) / \gamma_p^c(k-1);$$

- функция правдоподобия

$$\gamma_{p+1}^c(k) = \gamma_p^c(k) - r_p^2(k) / R_p^r(k);$$

- обратный коэффициент отражения

$$\rho_{p+1}^r(k) = \Delta_{p+1}(k) / R_p^r(k-1);$$

- ошибка прямого предсказания

$$e_{p+1}(k) = e_p(k) - \rho_{p+1}^r(k) \cdot r_p(k-1);$$

- коэффициент взаимной корреляции

$$R_{p+1}^e(k) = R_p^e(k) - \rho_{p+1}^r(k) \cdot \Delta_{p+1}(k);$$

- прямой коэффициент отражения

$$\rho_{p+1}^e(k) = \Delta_{p+1}(k) / R_p^e(k);$$

- ошибка обратного предсказания

$$r_{p+1}(k) = r_p(k-1) - \rho_{p+1}^e(k) \cdot e_p(k);$$

- коэффициент взаимной корреляции

$$R_{p+1}^r(k) = R_p^r(k-1) - \Delta_{p+1}(k) \rho_{p+1}^e(k).$$

На каждом временном шаге мы будем иметь набор коэффициентов отражения $\rho_1^e - \rho_M^e$ и $\rho_1^r - \rho_M^r$. Для перехода на авторегрессионные коэффициенты $a_1 - a_M$ необходимо какое-то усреднение прямых и обратных коэффициентов отражения. Из имеющихся возможностей далее применено только гармоническое среднее

$$\rho_i = (1/\rho_i^e + 1/\rho_i^r).$$

Описанный адаптивный алгоритм проверялся моделированными сигналами следующих видов:

- смесь нормального белого шума и синусоид с частотой от 0 до 0,5 Гц;

- авторегрессионный (АР) случайный процесс II порядка, генерируемый чистополюсным фильтром с передаточной функцией $H(z) = 1/(1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2})$, из нормального белого шума. Способность по отслеживанию параметров сигнала во времени проверялась при скачкообразном изменении частоты и значений АР-параметров.

На рис. I приведены траектории пиков авторегрессионной оценки спектральной плотности для сигнала, состоящей из суммы двух синусоид одинаковой амплитуды и белого шума. Отношение сигнал-шум (ОСШ) по мощности каждой из синусоид равно 17 дБ. Частота обеих синусоид скачкообразно изменяется, точные значения частот показаны пунктирными линиями. Через некоторое время после скачка модель реагирует появлением нового пика, однако предыдущий пик не исчезает мгновенно. На рисунке падающие пиковые значения показаны до тех пор, пока их высота не уменьшится до уровня 50 % от первоначального. Скорость перестройки определялась экспоненциальным весовым множителем $\lambda = 1 - 1/L$, где L - эквивалентная длина скользящего окна ($L = 10$).

Переходный процесс изменения мгновенных спектров изображен на рис. 2. Для модели сравнительно низкого порядка $M = 4$ и высокого ОСШ = 60 дБ частота синусоидальной составляющей в течение первых 50 шагов равна 0,1 Гц, а после этого 0,3 Гц. Мгновенные оценки спектра для шагов $N = 25$,

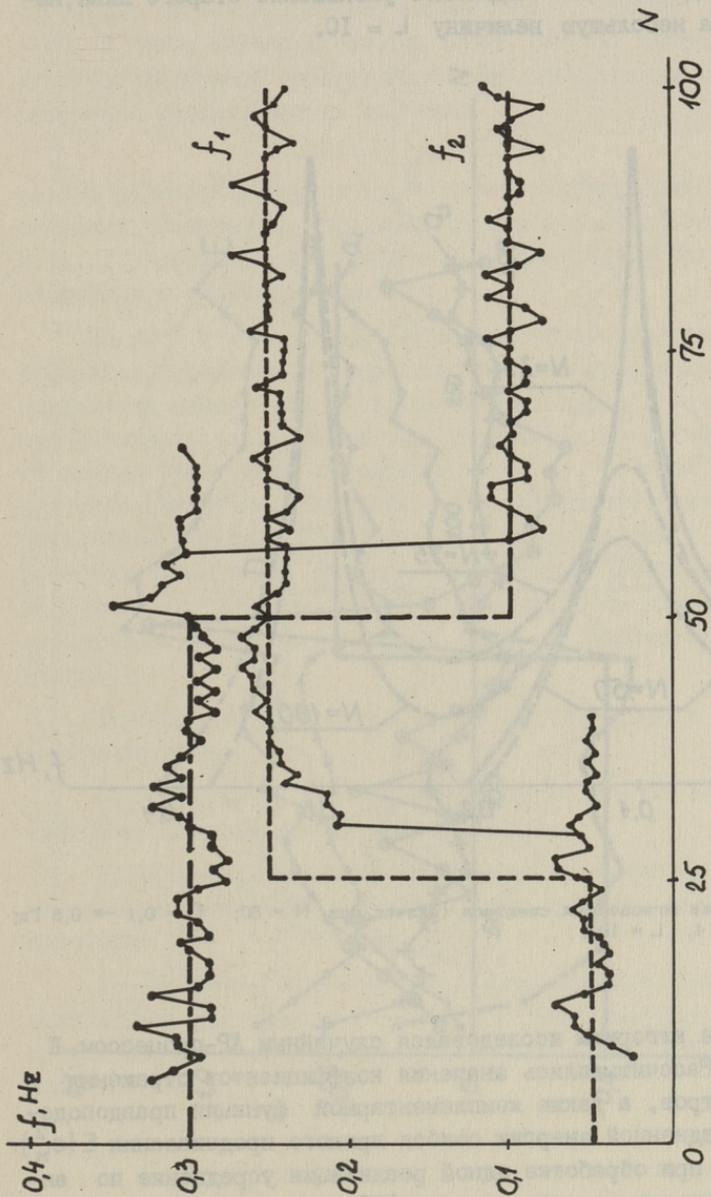


Рис. 1. Траектории спектральных пиков:
 (I скачок: $N = 25$, $f_1 = 0,05 \rightarrow 0,25$ Гц; II скачок: $N = 50$,
 $f_2 = 0,3 \rightarrow 0,1$ Гц; порядок молекул $M = 16$, длина окна $L = 10$).

50, 75 и 100 в нормированном логарифмическом масштабе показывают достаточно медленное уменьшение старого пика, несмотря на небольшую величину $L = 10$.

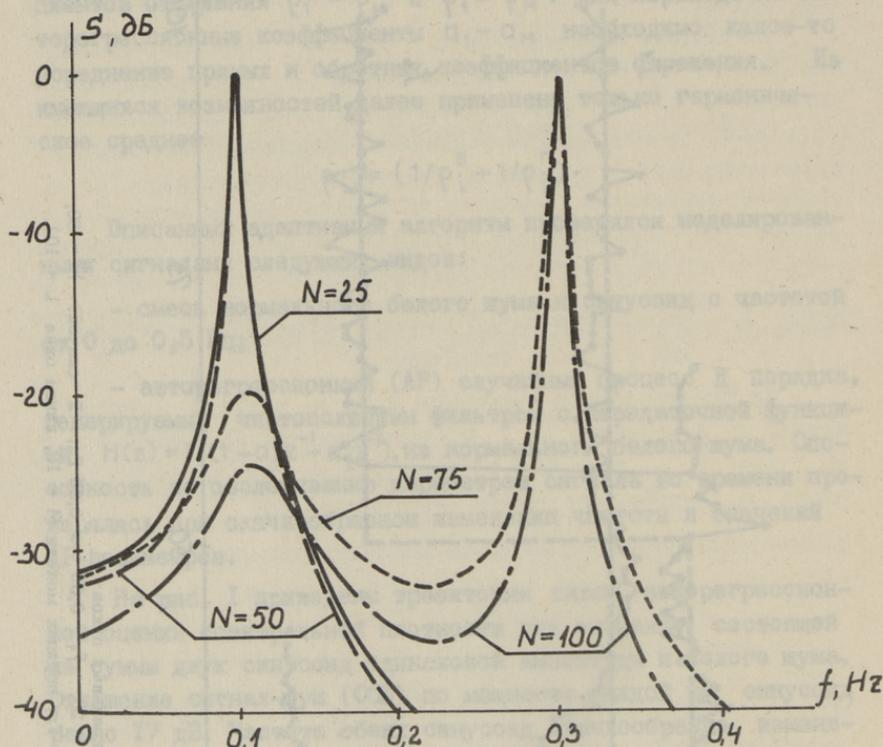


Рис. 2. Оценки мгновенных спектров (скачок при $N = 50$; $f = 0,1 \rightarrow 0,3$ Гц; $M = 4$, $L = 10$).

Далее алгоритм исследовался случайным АР-процессом II порядка. Рассчитывались значения коэффициентов отражения и АР-параметров, а также комплементарной функции правдоподобия и усредненной энергии ошибок прямого предсказания $E\{e_M^2\}$. Поскольку при обработке одной реализации усреднение по ансамблю, примененное в источнике [1], невозможно, применялось экспоненциальное усреднение во времени. Первоначальные эксперименты показали необходимость увеличения инерционно-

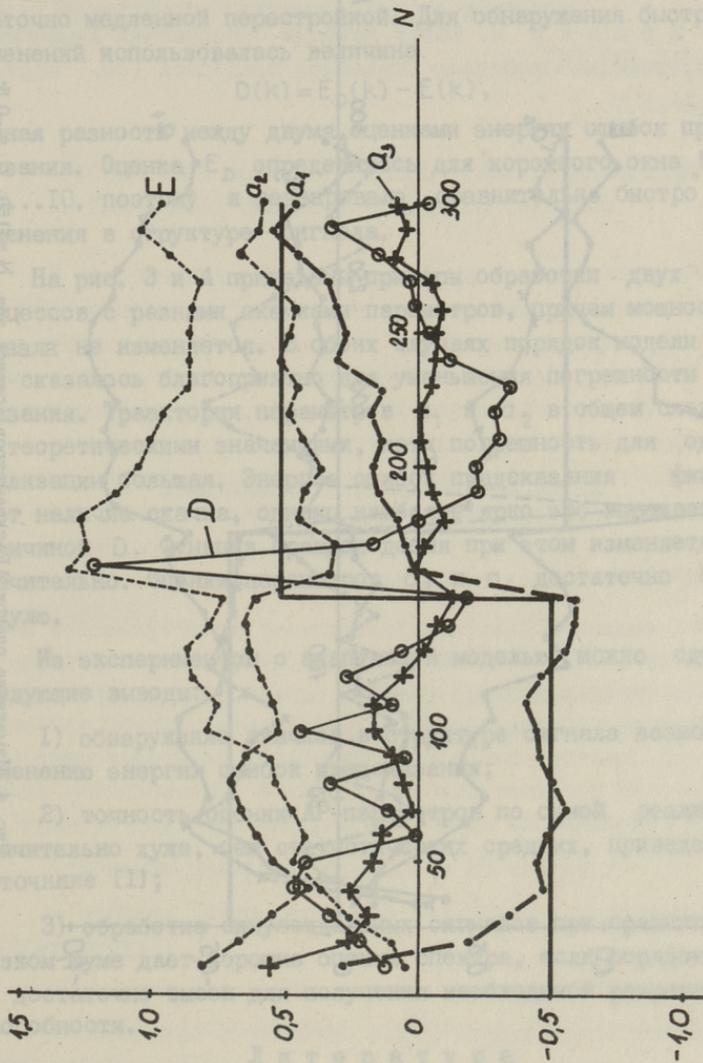


Рис. 3. Изменение оценок AP-параметров (скачок при $N = 150$; $a_1 = -0,5 \rightarrow +0,5$; $a_2 = 0,6$; $M = 4$; $L = 50$).

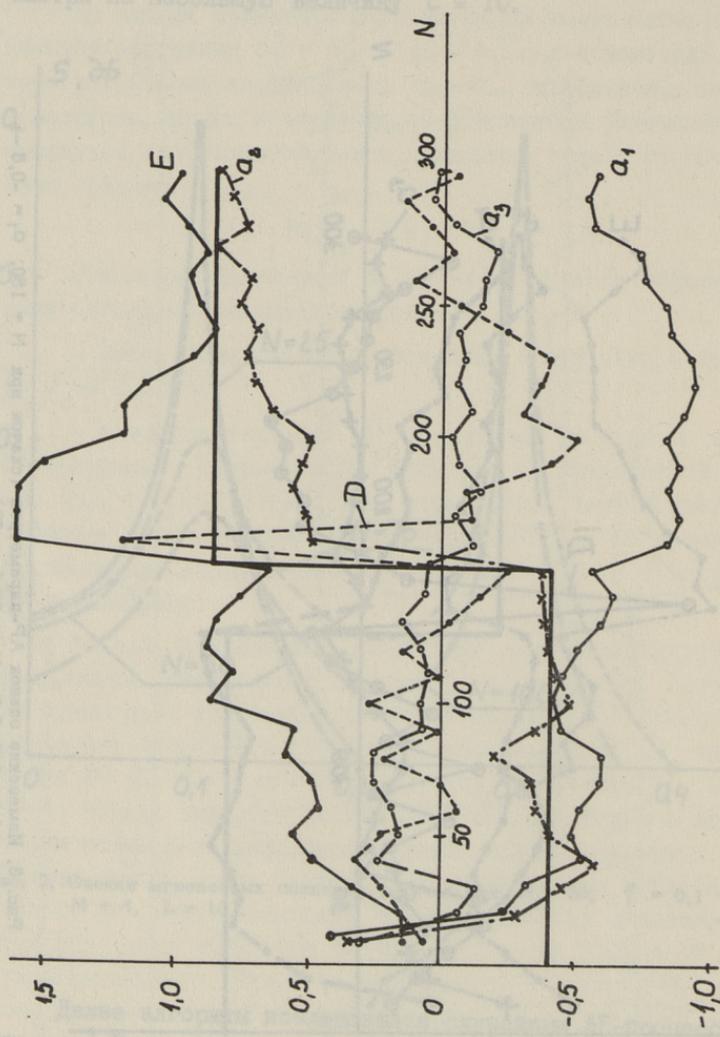


Рис. 4. Изменение оценок АР-параметров (скачок при $N = 150$; $\sigma_1 = -0,5$; $\sigma_2 = -0,4 \rightarrow +0,85$; $M = 4$; $L = 30$).

сти модели при желании улучшить точность оценок параметров случайных сигналов. Поэтому длина окна L должна быть 30-100. В таком случае АР-модель можно считать опорной с достаточно медленной перестройкой. Для обнаружения быстрых изменений использовалась величина

$$D(k) = E_D(k) - E(k),$$

равная разности между двумя оценками энергии ошибок предсказания. Оценка E_D определялась для короткого окна $L_D = 5 \dots 10$, поэтому и реагировала сравнительно быстро на изменения в структуре сигнала.

На рис. 3 и 4 приведены примеры обработки двух АР-процессов с разными скачками параметров, причем мощность сигнала не изменяется. В обоих случаях порядок модели $M = 4$, что сказалось благоприятно для уменьшения погрешности предсказания. Траектории параметров a_1 и a_2 в общем следуют за теоретическими значениями, хотя погрешность для одной реализации большая. Энергия ошибок предсказания фиксирует наличие скачка, однако наиболее ярко это выражается величиной D . Функция правдоподобия при этом изменяется незначительно. Оценки параметров a_3 и a_4 достаточно близки к нулю.

Из экспериментов с адаптивной моделью можно сделать следующие выводы:

- 1) обнаружение скачков в структуре сигнала возможно по изменению энергии ошибок предсказания;
- 2) точность оценки АР-параметров по одной реализации значительно хуже, чем статистических средних, приведенных в источнике [1];
- 3) обработка синусоидальных сигналов при сравнительно низком шуме дает хорошие оценки спектра, если порядок модели достаточно высок для получения необходимой разрешающей способности.

Л и т е р а т у р а

1. Ф р и д л а н д е р Б. Решетчатые фильтры для адаптивной обработки данных // ТИИЭР. - 1982. - Том 70, № 8. - С. 54-97.

2. H a y k i n S. (ed). Nonlinear methods of spectral analysis.-Berlin-Heidelberg-New York-Tokyo: Springer-Verlag, 1983. - 263 p.

3. М ю л л е р Э. Обзор методов обнаружения изменений в статистических свойствах случайных процессов (см. наст. сб. с. 24).

V. Allik, A. Meister

About Application of an Adaptive
Autoregressive Model

Abstract

The adaptive lattice structure of autoregressive model and the rms-method for the calculation of its coefficients have been described. Some results of filter response studies with simulated nonstationary signals are given.

ОСОБЕННОСТИ ДОЛГОВРЕМЕННОГО ХРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ
В КОМПЛЕКСАХ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

В современных комплексах цифровой обработки сигналов (КЦОС), выполняющих обработку в реальном масштабе времени, применяются спецпроцессоры [1], которые наряду с комплексами в целом управляют микроЭВМ. Принцип гибкости и настраиваемости перед запуском эксперимента требует подготовки экспериментальных устройств и наладки программных средств. Кроме диалогового взаимодействия с оператором [2] при повторяющихся экспериментах применение заранее введенных параметров, определяющих конфигурацию и режимы работы комплекса, значительно повышает быстродействие и увеличивает надежность.

После проведения эксперимента и обработки требуется отображение результатов в наглядной форме и долговременное хранение основных результатов. Также подлежат хранению результаты вторичной обработки и тестовые сигналы. Для повышения устойчивости и уменьшения избыточности целесообразно хранить подобную информацию в базе эксперимента (БЭ).

Основными наборами объектов в БЭ являются:

- сигналы (тест-сигналы и результаты, полученные из эксперимента);
- параметры генерированных тест-сигналов;
- параметры комплекса, определяющие конфигурацию, режимы работы и т.д.;
- форматы представления результатов;
- результаты вторичной обработки сигналов.

Отношения между наборами объектов приведены на рис. 1. Атрибуты объектов зависят от конкретных случаев и здесь не рассматриваются.

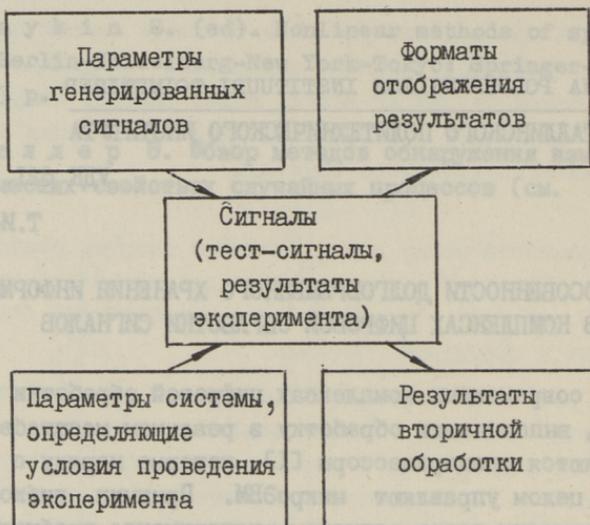


Рис. 1. Схема объектов в базе эксперимента.

В КЦЭС данные поступают в реальном масштабе времени, что требует применения алгоритмов добавления информации в короткий срок (минимизируя операции чтения в записи). Обеспечение быстрого доступа к данным в БЭ достигается применением следующих методов:

- указатели на данные хранятся отдельно от данных, что позволяет применять поиск в ОЗУ, а не на внешних устройствах;

- по некоторым ключам используются инвертированные списки, допускающие определение места нахождения кортежа (записи данных одного объекта) по информации, находящейся в ОЗУ;

- избыточное хранение определенных элементов данных, предназначенное для минимизации операции чтения-записи.

Параметры конфигурации комплекса характеризуют результаты, полученные из эксперимента. Поскольку с одними параметрами комплекса может быть проведено несколько экспериментов, то между сигналами и параметрами возникает отношение 1: m (один к нескольким). В КЦЭС параметрами являются скаляры, общее число которых не превышает нескольких десят-

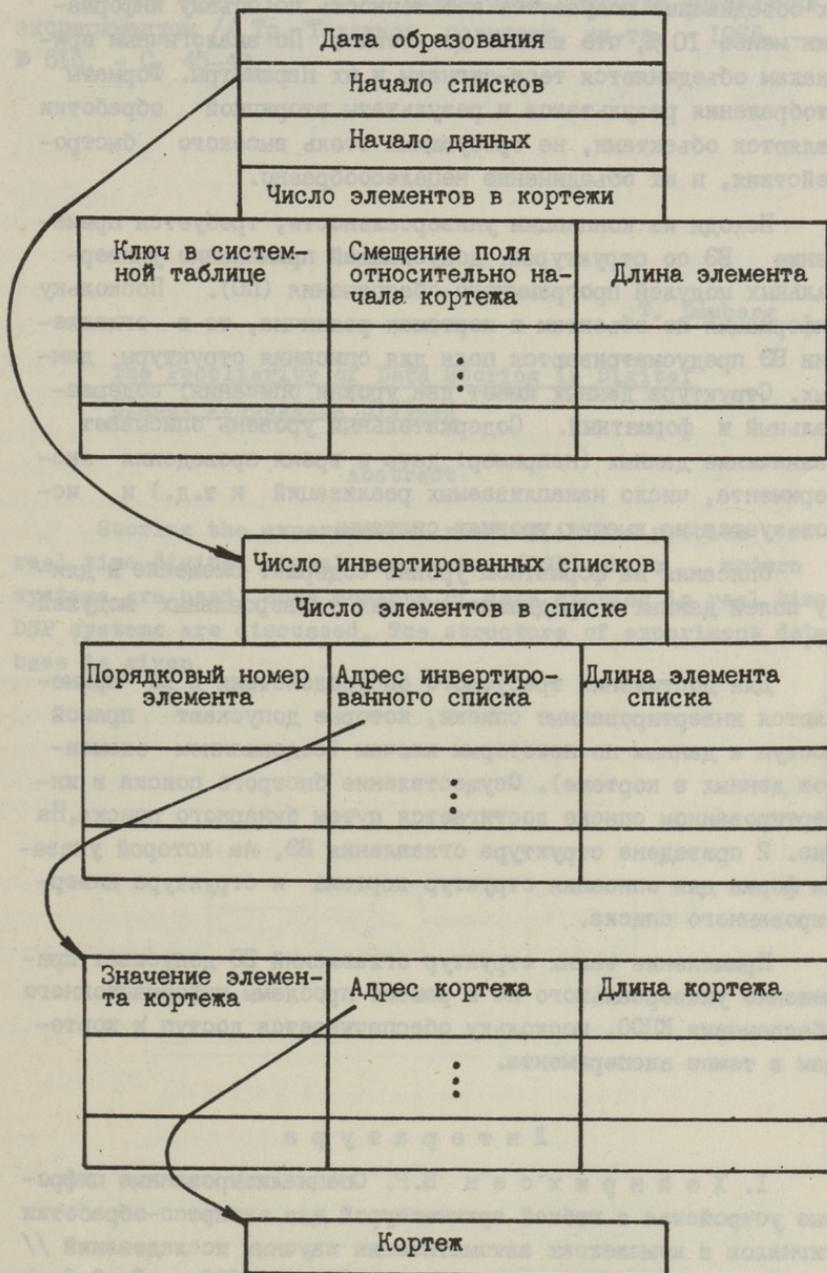


Рис. 2. Оглавление базы эксперимента.

ков, а сигналы имеют длину порядка тысячи элементов. При их объединении получается избыточность по объему информации менее 10 %, что вполне допустимо. По аналогичным признакам объединяются тест-сигналы и их параметры. Форматы отображения результатов и результаты вторичной обработки являются объектами, не требующими столь высокого быстродействия, и их объединение нецелесообразно.

Исходя из концепции универсальности, требуется применение БЭ со структурой, допускающей применение универсальных модулей программного обеспечения (ПО). Поскольку информация по объектам в кортежах различна, то в оглавлении БЭ предусматриваются поля для описания структуры данных. Структура данных имеет два уровня описания: содержательный и форматный. Содержательный уровень описывает назначение данных (например: дата и время проведения эксперимента, число накачиваемых реализаций и т.д.) и используется на высших уровнях системы.

Описания на форматном уровне содержат смещение и длину полей данных и предназначены для универсальных модулей ПО.

Для достижения требуемого быстродействия в БЭ применяются инвертированные списки, которые допускают прямой доступ к данным по некоторым ключам (содержанием элементов данных в кортеже). Осуществление быстрого поиска в инвертированном списке достигается путем бинарного поиска. На рис. 2 приведена структура оглавления БЭ, на которой указаны форма для описания структур кортежа и структура инвертированного списка.

Применение таких структур оглавлений БЭ допускает применение универсального ПО и решает проблемы информационного обеспечения КЦОС, поскольку обеспечивается доступ к кортежам в темпе эксперимента.

Л и т е р а т у р а

И. Хейрихсен В.Р. Специализированные цифровые устройства с гибкой архитектурой для экспресс-обработки сигналов в комплексах автоматизации научных исследований // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1986. - № 615. - С. 3-6.

2. Л у м б е р г Т.И. Диалоговые средства управления экспериментом // Тр. Таллинск. политехи. ин-та. - 1986. - № 615. - С. 45-49.

T. Lumberg

The Peculiarity of Data Storing in Digital
Signal Processing Systems

Abstract

Storing the experimental results is one problem of real time digital signal processing (DSP) while modern systems are used. Some moments of data storing in real time DSP systems are discussed. The structure of experiment database is given.

ПРОГРАММНОЕ АВТОМАТИЧЕСКОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ
КОЭФФИЦИЕНТА УСИЛЕНИЯ

При решении задач гидроакустики обработке подвергается аддитивная смесь $y(t)$ модового эхо-сигнала $s(t, \alpha, \beta)$ (α - вектор информативных параметров, β - вектор неинформативных параметров) и шума $n(t, \gamma)$ (γ - вектор параметров шума). Смесь $y(t)$ обладает существенной нестационарностью на интервале зондирования T_0 , но векторы параметров α , β , γ соседних интервалов меняются медленно, по близким закономерностям. Шумовую компоненту $n(t, \gamma)$ соседних интервалов можно считать статистически независимой [1].

Вышеприведенные особенности эхо-сигналов и применяемый в гидроакустике частотный диапазон обуславливает необходимость и возможность регистрации эхо-сигналов на интервале T_0 с последующей цифровой обработкой на универсальной ЭВМ.

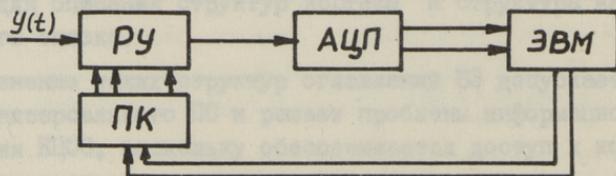


Рис. 1. Включение регулируемого усилителя.

Для согласования динамического диапазона аналого-цифрового преобразователя с амплитудным диапазоном отраженного фильтрованного эхо-сигнала используется предварительный регулируемый усилитель (РУ) с программным цифровым управлением коэффициента усиления К. Упрощенная блок-схема согласования входа АЦП дана на рис. 1.

Расчетные в ЭВМ значения коэффициента усиления K сохраняются в блоке памяти коэффициента (ПК) и регулируемый усилитель (ПУ) сохраняет заданное значение K в течение определенного установленного интервала. Установление подходящего значения коэффициента усиления $K[n]$ n -го цикла зондирования производится на основе анализа выборочных значений $y_{n-1}(k), k \in [1..N]$ ($n-1$) цикла зондирования. С целью обеспечения гибкости и согласованности программы автоматической регулировки усиления (APУ) ПУ допускается определение $K[n]$ по отрезку сигнала $y_{n-1}(k), k \in [1, N]$. Это позволяет подробно анализировать участки отраженного сигнала на интервале зондирования и дает предпосылки к программному изменению коэффициента усиления в течение цикла зондирования.

Временная диаграмма работы APУ приведена на рис. 2.

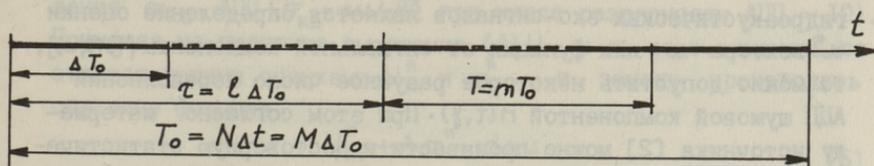


Рис. 2. Временная диаграмма APУ.

Длительности интервала регистрации T_0 (цикла зондирования) соответствует объем выборки $N = T_0 / \Delta t$. Интервал T_0 разделен на равномерные отрезки ΔT_0 , так что $T_0 = M \Delta T_0$.

Для определения коэффициента усиления установлен интервал анализа $T = m T_0$ с задержкой $\tau = l \cdot \Delta T_0; l \in [0..M-1]$ и длительности $m \in [1..M-l]$. На элементарном интервале ΔT_0 анализируется $N_0 = \Delta T_0 / \Delta t$ выборочных значений.

С учетом допустимости достоверной статистической обработки алгоритм APУ можно записать следующим образом:

$$20 \log K [n] - 20 \log K [n-1] = f [d, z_{n-1, T}^*, p_{n-1, T}^*], \quad (I)$$

где d - максимальное возможное значение;

$z_{n-1, T}^*$ - оценка разброса выборочных значений $y_{n-1}[K]$ на интервале T , $n-1$ цикла зондирования;

$p_{n-1, T}^*$ - оценка вероятности переполнения АЦП на заданном интервале.

Нелинейная функция $f(\cdot)$ раскрывается в виде

$$f[d, z_{n-1, T}^*, p_{n-1, T}^*] = \begin{cases} f_1[d/z_{n-1, T}^*], & p^* \leq p_0 \\ f_2[p^*], & p^* > p_0 \end{cases} \quad (2)$$

где p_0 — установленное допустимое значение вероятности переполнения АЦП.

Функция $f[\cdot]$ соответствует увеличению $K[n]$ по отношению к $K[n-1]$, функция же $f_2[\cdot]$ — уменьшению $K[n]$ по отношению к $K[n-1]$ на ΔK раз.

Отметим, что выборочные значения $y[K]$, которые превышают динамический диапазон АЦП регистрируются как максимально допустимые и равные d . Из специальных разделов математической статистики известны алгоритмы обработки при неполных выборках [2]. Так как конечной целью обработки гидроакустических эхо-сигналов является определение оценки α^* вектора α или функции от сигнальной компоненты $f[S(t, \alpha)]$, то можно допустить некоторое разумное число переполнений АЦП шумовой компонентой $n(t, \gamma)$. При этом согласно материалу источника [2] можно произвести и достоверную статистическую обработку чисто шумовой компоненты $n(t, \alpha)$. Программное АРУ позволяет оператору вводить значение $p_0 \in [0 \dots 1]$. Таким образом, для выбора направления изменения K определяется оценка $p_{n-1, T}^*$ вероятности переполнения АЦП на интервале. Допустимый алгоритм оценки

$$p_{n-1, T}^* = \frac{N_n}{N_0 m} \quad (3)$$

где N_n — число переполнений АЦП на T .

Действующее значение σ_1 , отклонения оценки $p_{n-1, T}^*$ от среднего, не превышает величину $1/2 \sqrt{N_0 \cdot m}$ при средних значениях $p_0 \in [10^{-2} - 0,98]$. Малые значения $N_0 m$ приводят к малодостоверной оценке $p_{n-1, T}^*$, при больших же значениях $N_0 m$ наблюдается сильная неравномерность появления переполнений.

При сильном переполнении АЦП в данном случае отсутствуют статистические основания к уменьшению K в зависимости от значений $p_{n-1, T}^*$, поэтому наиболее целесообразным является релейность функции $f_2[\cdot]$ в выражении (2).

Рассмотрим функцию f_1 программного регулирования коэффициента усиления. Функция f_1 носит ступенчатый харак-

тер и зависит от выбора статистики разброса $z_{n-1,T}^*$.

Проанализируем некоторые возможные типы статистик. Как известно [2, 3], согласование входного сигнала с динамическим диапазоном АЦП можно выполнять согласно равенству:

$$U_m + A\sigma = d\Delta u, \quad (4)$$

где U_m - максимальное значение сигнала $s(t, \alpha), t \in T$;
 σ - действующее значение шума $n(t, \gamma)$ на T ;
 Δu - интервал квантования АЦП по амплитуде;
 A - целочисленный коэффициент, обычно $A = 3$.

Очевидно, при различных отношениях сигнал-шум на входе $\rho = U_m/\sigma$ динамический диапазон АЦП плохо используется для сигнальной функции $s(t, \alpha, \beta)$. Последние можно характеризовать отношением $\rho_{кв}$ амплитуды сигнала U_m и шума квантования $\sigma_{кв}$ АЦП ($\sigma_{кв} = \Delta u/\sqrt{12}$ при числе разрядности АЦП ~ 10). Применяя на практике выражение (4) U_m и σ надо заменять соответствующими оценками U_m^* и σ^* и замену производить согласно формуле

$$U_m^* + A\sigma^* = d\Delta u. \quad (5)$$

Как известно (2, 3), несложный алгоритм определения U_m^* , σ^* по формуле (5) получается только при $A = 3$. Тогда при $N_0 \sim 1000$ наблюдаются только одиночные переполнения АЦП.

Использование динамического диапазона АЦП сигналом улучшается, если согласование производить согласно выражению

$$B\sqrt{U_m^2 + \sigma^2} = d\Delta u, \quad (6)$$

где B - некоторый коэффициент, $B \in [1...2]$.

Применяя практически выражение (6), можно определить оценку U_m^{2*} и σ^{2*} и согласование производить по выражению

$$B\sqrt{U_m^{2*} + \sigma^{2*}}. \quad (7)$$

Качество способа согласования входного сигнала с динамическим диапазоном АЦП хорошо задается зависимостью, приведенной на рис. 3. Как видно из зависимости $\rho_{кв} = f(\rho)$, при $A = 3$ согласование по выражению (5) дает всегда лучший результат, чем согласование по выражению (6) при $B \in [1...2]$. При промежуточных значениях B зависимость $\rho_{кв} = f(\rho)$ не выходит за пределы заштрихованной области.

Как известно (4), оценкой \bar{z}^* можно использовать среднее максимальное значение \bar{x}_M из восьми последовательных предварительно сглаженных абсолютных значений выборки $|y_{n-1}[K]|$ на интервале T . Выбор максимального значения из восьми дает значительное приближение к $\bar{z}^* = \sigma_{S+n}^{2*}$ и фиксацию коэффициента B в пределах $[1 \dots 2]$. Для сглаживания абсолютных значений $|y_{n-1}[K]|$ применима однократная процедура медианного скользящего сглаживания в "окне" длительности 3 с последующим скользящим суммированием в "окне" Ханна [3]. При этом не наблюдается переглаживание сигнальной функции $s(t, \alpha)$, а допускаются одиночные чередующиеся переполнения АЦП, вызванные преимущественно шумовой компонентой $n(t, \gamma)$.

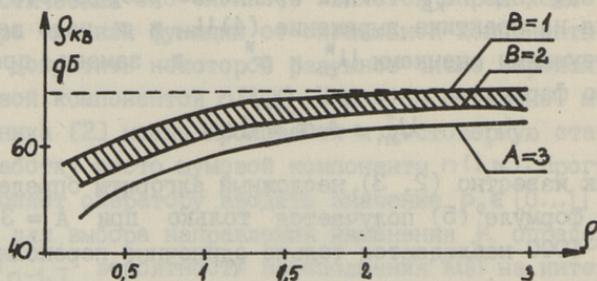


Рис. 3. Сравнение методов подстройки.

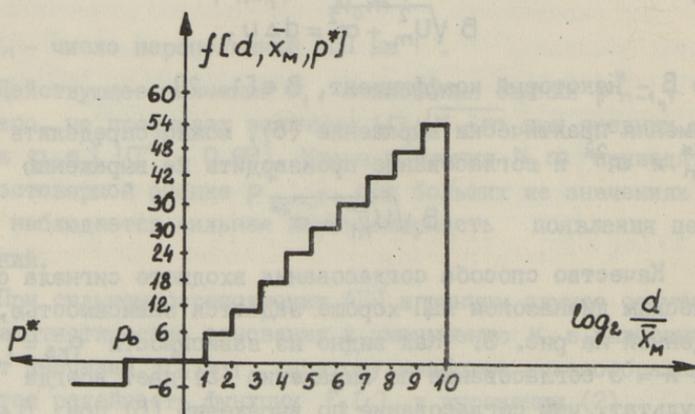


Рис. 4. Дискриминационная характеристика.

Вид функции $f[\cdot]$ при $z_{n-1,T}^* = \bar{x}_m$, $\Delta K = 2$ приведен на рис. 4.

На основе вышеизложенного на кафедре радиотехники ТПИ составлена программа автоматического регулирования коэффициента усиления КТАVR системы спектрально-корреляционного анализа для исследования гидроакустических эхосигналов на базе ЭВМ "Э-60".

Л и т е р а т у р а

1. О л ь ш е в с к и й В.В. Статистические методы в гидролокации. - Л.: Судостроение, 1973.
2. К е н д а л л М. Дж., А. С т ь ю а р т. Статистические выводы и связи. - М.: Наука, 1973.
3. Б у л д а к о в О., К о л л о м У. Исследование процедур скользящего сглаживания: Тез. докл. респ. науч.-техн. конф., посвященной Дню радио. Секция "Цифровая обработка сигналов", 1983.

U. Madar

Some Routines for Automatic Gain Control

Abstract

Two principles for the preamplifier gain control in the presence of a sum of signal and noise on the input of AD-converter are compared. Some conditions for the choice of the program and the discriminant function for the second principle are given.

ОТОБРАЖЕНИЕ БЫСТРОИЗМЕНЯЮЩЕЙСЯ ИНФОРМАЦИИ С ПОМОЩЬЮ МОДЕЛИ ЗАКРАСКИ

Отображения на экране дисплея часто имеют такую степень сложности, что применение трансформации вида (изменение масштаба изображения, вращение или смещение) не дает их четкого представления. Для улучшения восприятия объекта можно использовать алгоритмы удаления невидимых линий либо модели закраски, либо оба поочередно.

На основе модели закраски полученное на экране дисплея отображение является более приемлемым и его возможно получить быстрее, чем при использовании алгоритмов удаления невидимых линий.

Применяя модели закраски вместе с соответствующим методом отображений, можно получить относительно хорошее представление реального объекта без элиминирования невидимых линий. Такой подход позволяет ускорить вычислительный и отображительный процессы.

Модели закраски разной сложности разработаны с целью синтеза на экране дисплея реальных изображений, учитывая при этом геометрию и характеристики поверхности объекта, его местоположение в пространстве и характеристики источников света. Под реалистическим изображением подразумевается отображение, вызывающее у оператора визуальное познание, аналогичное реальному.

В случае, если отображаемая информация представляет собой объект, образованный электрическими сигналами (тело определенности), существующие модели закраски с точки зрения скорости отображения являются неподходящими, так как они не разработаны для этой цели и содержат излишнюю информацию о разных характеристиках объекта и окрестности.

Для получения определенной цели существующие модели закраски также имеют ряд недостатков.

В статье рассматриваются возможности применения существующих моделей закраски для отображения быстроизменяющейся информации в темпе эксперимента на экране цветного дисплея.

Предположим, что интервал между двумя последовательными совокупностями информации, требующими представления, находится в такой степени, которая позволяет применять модели закраски, и совокупность отображаемой информации представляет собой трехмерные изображения средней или малой сложности. Главная цель - не получение абсолютно реального изображения, а представление сигнального изображения на экране цветного дисплея в понятном и приемлемом виде для оператора. Выше приведенные предположения и постановка цели дает возможность применять несложные по вычислению и более быстрые по отображению модели закраски. На основе анализа модели закраски исходной моделью выберем модель Пюнга [1]. Модель учитывает диффузный и зеркальный компоненты отображения света и слитый свет, отражающийся от других объектов окрестности и проходящий через них. Чтобы ускорить вычислительный процесс, введем в модель некоторые упрощения.

Предположим наличие одного точечного источника света, находящегося в бесконечности, т.е. $l = \infty$. Это предположение значительно упрощает вычисления, так как направление вектора на источник света (\vec{L}) остается неизменным для всех точек отображаемого объекта. Точечный источник света в бесконечности определяется величиной интенсивности света источника и одиночным направлением вектора, характеризующим параллельные лучи.

Расстояние наблюдателя от объекта предположим таким большим, чтобы направление вектора \vec{V} , направленного от точки объекта к наблюдателю, можно было считать для всех точек объекта неизменным.

Интенсивность источника света предположим единичной $I_j = 1$.

Учитывая вышеприведенные упрощения, модель закраски примет вид:

$$I = K_d \cdot \cos(Q_{NL}) + K_s \cdot \cos(Q_{NL'})^n + I_a. \quad (I)$$

- где Q_{NL} - угол между нормалью поверхности (\vec{N}) и вектором, направленным на источник света, (\vec{L});
- $Q_{NL'}$ - угол между нормалью поверхности (\vec{N}) и вектором (\vec{L}');
- \vec{L}' - единичный вектор, приложенный к точке отображения и направленный в направлении половины угла между векторами \vec{L} и \vec{V} ;
- \vec{V} - единичный вектор, приложенный к точке отображения и направленный к наблюдателю;
- I - интенсивность света отображаемой точки объекта;
- K_d - коэффициент диффузного рассеивания света материала, $K_d \in (0, 1)$;
- K_s - коэффициент зеркального отражения света материала;
- I_a - интенсивность света окрестности;
- n - степенной коэффициент, характеризующий зеркальное отражение.

Остальные переменные модели K_d, K_s, I_a и n целесообразно определять с помощью моделирования, так как они могут оказаться зависимыми от конкретного вида отображаемого объекта. Моделирование осуществлено с помощью системы отображения ЦВГУ, построенной на базе ЭВМ "Электроника-60". Отображаемым объектом, использованным при моделировании, выбрали математическую функцию $F(x, y, z)$, т.е. объект средней сложности в виде

$$y = 10 \cdot x \cdot \sin x \cdot \sin z / x \cdot z + 0,001.$$

Лучше можно понять отображаемый объект при следующих величинах параметров модели закраски: $K_d = 0,5; K_s = 0,2; n = 2; I_a = 0$.

Как базисная модель Пюнга, так и предлагаемая упрощенная модель предполагает, что перед вычислением интенсивности света у каждой точки отображаемого объекта определены положения нормали поверхности \vec{N} и векторы \vec{L} и \vec{L}' .

В случае, если отображаемый объект имеет небольшую степень сложности, целесообразнее применить модели закраски для крупных частей объекта.

Сущность такого алгоритма заключается в следующем: объект, требующий отображения, разделяется многоугольниками. Многоугольники сначала упорядочиваются в направлении от заднего плана к переднему. Если пары многоугольников не удается достаточно просто упорядочить, то они подразделяются на части до тех пор, пока полученные части не будут упорядочены. Затем многоугольники проецируются и раскрашиваются на экране дисплея в порядке от заднего плана к переднему так, чтобы многоугольники, находящиеся ближе к точке наблюдения, правильно закрывали более удаленные многоугольники без дополнительных вычислений.

Из сущности метода выясняется, что окончательный размер многоугольников является зависимым от сложности объекта, следовательно, и требуемый объем вычислений также зависит от сложности объектов.

В общем, требуемый вычислительный объем на основе этого метода является значительно меньшим по сравнению с алгоритмами удаления невидимых линий.

Итак, для получения достаточно приемлемого и понятного для оператора изображения с относительно небольшим объемом вычислений при представлении быстроизменяющейся информации в темпе эксперимента (информацией являются трехмерные изображения средней или малой сложности) предлагается использовать упрощенную модель закраски с описанным методом представления.

В последующем рассматриваются возможности совершенствования модели закраски, применение которой позволит получить на экране дисплея близкие к реальности изображения. При этом по вычислительному объему и по времени отображения ограничений нет.

Как выяснилось при анализе модели закраски, последующие совершенствованные модели (модель Витта, модель Гринберг-Халла) [2, 3] содержат в алгоритме отдельные члены, которые учитывают отражение и прохождение света от других объектов окрестности. Так как это фактически имеет минимальное влияние на результирующее распределение интенсивности света, их можно считать маловажными и не учитывать в предлагаемой модели. С другой стороны, разработанные предыдущие модели

закраски не учитывают комплексных описаний источника света, его характеристики, как спектральное распределение излучения, геометрия и распределение интенсивности светлоты, а также зависимость отражательных свойств материала объекта от спектрального распределения света. Большинство моделей закраски предполагают наличие точечного источника света, расположенного в бесконечности.

Общеизвестно, что характеристики освещения, отражения и прохождения источников, поверхностей и фильтров являются зависимыми от спектрального состава света. Человеческий глаз чувствителен к длине волн света в пределах 380–800 нм. При этом чувствительность глаза для разной длины волн разная. Если рассматривать объекты и источники света независимо от длины волн света, то отображаемые изображения значительно отличаются от реальных.

Основной предполагаемой модели выберем модель Пюнга [1], но, в отличие от его предположения, будем считать, что источник света не расположен в бесконечности и не является одиночным точечным источником. Учитывая спектральные характеристики объекта и источника света, предлагаемая модель примет вид:

$$I(\lambda) = \sum_{j=1}^l K_d(\lambda)(\vec{N}, \vec{L}_j) I_j(\lambda) + \sum_{j=1}^l K_s(\lambda)(\vec{N}, \vec{L}_j)^n I_j(\lambda) + I_a, \quad (2)$$

где $I(\lambda)$ - вычисляемая интенсивность света отображаемой точки объекта; функция от спектрального распределения света;

$K_d(\lambda)$ - коэффициент диффузного рассеивания света материала объекта; функция спектрального распределения света

$$K_d(\lambda) = K_d \cdot f(\lambda); \quad K_d = \text{const};$$

$K_s(\lambda)$ - коэффициент зеркального отражения света материала объекта; функция от спектрального распределения света

$$K_s(\lambda) = K_s \cdot f(\lambda); \quad K_s = \text{const};$$

$I_j(\lambda)$ - интенсивность источника света; функция спектрального распределения света;

- j - порядковый индекс источников света, находящихся в окрестности;
- I_{α} - суммарная интенсивность света от остальных объектов окрестности.

Полученный результат представляет собой функцию интенсивности от спектрального распределения света. Чтобы полученный результат представить на базе красного, синего и зеленого цветовых компонентов, необходимо осуществить следующие преобразования. На сетчатке глаза человека находятся рецепторы-колбочки, реагирующие соответственно на синий, красный и зеленый цвета. Их чувствительность характеризуется с помощью функций удельных координат, называемых также функциями сложения цветов, $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$, $\bar{b}(\lambda)$ [4]. Воспринимаемое мозгом человека общее опознание является результатом произведения распределения интенсивности света точки объекта на функцию удельных координат. Чтобы получить величины трех основных цветов, необходимо интегрировать полученные произведения по всей длине волн

$$\left. \begin{aligned} R &= \int_{\lambda} I(\lambda) \cdot \bar{r}(\lambda) d\lambda \\ G &= \int_{\lambda} I(\lambda) \cdot \bar{g}(\lambda) d\lambda \\ B &= \int_{\lambda} I(\lambda) \cdot \bar{b}(\lambda) d\lambda \end{aligned} \right\}, \quad (3)$$

где R , G , B - величины интенсивности красного, зеленого и синего цветов.

Для получения реального изображения в модели за-краски необходимо учитывать геометрию источника света, так как это влияет на распределение излучаемого света. По своим конфигурациям и размерам источники света могут быть очень различными: точечный источник, флюоростирующие трубки и т.д. При этом геометрию источника не всегда возможно де-финировать с помощью техники трехмерного моделирования, так как физическая геометрия не совпадает с излученной геомет-рией. Например, некоторые части источника являются не из-лучаемыми. Учитывая вышесказанное и геометрию более распро-страненных источников, определим следующую излучаемую гео-метрию источников света: точечный источник, линейный источ-ник и полевой источник. Под точечным источником понимаем источник, характеризуемый величиной интенсивности, если лучи его выходят из всех направлений. Линейный и полевой источники представим состоящими из точечных источников,

конкретные величины которых определим с помощью техники интегрирования.

Если имеется только один линейный источник, то модель закрашки примет вид:

$$I_n(\lambda) = \int_{\substack{\text{длина} \\ \text{источ.}}} (K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i) I_{ik(\lambda)} + K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i)^n I_{ik(\lambda)}) dx + I_a = \\ = \sum_{i=1}^n (K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i) I_{ik(\lambda)} \cdot \Delta x + K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i)^n I_{ik(\lambda)} \cdot \Delta x) + I_a, \quad (4)$$

где i - порядковый индекс точечных источников в пределах составного источника;

$I_{ik(\lambda)}$ - интенсивность серединного i -ой отрезка составного источника; функция спектрального распределения света;

Δx - длина i -го отрезка составного источника.

Для полевого источника можно писать аналогичную модель, где интенсивность интегрируется по элементарным полям

$$I_n(\lambda) = \int_{m_i} (K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i) I_{mk(\lambda)} + K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i)^n I_{mk(\lambda)}) dA + I_a. \quad (5)$$

Если элементарными полями являются точечные источники, модель примет вид:

$$I_n(\lambda) = \sum_{i=1}^M (K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i) I_{i(\lambda)} + K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_i)^n I_{i(\lambda)}) + I_a, \quad (6)$$

где i - порядковый индекс элементарных полевых источников в пределах составного источника;

$I_{mk(\lambda)}$ - интенсивность серединного i -го отрезка в составном источнике; функция спектрального распределения света;

$I_{i(\lambda)}$ - интенсивность i -го элементарного источника; функция от спектрального распределения света.

Описание источника света в модели закрашки должно содержать распределение интенсивности светлоты. Общеизвестно, что источники света не излучают равномерно во всех направлениях - существуют фокусирующие источники, источники рассеивающего света, источники с внутренним отражателем, которые излучают параллельные лучи в одном направлении, и т.д.

Поэтому реальное распределение интенсивности светлоты может быть очень различным. Для описания ее используются гониометрические диаграммы, которые представляют собой векторное поле на поверхности как функцию относительной интенсивности светлоты от угла. В зависимости от источника света требуется для ее описания одна или две гониограммы.

В настоящей работе высказывается предположение, что распределение интенсивности светлоты описывается с помощью гониометрической диаграммы. Тогда модель закраски, которая учитывает распределение интенсивности светлоты при наличии отдельных точечных источников, примет вид:

$$I(\lambda) = \sum_{j=1}^{\ell} K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_j) I_{j(\lambda, Q)} + \sum_{j=1}^{\ell} K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}'_j)^n I_{j(\lambda, Q)} + I_{\sigma}, \quad (7)$$

где j - порядковый индекс отдельных в окрестности точечных источников;

$I_{j(\lambda, Q)}$ - интенсивность j -го источника; функция спектрального распределения интенсивности света и распределения интенсивности светлоты;

Q - пространственный угол, характеризующий изменение интенсивности светлоты.

В случае линейного источника модель примет вид:

$$I_n(\lambda) = \sum_{j=1}^{\ell} \left(\sum_{i=1}^n K_{d(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}_{ij}) I_{ijk(\lambda, Q)} \cdot \Delta x + \sum_{i=1}^n K_{s(\lambda)}(\vec{N}, \vec{L}'_{ij})^n I_{ijk(\lambda, Q)} \cdot \Delta x \right) + I_{\sigma}, \quad (8)$$

где i - порядковый индекс точечных источников в пределах составного источника;

j - порядковый индекс отдельных в окрестности точечных источников;

$I_{ijk(\lambda, Q)}$ - интенсивность срединного ij -го источника; функция спектрального распределения интенсивности светлоты.

Из вышеприведенных математических формул видно, что при практическом применении моделей закраски требуемый

вычислительный объем является значительно большим, следовательно, больше и время отображения. Если информация, требующая отображения, представляет собой быстроизменяющуюся информацию, отображаемую в темпе эксперимента, то предлагаемые модели использовать нецелесообразно. Особенно, если период повторения процесса является коротким.

А если у нас имеется достаточно вычислительных и временных ресурсов, тогда предлагаемые модели закраски позволяют получить весьма реальные изображения.

Предлагаемые модели учитывают следующие влияющие аспекты.

1. Характеристики источника света:
 - местоположение в пространстве;
 - спектральное распределение интенсивности излучения света;
 - геометрия;
 - распределение интенсивности светлоты.
2. Характеристики объекта:
 - местоположение в пространстве;
 - зависимость диффузного отражения от спектрального распределения интенсивности света;
 - зависимость зеркального отражения от спектрального распределения интенсивности света.
3. Местоположение наблюдателя.
4. Суммарная интенсивность света остальных объектов окрестностей.

Л и т е р а т у р а

1. P h o n g T. Illumination for computer generated images // Communication of ACM. - 1975. - Vol. 18, N 6. - P. 311-320.

2. Whittred J.T. An improved illumination model for shaded display // Communication of ACM. - 1980. - Vol. 23, N 6. - P. 343-349.

3. Greenberg D.P., Hall R.A. A testbed for realistic images synthesis // IEEE Computer Graphics and Applications. - 1983. - N 8. - P. 10-20.

4. Джадд Д., Вышечки Р. Цвет в науке и технике. - М.: Мир, 1978. - 590 с.

O. Loitme

The Application of Color Shading Model for
Presentation of Digital Processing Results
on Display

Abstract

The problems connected with the presentation of information in tempo of experiment on color displays have been discussed in this article.

The color shading model can be applied for this purpose after proper transformation. A formula and an algorithm of presentation are described and some new formulae of color shading for generation of realistic images have been presented.

ВЫБОР ЦВЕТА И ЕГО КОЛИЧЕСТВА ДЛЯ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ НА ДИСПЛЕЕ

Опираясь на выбранный критерий оптимальности цветового кодирования* и учитывая результаты анализа, влияющие на цветовое кодирование факторов [1], можно сделать некоторые выводы:

1) при обработке и представлении быстроизменяющейся информации в темпе эксперимента с помощью вычислительно-отображающей системы для некоторых классов задач (обнаружение или определение местоположения; поиск; опознавание) использование светового кодирования является оптимальным;

2) при выборе конкретных цветов и их количества необходимо учитывать важные влияющие факторы - особенности решаемой задачи, психофизиологические особенности оператора - воздействие цветов на психофизиологическое состояние, а также обеспечиваемые технической реализацией возможности и результаты экономических калькуляций.

В условиях, где информационно-отображающим устройством является цветной дисплей, который охватывает значительную часть поля зрения оператора в течение рабочего дня, и, преследуя цель получить оптимальное кодирование при представлении быстроизменяющихся сигналов в темпе эксперимента, из выделенных факторов самым важным можно считать воздействие цветов на психофизиологическое состояние оператора. Так как отсутствуют непосредственные результаты

* Оптимальным называется цветовое кодирование в том случае, если обеспечивается максимальная надежность и скорость работы оператора по сравнению с другими методами кодирования.

исследований о воздействии цветов на психофизиологическое состояние дисплейного оператора при выборе цветов и их количества для кодирования информации исходит из выводов анализа, проводимого в области физиологии зрительной системы, оптической физики и инженерной психологии.

Основные требования-рекомендации, вытекающие из анализа

- Цвета с короткими длинами волн (например, синие) являются неподходящими для кодирования информации, требующей точного различия.

- Цвета с короткими длинами волн являются подходящими для закрашки фона объекта изображения.

Лучи света, поступающие в глаз, фокусируются от хрусталика на сетчатке. При этом цвета коротких длин волн фокусируются неодинаково по сравнению с цветами длинных длин волн. Так как расстояние фокусирования зависит от длины волн, то при одновременном представлении цвета различной длины волн или при их быстром чередовании лучи коротких волн фокусируются перед сетчаткой глаза.

На сетчатке глаза располагаются рецепторы-столбочки для опознавания светлоты и рецепторы-колбочки для опознавания цвета. При этом различается три вида колбочек - соответственно для опознавания синего, зеленого и красного цвета. Столбочки и колбочки располагаются на сетчатке неравномерно. Колбочек для опознавания синего цвета имеется значительно меньше, чем других, и в большинстве они располагаются на периферийной части сетчатки. Поэтому середина сетчатки малочувствительна к коротковолновым цветам. Кроме этого в хрусталике глаза цвета этих волн впитываются в большей степени, чем остальные.

- Избегать применения цветов близких длин волн, особенно таких, которые отличаются только количеством синего цвета, при одновременном представлении.

Цвета коротких длин волн воспринимаются периферийными частями сетчатки, где отсутствуют рецепторы для восприятия светлоты - столбочки. Поэтому эти цвета трудно различимы.

- Избегать при одновременном представлении сильно насыщенных цветов предельно-противоположной части спектра (например, цветовые пары красный-синий, желтый-пурпурный и др.).

При опознании цвета время перефокусирования зависит не только от длины волн, но и от степени насыщенности. Зависимость является монотонной.

- Для представления элементов, требующих точного различия, целесообразно использовать цвета средней части спектра ($\lambda = 555 \pm 50$ нм). Этими цветами являются: зелено-синий, зеленый, желто-зеленый, желтый и др. Чувствительность человеческого глаза наивысшая к цветам средней части спектра.

- Наилучшая видимость оператору и меньшее утомление его глаз обеспечивается в том случае, если все цвета, находящиеся в поле зрения оператора, имеют яркость одинаковой степени.

При этом используемые цвета не должны быть одинаковой яркости, приводящей к монотонности видимого изображения, ухудшению различия объектов и быстрому утомлению оператора. Также яркость используемых цветов по своей величине не должна быть слишком высокой, так как это утомляет глаза и увеличивает время адаптации при чередовании цветов. Наилучшей величиной яркости цветов для работы оператора считается яркость в пределах от нескольких нитт до нескольких сотен нитт (cd/m^2) [2].

- При учете фактора возраста оператора яркость цветов должна быть высокой, особенно используемых для точного различия.

С возрастом человека пропускная способность хрусталика уменьшается на свету, так как цвета короткой длины волн впитываются нормальным глазом меньше, чем остальные.

- При выборе яркости отображаемых цветов, необходимо учитывать яркость окружающего фона.

Точность восприятия информации является зависимой от соотношения яркости сигнала и яркости фона - от контраста.

Оптимальным является коэффициент контрастности в пределах $K \in (0,65 \dots 0,9)$

$$K = \frac{B_F - B_{об}}{B_F}, \quad (I)$$

где B_F - яркость фона;
 $B_{об}$ - яркость отображаемого объекта.

- При представлении быстроизменяющихся сигналов целесообразно использовать цветовой состав, основанный на цветовом контрасте. Цветовой контраст уменьшает утомление глаза и увеличивает остроту зрения.

При анализе и принятии решений для быстроизменяющихся сигналов приобретает особую значимость время адаптации, так как увеличение продолжительности адаптации приводит к увеличению времени передачи сигнала из глаза в центральную нервную систему и замедляет реакцию оператора.

Время адаптации при использовании цветового контраста меньше, чем при яркостном контрасте. Связано это с тем, что опознание цвета оператором происходит при контрастных других цветах.

- Целесообразно использовать 1-2 контрастных цвета для кодирования объектов, требующих точного различия. Остальные используемые цвета должны быть со значительно меньшим контрастом.

При малых отображаемых объектах использование лишних контрастных цветов приводит к увеличению времени адаптации и утомлению центральной нервной системы.

- Целесообразно при кодировании быстроизменяющихся сигналов использовать цвета, имеющие большую разницу длины волн.

Правильное опознание цветов при их передаче зависит от времени представления. Чем продолжительнее время представления цветового сигнала, тем достовернее опознание. При этом зависимость между точностью опознания и временем отображения у разных цветов имеет разную скорость изменения. Линейная зависимость между величиной длины волн и скоростью изменения опознания отсутствует [3]. В случае, если время ото-

бражения цветовых сигналов становится коротким, то время различия двух последовательных цветов (объектов) является зависимым от разницы длины волн отображаемых цветов. Чем короче разница длины волн цветов, тем больше требуется времени для правильного различия (при $\Delta\lambda < 50$ нм время различия растет до 0,1 с).

- Для отвлечения внимания оператора в некоторых случаях целесообразно отображать информацию в мерцающем виде. При этом наименьшее зрительное утомление получается при частоте мерцания 3-8 Гц [4].

- При отображении реальных объектов целесообразно использовать их реальные цвета, учитывать так называемую цветовую память оператора.

Оператор принимает вместе с цветом также сигналы от объекта, подвергающиеся обработке в мозге, которые могут влиять на восприятие цвета. Когда в поле зрения появится знакомый объект (элемент), то опознание применяемого цвета имеет тенденцию к изменению цвета в направлении, запечатленного в памяти оператора [5].

- При выборе цветов целесообразно учитывать традицию использования цветов: красный - для функции предупреждения, зеленый - для обозначения безопасности, желтый - для обозначения возможной опасности.

- Целесообразно использовать цвета средней длины волн и низкой степени насыщенности - они воздействуют хорошо на самочувствие оператора и улучшают зрение.

Самочувствие оператора зависит от воздействия цветов: возбуждать или успокаивать. Цветами, которые обладают возбуждающим действием являются цвета большой длины волн - красный, желтый, оранжевый. Их называют теплыми цветами. Работая длительное время с такими цветами, испытываешь чувство усталости, апатии и нервозности. Цветами, оказывающими успокоительное воздействие, являются цвета средней длины волн - желтовато-зеленый, зеленый, желтовато-синий. Цвета короткой длины волн - фиолетовый, синий - называются холодными цветами. При длительной работе с ними они причиняют чувство холода и угнетения.

- В случае, когда оператор должен работать в шумных помещениях, при кодировании информации целесообразно использовать цвета светлых тонов, так как серые и темные цветовые тона действуют угнетающе.

При работе в шумных помещениях необходимо учитывать влияние цветовых и шумовых сигналов. Сущность такого явления основывается на взаимосвязи различных органов биологического организма. При наличии шума оператор может воспринимать вместо нужного цвета другой. Выше отмеченные явления не значительны при светлых тонах.

- Оптимальное количество цветов 5-8, которые рекомендуются для цветового кодирования одновременного представления информации или в пределах одной задачи.

При выборе количества цветов, с одной стороны, можно исходить из количества разных объектов (элементов), требующих отображения на экране дисплея. Целесообразно также отдельным цветом отображать цифробуквенный текст. В соответствии с этим, количество применяемых цветов зависит от особенности конкретной задачи и в некоторых случаях может расти слишком быстро. С другой стороны, время информационного поиска ($\tau_{ин}$) состоит из времени перемещения взгляда (t_n) и из времени фиксации взгляда (t_f) по всем элементам изображения (n)

$$\tau_{ин} = \sum_{i=1}^n (t_n + t_f). \quad (2)$$

Из формулы (2) вытекает, что наличие большого количества цветов ведет к увеличению времени адаптации. Также увеличиваются время реакции оператора, усталость глаз и нервной системы. Увеличение времени адаптации является фактором, который необходимо учитывать при обработке и представлении быстроизменяющихся сигналов в темпе эксперимента.

На основе вышеприведенных требований-рекомендаций выбираем конкретные цвета и их количество для кодирования быстроизменяющихся информации в темпе эксперимента на экране дисплея. Выбираем два комплекта цветов, в которых имеется по 8 цветов. Рекомендуемые цвета со своими характерными параметрами (согласно системе МКО I93I x, y, Y) приведены в таблице. Эти рекомендуемые цвета не являются единопра-

Т а б л и ц а

Рекомендуемые цвета для кодирования информации на экране дисплея

I	Координаты цветов в системе МКО I93I Г.						7	8
	x	y	Y	X	Z	Отметки		
1	0,3127	0,3290	100,0	96,04	108,89	белый	D 65	
2	0,456	0,487	70,4	65,918	8,239	средний чистый желтый	$\lambda = 575$ нм, сигнальный цвет, контраст- ный цвет, теплый цвет	
3	0,538	0,320	22,6	37,996	3,199	средний чистый красный	$\lambda = 614$ нм, сигнальный цвет, конт- растный цвет, теплый цвет	
4	0,247	0,440	29,9	16,784	21,269	светлый интенсивный зеленый	$\lambda = 517$ нм	
5	0,210	0,360	19,77	11,532	23,614	средний интенсивный синева- то-зеленый	$\lambda = 497$ нм	
6	0,405	0,420	43,06	41,522	19,940	светлый, умеренный желтовато-горичный	$\lambda = 571$ нм	
7	0,172	0,137	12,9	16,195	65,064	темный умеренный синий	$\lambda = 472$ нм холодный цвет	
8	0,31127	0,3290	0	0	0	черный		
I	0,527	0,407	44,6	57,749	6,232	средний чистый оранжевый	$\lambda = 590$ нм контрастный цвет теплый цвет	

Комплекты № I

2	0,177	0,178	21,1	20,981	76,457	средний интенсивный синий	$\lambda = 478$ нм контрастный цвет, холодный цвет
3	0,337	0,490	53,4	36,726	18,85	светлый интенсивный желтовато- зеленый	$\lambda = 558$ нм
4	0,28	0,23	12,4	15,095	26,417	средний умеренный пурпурный	$\lambda = 557$ нм теплый цвет
5	0,22	0,210	12,0	12,57	32,57	средний умеренный синий	$\lambda = 469$ нм
6	0,530	0,320	12,0	19,876	5,625	средний интенсивный красный	$\lambda = 622$ нм теплый цвет
7	0,339	0,219	22,6	41,175	39,42	темный интенсивный пурпурно- красный	$\lambda = 505$ нм
8	0,440	0,460	30,05	28,74	6,532	темный умеренный желтовато- горчичный	$\lambda = 576$ нм теплый цвет

вильными, но они являются одним из возможных вариантов, которые отвечают установленным требованиям.

Особенностью выбранных комплектов является возможность использовать оба комплекта в пределах одной задачи, сохраняя при этом соответствие предъявленным требованиям. В таком случае нарушается количество оптимальных цветов, но используемые цвета остаются весьма различными.

Рекомендуемые цвета со своими параметрами (x, y, Y МКО 1931) остаются на площади цветности, которая определяется международным телевизионным стандартом для люминофоров. На основе этого цветовые координаты люминофоров ЭЛТ должны удовлетворять условиям: $R (x = 0,640; y = 0,330)$, $G (x = 0,290; y = 0,600)$, $B (x = 0,15, y = 0,06)$. Следовательно, все рекомендуемые нами цвета возможно реализовать на дисплее, разработанном на базе стандартного цветного ЭЛТ.

Так как предлагаемое оптимальное количество цветов относительно мало, то проведение экономических расчетов для определения стоимости памяти не является целесообразным.

Предлагаемые цвета нашли конкретное использование при кодировании информации в проблемно-ориентированном пакете LISC [6].

Л и т е р а т у р а

1. Л о й т м е О.К. Использование цветного кодирования для отображения эхо-сигналов в темпе эксперимента // Тр. Таллинск. политехн. ин-та. - 1986. - № 615. - С. 51-55.

2. Основы инженерной психологии. - М: Высшая школа, 1977. - 335 с.

3. Б е р т у л и с А.В., Ц и к е р м а н П.Н. Ограничения цвета восприятия и использование их в цифровом ТВ // Техника, кино и телевидение. - 1982. - № 90. - С. 53-57.

4. А х м е т о в Д.Х., Д а н и к о в Р.В., Г о р к а е в А.Н. и др. Универсальный графический терминал для исследования взаимодействия оператора с ЭВМ: Малые ЭВМ и устройства графического вывода информации. - Казань: Изд-во Казанского университета, 1976. - С. 66-76.

5. Джадд Д., Вышецки Г. Цвет в науке и технике. - М.: Мир, 1978. - 590 с.

6. Лойтме О.К. Описание программного обеспечения ЦВГУ: Исследование алгоритмов и программ быстродействующей цифровой обработки акустических эхо-сигналов. Отчет о НИР № ГР 01827021717 / ТПИ. - Таллин, 1985. - 97 с.

O. Loitme

The Selection and Amount of Colors for
Presentation of Digital Processing
Results on Display

Abstract

The problems connected with the selection of colors to present information on color display have been discussed in this article.

Some requirements with their basis for color selection are described and two amounts of colors for coding have been presented.

РАСЧЕТ РЕЖИМА ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ МФПЗС МАТРИЧНЫХ
ФОТОЧУВСТВИТЕЛЬНЫХ ПРИБОРОВ С ЗАРЯДОВОЙ СВЯЗЬЮ

Решение задач, связанных с анализом структуры информационного оптического изображения, осуществляется измерительными информационными системами, имеющими в своем составе фотоэлектрические преобразователи, в качестве которых в настоящее время широко используются матричные фотоувствительные приборы с зарядовой связью (МФПЗС) с кадровой организацией считывания информации. Можно выделить следующие фазы функционирования МФПЗС: ожидание, накопление, считывание из секции накопления в секцию хранения, считывание в регистр вывода и вывод. Временные интервалы, соответствующие этим фазам составляют длительность T одного цикла работы МФПЗС:

$$T = t_{\text{ожс}} + t_{\text{н}} + t_{\text{с}} + t_{\text{ср}} + t_{\text{в}}, \quad (1)$$

где $t_{\text{ожс}}$, $t_{\text{н}}$, $t_{\text{с}}$, $t_{\text{ср}}$, $t_{\text{в}}$ - соответственно времена ожидания, накопления, считывания в секцию хранения, считывания в регистр вывода и вывод.

Интервал ожидания свойственен режиму работы МФПЗС, который применяется при регистрации аperiodического кратковременного оптического излучения, причем переход от ожидания к накоплению связан с запуском МФПЗС. Очевидно, что при периодическом режиме работы последнего $t_{\text{ожс}} = 0$ и

$$T = t_{\text{н}} + t_{\text{с}} + t_{\text{ср}} + t_{\text{в}}. \quad (2)$$

Длительность цикла работы T может быть разделена на интервалы накопления, величина которого определяется требованиями конкретной задачи и вывода информации:

$$t_{\text{выб}} = t_{\text{с}} + t_{\text{ср}} + t_{\text{в}}. \quad (3)$$

Одним из составляющих времени $t_{\text{выв}}$ является время считывания t_c , обуславливающее погрешность преобразования оптической информации при наличии посторонней засветки. Наличие ограничений на длительности цикла и вывода, погрешность преобразования оптической информации определяет необходимость установления связи между временными и точностными показателями режима функционирования МФПЗС и параметрами вывода информации с учетом типа применяемого МФПЗС, его структурных данных.

Время считывания t_c может быть определено выражением

$$t_c = \frac{N_c}{f_c}, \quad (4)$$

где N_c - число элементов в столбце МФПЗС;

f_c - частота считывания.

Время t_b определяется выражением

$$t_b = \frac{N_c N_p}{f_b}, \quad (5)$$

где N_p - число элементов выходного регистра МФПЗС;

f_b - частота работы регистра.

Время f_{cp} определяется выражением

$$f_{cp} = \frac{N_c}{f_{cp}}, \quad (6)$$

где f_{cp} - частота считывания информации из секции хранения

в выходной регистр, причем для минимального t_{cp}

при $f_b \geq f_c$ формула (6) примет вид:

$$f_{cp} = \frac{N_c}{f_b}. \quad (7)$$

С учетом формул (4, 5, 7) выражение (2) приведем к виду

$$T = t_n + \frac{N_c}{f_c} + \frac{N_c(1+N_p)}{f_b}, \quad (8)$$

что позволит определить соотношение времен накопления и вывода информации при использовании конкретного МФПЗС.

При расчете режима функционирования МФПЗС, обеспечивающего решения поставленных задач, возникают различные ситуации, связанные с полнотой задания технических показателей, в числе которых имеются или непосредственно, или определяемые расчетным путем по другим техническим параметрам время цикла T , время накопления t_n , время вывода t_b , причем последний обеспечивает согласование скорости вывода

информации из выходного регистра с пропускной способностью тракта обработки сигнала. Выявление возможности функционирования при заданных вышеназванных параметрах обеспечивается расчетом времени $t_{\text{выб}}$, которое, в свою очередь, требует определения значения частоты считывания f_c , обуславливающей погрешность преобразования оптической информации при посторонней засветке.

Частота считывания f_c определяется из формулы (8):

$$f_c = \frac{N_c}{T - t_n - \frac{N_c(1+N_p)}{f_b}}, \quad (9)$$

а в случае расчета по формуле (3) формула (9) принимает вид:

$$f_c = \frac{N_c}{t_{\text{выб}} - \frac{N_c(1+N_p)}{f_b}}.$$

Следует отметить, что получаемое расчетное значение частоты f_c является минимальным, а окончательная ее величина устанавливается исходя из общей погрешности преобразования информации в МФПЭС.

Расчет времени цикла T при заданных временах t_n и t_b требует определения частоты f_c . В большинстве случаев $f_c = \kappa f_b$, где $\kappa = 0, 1, \dots, 5$, тогда

$$T = t_n + \frac{N_c + \kappa N_c(1+N_p)}{\kappa f_b}, \quad (10)$$

где второе слагаемое является временем $t_{\text{выб}}$.

При использовании формул (8) и (10) необходимо определение коэффициента K экспериментальным или эвристическим путем или частоты f_c исходя из допустимой погрешности регистрации оптического излучения.

Для приращения выходного сигнала, соответствующего одному элементу МФПЭС, вследствие посторонней засветки при считывании информации, справедливо выражение

$$\Delta U = N_c \cdot S'_U \cdot E, \quad (11)$$

где E - освещенность МФПЭС;

S'_U - интегральная чувствительность, соответствующая временному режиму функционирования МФПЭС

$$S'_u = S_u \frac{t_H}{t_{HC}},$$

где S_u - интегральная чувствительность при времени накопления t_{HC} , $t_H = 1/f_c$.

При относительной погрешности выходного сигнала δU выражение (II) приводится к виду

$$U_{вых} = \frac{1}{\delta U} \cdot \frac{S_u \cdot N_c}{t_{HC}} \cdot \frac{E}{f_c},$$

где $U_{вых}$ - сигнал на выходе МФЭЭС, откуда

$$f_c = \frac{N_c \cdot S_u \cdot E}{\delta U \cdot U_{вых} \cdot t_{HC}}. \quad (I2)$$

Определение времени цикла T с учетом выражения (I2) производится по формуле (8).

Рассмотрение выражения (I0) показывает, что при $N_p \gg 1$ и $\kappa N_p \gg 1$ (соблюдается при использовании большинства МФЭЭС) оно примет вид:

$$T = t_H + \frac{N_c N_p}{f_b}, \quad (I3)$$

что дает возможность определить искомые величины с достаточной для инженерных расчетов точностью. Выявим величину относительной погрешности, вносимой принятыми допущениями.

В соответствии с формулами (I0) и (I3) погрешность $\Delta T = \Delta t_{вых}$ равна

$$\Delta T = \frac{N_c + \kappa N_c}{\kappa f_b},$$

а относительная погрешность δT :

$$\delta T = \frac{1}{1 + \frac{\kappa N_p}{1 + \kappa}}. \quad (I4)$$

Из выражения (I4) следует, что при увеличении κ относительная погрешность уменьшается и при $\kappa = 0,1$ составляет менее 0,03. Точностные границы применимости формулы (I3) определяются требуемой величиной δT .

Таким образом, с помощью выражений (8, I3), устанавливающих взаимосвязь между структурными параметрами МФЭЭС и параметрами его функционирования, возможно обеспечение режима обработки оптической информации с допустимой погрешностью, а также проведение сравнительного анализа и выбора типа МФЭЭС для решения поставленных задач.

B. Kruming

The Calculation of the Solid State
Image Pickup Device Mode

Abstract

A method of calculation of the solid state image pickup device functioning parameters ensuring information transduction with an assigned error has been proposed.

Т.Я. Анимяги, А.И. Борщевский, О.Э. Кангур

АНАЛИЗ ПРОЦЕССОВ НАГРУЗКИ И ВЫЯВЛЕНИЕ
НЕИСПРАВНОСТЕЙ ГОРОДСКИХ ТАКСОФОНОВ

I. Постановка задачи

Пусть имеется некая техническая система, регистрирующая состояние городских таксофонов. Допустим, что различаются три состояния:

- таксофон свободен (С);
- таксофон занят набором номера и ожиданием разговора (З);
- таксофон занят разговором (Р).

Изменение состояния во времени представляет собой случайный процесс, возможная реализация которого показана на рис. 1.

Характеристики этого процесса зависят от многих детерминированных и случайных факторов, как, например, места его установки, времени суток и дня недели, погоды, пове-

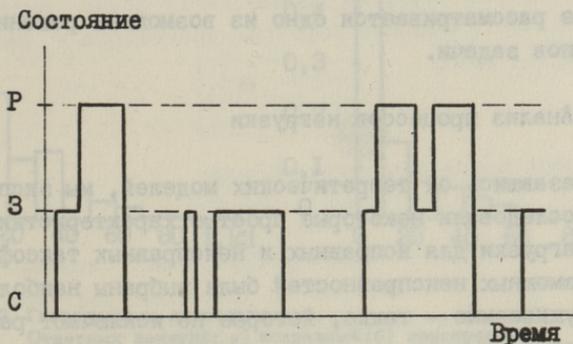


Рис. 1. Случайная реализация процесса нагрузки таксофона.

дения абонентов и т.д. Зависят они и от того, исправен таксофон или нет и какова его неисправность.

Поставим задачу выявления неисправностей таксофонов по наблюдениям за реализациями процессов нагрузки. В зависимости от того, что известно об этих процессах (какова их модель), эта задача может решаться по-разному. В теории телетрафика известен ряд моделей процессов нагрузки — от простейшей пуассоновской до сложных марковских моделей [1, 2]. В источнике [3] описывается метод выявления неисправных приборов телефонной сети, основанный на пуассоновской модели. Он использует измерение нагрузки за определенный период времени. Решение о неисправности принимается на основе отклонения измеренной нагрузки от предполагаемого, среднего значения.

Опыт показал, что статистические методы выявления неисправностей плохо применимы к таксофонам. Дело в том, что процессы нагрузки в них явно нестационарны, а решения о неисправностях необходимо принимать по сравнительно коротким реализациям этих процессов. Поэтому мы отказались от статистического подхода и рассматриваем поставленную задачу как вариант задачи распознавания образов. Ее решение разбивается на следующие этапы:

1. Анализ процессов нагрузки.
2. Выбор признаков распознавания.
3. Конструирование алгоритма.
4. Проверка качества распознавания.

Ниже рассматривается одно из возможных решений первых трех этапов задачи.

2. Анализ процессов нагрузки

Отказавшись от теоретических моделей, мы экспериментально исследовали некоторые простые характеристики процессов нагрузки для исправных и неисправных таксофонов. Среди возможных неисправностей были выбраны наиболее трудно обнаруживаемые — такие, которые не исключают разговоров, а ухудшают слышимость в одном или обоих направлениях. Наблюдались процессы нагрузки в двух таксофонах, расположенных около остановки городского транспорта и магазина. Не-

исправности вводились искусственно. Объем данных - 40 часов записей для исправных и 15 часов для неисправных таксофонов - достаточен для выявления различий характеристик.

Некоторые результаты эксперимента - гистограммы распределений длительностей состояний - показаны на рис. 2 и 3.

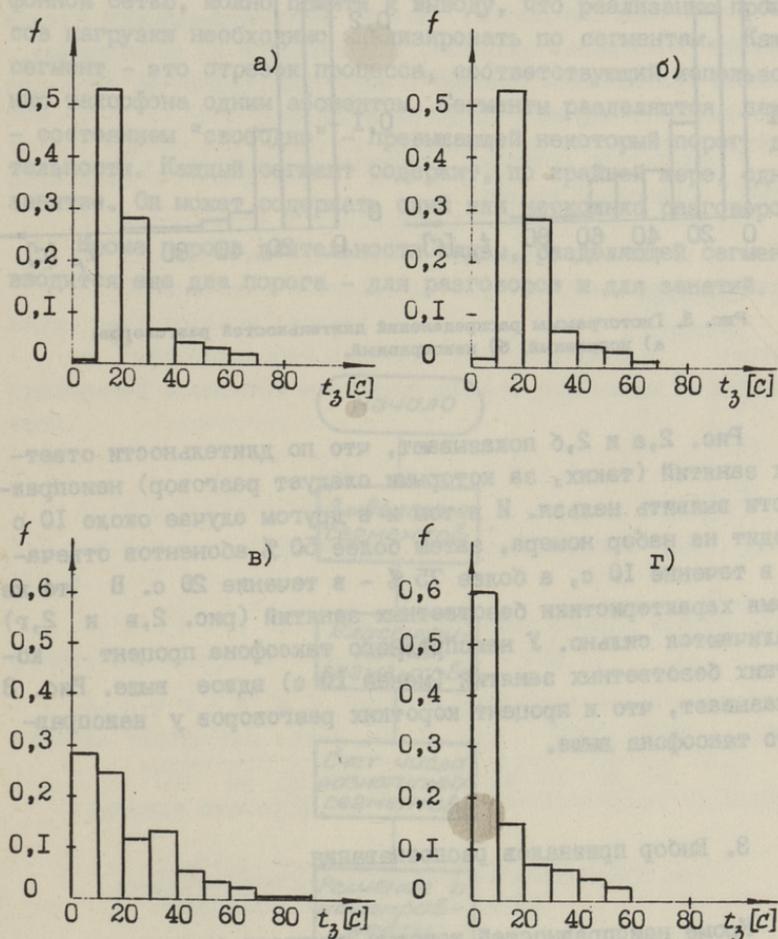


Рис. 2. Гистограммы длительностей.

Ответных занятий: а) исправный; б) неисправный.

Безответных занятий: в) исправный; г) неисправный.

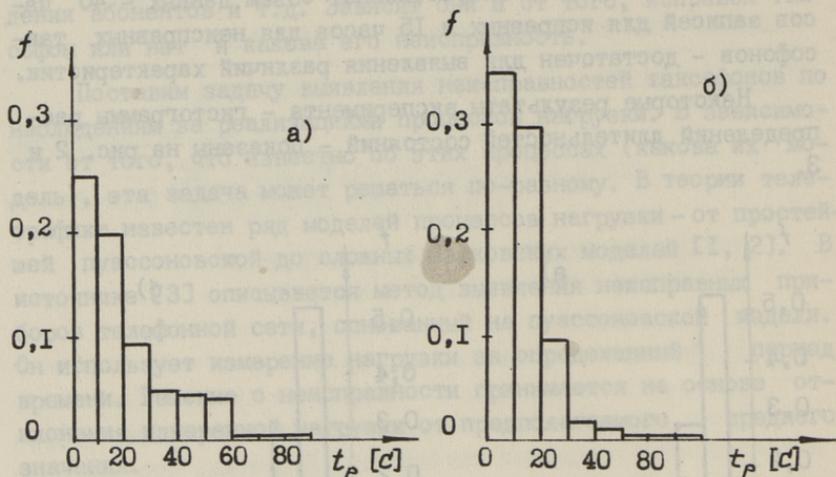


Рис. 3. Гистограммы распределений длительностей разговоров: а) исправный; б) неисправный.

Рис. 2, а и 2, б показывают, что по длительности ответных занятий (таких, за которыми следует разговор) неисправности выявить нельзя. И в том и в другом случае около 10 с уходит на набор номера, затем более 50 % абонентов отвечают в течение 10 с, а более 75 % - в течение 20 с. В то же время характеристики безответных занятий (рис. 2, в и 2, г) различаются сильно. У неисправного таксофона процент коротких безответных занятий (менее 10 с) вдвое выше. Рис. 3 показывает, что и процент коротких разговоров у неисправного таксофона выше.

3. Выбор признаков распознавания

Кроме неисправностей, которые ухудшают слышимость, необходимо учесть и те, которые не допускают разговоров и даже занятий. С учетом изложенного, отсюда вытекают четыре признака, по которым можно выявить неисправные таксофоны:

- 1) процент коротких разговоров выше допустимого;

- 2) процент коротких занятий выше допустимого;
- 3) нет разговоров;
- 4) нет занятий.

4. Конструирование алгоритма

Рассматривая процесс взаимодействия абонентов с телефонной сетью, можно прийти к выводу, что реализацию процессов нагрузки необходимо анализировать по сегментам. Каждый сегмент – это отрезок процесса, соответствующий использованию таксофона одним абонентом. Сегменты разделяются паузой – состоянием "свободно" – превышающей некоторый порог длительности. Каждый сегмент содержит, по крайней мере, одно занятие. Он может содержать один или несколько разговоров.

Кроме порога длительности паузы, разделяющей сегменты, вводится еще два порога – для разговоров и для занятий.



Рис. 4. Алгоритм распознавания нецелесообразностей.

Сегменты разделяются на четыре класса:

- 1) содержит хотя бы один разговор нормальной длительности;
- 2) содержит только короткие разговоры;
- 3) не содержит разговоров, содержит занятие нормальной длительности;
- 4) содержит только короткие занятия.

Затем подсчитывается, сколько сегментов каждого класса содержит реализация процесса, определяется их соотношение. Наконец, принимается решение о виде неисправности. Отдельно нужно выделить случаи, когда занятий нет.

В результате получаем алгоритм распознавания неисправностей, показанный на рис. 4.

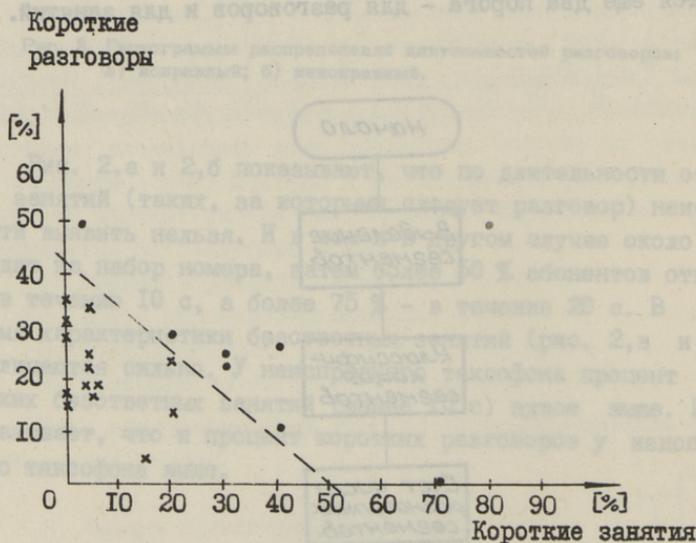


Рис. 5. Диаграмма соотношения разнотипных сегментов:

- x исправный ;
- неисправный .

Для иллюстрации возможности выявления неисправных таксонов описанным способом приведена диаграмма на рис. 5. По осям отложены доли сегментов соответствующего класса в

общем числе сегментов. Каждая точка соответствует записи процесса нагрузки в течение 1,5 часов при нагрузке 0,15-0,5 Эрл. Пороги выбраны следующие: для паузы 10 с, для разговора 14 с, для занятия 8 с. Видно, что решающее правило, изображенное пунктирной линией, обеспечивает для этих данных полное разделение исправных и неисправных тексофонов.

5. Заключение

Приведенный алгоритм выявления неисправностей таксофонов прост и, судя по первым результатам, достаточно эффективен. Однако ряд вопросов окончательно не решен и требует дальнейшего исследования, в том числе:

1. Выбор числа и типов различаемых неисправностей.
2. Определение наилучшего решающего правила.
3. Определение оптимальных порогов для длительностей пауз, разговоров и занятий.
4. Выбор критерия качества распознавания с учетом требований абонентов и обслуживающего персонала телефонной сети.

Л и т е р а т у р а

1. Л и в ш и ц Б.С., П ш е н и ч н и к о в А.П., Х а р к е в и ч А.Д. Теория телетрафика.-М.: Связь, 1979.- 224 с.
2. Б е н е ш В.Э. Математические основы теории телефонных сообщений.-М.: Связь, 1968. - 292 с.
3. К у у с к Э.Э. Метод определения технического состояния телефонных сетей. Канд. дис., МЭИС, 1982. - 174 с.

T. Animägi, A. Borshchevsky, O. Kangur

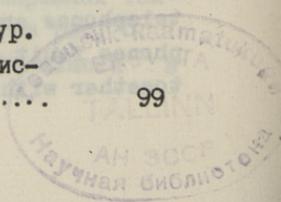
Traffic Processes Analysis and Fault Detection of Coin Telephones

Abstract

Some experimental data on traffic processes of coin telephones are given. A simple algorithm for coin telephones fault detection by means of traffic observations together with the first results of its use are described.

С о д е р ж а н и е

1.	Ю.П. Рятсеп, Я.А. Ратассепп. Классификация сигналов в реальном масштабе времени.....	3
2.	У.А. Нийнсалу. Моделирование пространственной обработки сигналов.....	7
3.	У.К. Мадар, Т.И. Трумп. Спектры Уолша радиотехнических сигналов.....	12
4.	П.Э. Мартверк, А.И. Рая. Об оценке эффективного значения периодического сигнала.....	17
5.	Э. Мюллер. Обзор методов обнаружения изменений в статистических свойствах случайных процессов.....	24
6.	Э. Мюллер. Применение алгоритмов сегментации временных рядов при гидроакустических исследованиях морского дна.....	35
7.	А.А. Мейстер. Расчет и свойства авторегрессионной оценки спектральной плотности.....	47
8.	В.Л. Аллик, А.А. Мейстер. О применении адаптивной авторегрессионной модели.....	54
9.	Т.И. Лумберг. Особенности долговременного хранения информации в комплексах цифровой обработки сигналов.....	63
10.	У.К. Мадар. Программное автоматическое регулирование коэффициента усиления.....	68
11.	О.К. Лойтме. Отображение быстроизменяющейся информации с помощью модели закраски.....	74
12.	О.К. Лойтме. Выбор цвета и его количества для представления результатов цифровой обработки на дисплее.....	84
13.	Б.А. Круминг. Расчет режима функционирования МФПЭС матричных фоточувствительных приборов с зарядовой связью.....	94
14.	Т.Я. Анимяги, А.И. Борщевский, О.Э. Кангур. Анализ процессов нагрузки и выявление неисправностей городских таксофонов.....	99



№ 638

TALLINNA POLÜTEHNILISE INSTITUUDI TOIMETISED

ТРУДЫ ТАЛЛИНСКОГО ПОЛИТЕХНИЧЕСКОГО ИНСТИТУТА

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ И ХРАНЕНИЯ
РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Радиотехника XIV

УДК 621. 372

Классификация сигналов в реальном масштабе времени.

Рятсеп Ю.П., Ратассеп Я.А. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 3-6.

Описан метод классификации сигналов в реальном масштабе времени, базирующийся на декомпонировании значений признаков сигнала и формировании идентификатора сигнала.

Рисунков - 1, библиографических наименований - 2.

УДК 621.372

Моделирование пространственной обработки сигналов.

Нийнсалу У.А. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 7-11.

В статье описывается алгоритм обработки пространственных сигналов и предлагается структура моделирующих программ. Моделирование осуществляется на основе сигналов, полученных после квадратурного детектирования пространственных колебаний. При адаптивной обработке сигналов нужно в структуру программ подключить соответствующие программы.

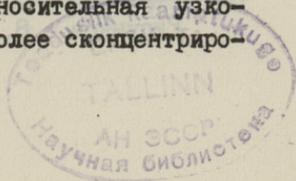
Рисунков - 3, библиографических наименований - 2.

УДК 621.391.1

Спектры Уолша радиотехнических сигналов. Мадар У.К.,

Трумп Т.И. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 12-16.

В данной работе даны обобщения о спектрах Уолша радиотехнических сигналов пяти классов. Относительная узкополосность не превышает $\Delta f / f_0 \leq 0,2$. Наиболее сконцентриро-



709
ванными оказались спектры Уолша с упорядочением по Адамару для сигналов с фазовой модуляцией с функциями Уолша.

Библ. наименований - 2.

УДК 621.373.42

Об оценке эффективного значения периодического сигнала. - Мартверк П.Э., Рая А.И. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 17-23.

В статье рассматриваются алгоритмы оценки эффективно-го значения полигармонического сигнала на фоне аддитивного белого шума.

Для исключения неопределенностей в оценке применяется метод регуляризаций.

Рисунков - 1, библ. наименований - 4.

УДК 621.391

Обзор методов обнаружения изменений в статистических свойствах случайных процессов. Мюллер Э. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 24-34.

Рассмотрены основные параметрические и непараметрические методы определения границ квазистационарных сегментов при анализе нестационарных случайных процессов.

Таблиц - 1, библ. наименований - 31.

УДК 621.391

Применение алгоритмов сегментации временных рядов при гидроакустических исследованиях морского дна. Мюллер Э. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 35-46.

Приводятся результаты исследования алгоритма определения границ квазистационарных сегментов в отраженном гидроакустическом сигнале. Использован адаптивный NGRAD-алгоритм, позволяющий рассчитать AP-коэффициенты и энергию ошибок предсказания.

Рисунков - 8, библ. наименований - 6.

УДК 621.372

Расчет и свойства авторегрессионной оценки спектральной плотности. Мейстер А.А. – Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 47-53.

Коротко описаны процедуры расчета коэффициентов авторегрессионной модели сигнала исходя из автокорреляционной функции или значений сигнала. Рассмотрены свойства оценок плотности мощности.

Рисунков – 1, библиографических наименований – 6.

УДК 621.372

О применении адаптивной авторегрессионной модели. Аллик В.Л., Мейстер А.А. – Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 54-62.

Рассматривается адаптивная решетчатая структура авторегрессионной модели, коэффициенты которой находятся методом наименьших квадратов. Приводятся некоторые результаты исследования переходных процессов с моделированными нестационарными сигналами.

Рисунков – 4, библиографических наименований – 3.

УДК 621.372:681.3

Особенности длительного хранения информации в комплексах цифровой обработки сигналов. Лумберг Т.И. – Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 63-67.

В статье рассматриваются особенности комплексов цифровой обработки сигналов реального времени.

Описываются возможности создания базы эксперимента для длительного хранения информации, полученной после проведения эксперимента.

Рисунков – 2, библиографических наименований – 2.

УДК 621.321

Программное автоматическое регулирование коэффициента усиления. Мадар У.К. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 68-73.

В настоящей работе рассматриваются возможности регулирования коэффициента усиления предварительного усилителя для согласования входного сигнала с динамическим диапазоном АЦП. Даются практические указания к разработке программы регулирования последнего с учетом дальнейшей цифровой обработки смеси сигнала и шума.

Рисунков - 4, библиографических наименований - 3.

УДК 681.3.06:621.3

Отображение быстроизменяющейся информации с помощью модели закраски. Лойтме О. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 74-83.

В работе рассматриваются вопросы, связанные с использованием модели закраски при представлении результатов цифровой обработки на дисплее.

Исследуется возможность использовать модель закраски для отображения быстроизменяющейся информации в темпе эксперимента и возможность усовершенствования модели закраски.

Представляются конкретные формулы модели закраски, рекомендуемые для применения.

Библиографических наименований - 4.

УДК 681.328.23

Выбор цвета и его количества для представления результатов цифровой обработки на дисплее.

Лойтме О.К. - Труды Таллинского политехнического института, 1987, № 638, с. 84-93.

В работе рассматриваются аспекты, которые являются основными при выборе цветов для оптимального кодирования.

Представляется конкретный состав цветов, рекомендуемый для применения при отображении результатов цифровой об-

работки в темпе эксперимента на экране дисплея.

Таблиц - I, библиографических наименований - 6.

УДК 621.397.9

Расчет режима функционирования МФПЭС матричных
фоточувствительных приборов с зарядовой связью.

Крумлинг Б.А. - Труды Таллинского политехнического
института, 1987, № 638, с. 94-98.

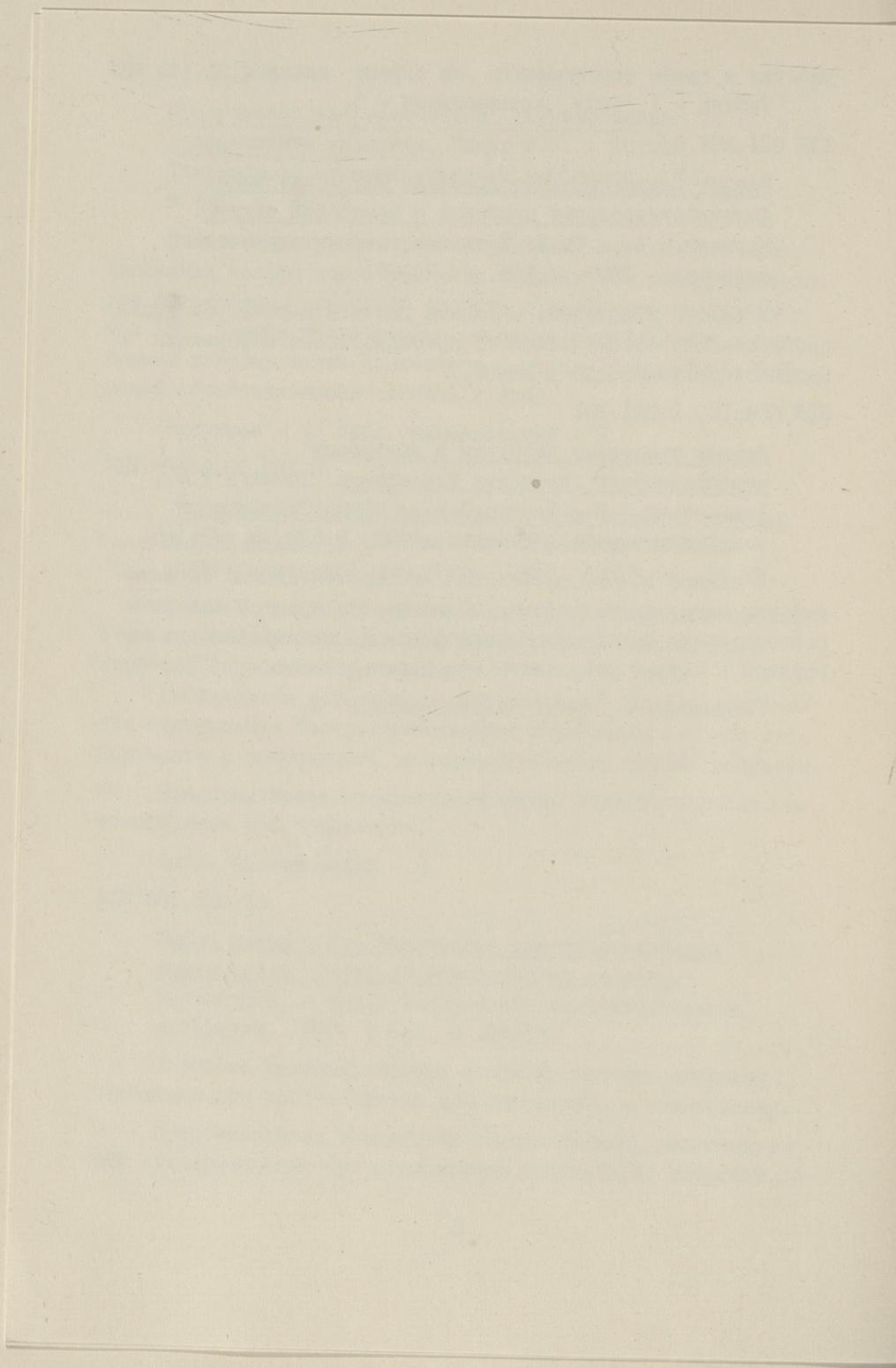
В работе предложена методика расчета параметров функционирования, обеспечивающего преобразование информации с заданной погрешностью в МФПЭС.

УДК 654.153.2:621.391

Анализ процессов нагрузки и выявление
неисправностей городских таксофонов. Анимяги Т.Я.,
Борщевский А.И., Кангур О.Э. - Труды Таллинского
политехнического института, 1987, № 638, с. 99-105.

В данной статье приводятся экспериментальные характеристики нагрузки таксофонов. Описывается простой алгоритм распознавания неисправных таксофонов по наблюдениям за нагрузкой и первые результаты его использования.

Рисунков - 5, библиографических наименований - 3.





EESTI AKADEEMILINE RAAMATUKOGU



1 0200 00082372 8

Цена 1.10