На правах рукописи

ЕГОРОВ Алексей Владимирович

ПРОЦЕДУРЫ ОБУЧЕНИЯ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ СТАЦИОНАРНЫХ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ В РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ В УСЛОВИЯХ АПРИОРНОЙ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Специальность 05.12.04 –

«Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения»

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Рязань – 2006

Работа выполнена на кафедре радиоуправления и связи ГОУВПО «**Рязанский государственный радиотехнический университет**»

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент **Паршин Валерий Степанович**

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор **Латышев Вячеслав Васильевич**;

кандидат технических наук, доцент **Андреев Владимир Григорьевич**

Ведущая организация: **ОАО «Корпорация Фазотрон-НИИР»** **НИИ «Рассвет»**

Защита состоится 16 февраля 2007 г. в 12 часов на заседании диссертационного совета Д212.211.04 в Рязанском государственном радиотехническом университете по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1.

Отзывы в двух экземплярах, заверенные печатью учреждения, просьба присылать по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1, Ученый совет РГРТУ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ГОУВПО РГРТУ.

Автореферат разослан 27 декабря 2006 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
кандидат технических наук, доцент А.Г. Борисов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Одним из путей расширения функциональных возможностей современных радиотехнических систем (РТС) и комплексов является внедрение в их состав устройств и алгоритмов распознавания сигналов, изображений и объектов. Ключевую роль в статистической теории распознавания занимают работы Ф. Розенблатта, Р. Гонсалеса, Дж. Ту, Ш. Закса, Э. Лемана, К. Фу, К. Фукунаги, Б.Р. Левина, В.Г. Репина, Г.П. Тартаковского, Я.А. Фомина, Г.Р. Тарловского, А.Л. Горелика, В.А. Скрипкина и др.

В ряде исследований, в частности в работах В.А. Омельченко, В.В. Савченко, показано, что распознавание стационарных случайных сигналов (ССС), являющихся реализациями скалярных и векторных случайных процессов, отличающихся вторыми моментными функциями, целесообразно проводить в спектральной области. Это позволяет значительно сократить признаковое пространство, упростить решающее правило, а в результате ускорить процесс вычислений и принятия решения. Синтез алгоритмов распознавания в спектральной области базируется на статистической теории спектрального анализа, развитой в трудах Г. Дженкинса, Д. Ваттса, Д. Бриллинджера, М. Дж. Кендалла, А. Стьюарта, С.Л. Марпла, Ю.И. Грибанова, В.Л. Малькова, В.Г. Алексеева и др.

Одной из проблем разработки устройства принятия решения в составе РТС является то, что реализация заданного классификатора практически не выполнима, поскольку сведения о распознаваемых сигналах могут быть получены лишь на основе оценки статистических характеристик обучающей выборки ограниченного объема. Обучение решающего правила в условиях априорной неопределенности рассматривалось В.И. Васильевым, А.Г. Ивахненко, В.Н. Вапником, А.Я. Червоненкисом и др. Зависимость вероятности ошибки от объема обучающей выборки оценена в монографии Я.А. Фомина, Г.Р. Тарловского применительно к распознаванию нормальных совокупностей. Однако не решена задача определения объема обучающей выборки, необходимого для обеспечения заданной вероятности ошибки; отсутствуют рекомендации по выбору метода спектрального оценивания на этапе обучения, обеспечивающего минимальную ошибку решения при фиксированном объеме обучающей выборки в случае распознавания в спектральной области.

Функционирование ряда РТС сопровождается помехами такого уровня, который приводит к полной потере информативной составляющей сигнала на некоторых интервалах времени, что эквивалентно пропускам наблюдений. Причинами пропусков являются также программные прерывания, нарушения в тракте приема и регистрации сигнала. Это требует разработки процедур, снижающих влияние данного рода помех на вероятность принятия решения.

Несмотря на значительный рост производительности цифровых устройств остаются актуальными вопросы синтеза максимально эффективных с точки зрения вычислительных и аппаратных затрат алгоритмов распознавания. Известно, что применение бинарного квантования позволяет упростить аппаратную часть устройства обработки сигнала, поэтому разработка алгоритма распознавания векторного бинарно квантованного ССС приведет к значительному выигрышу в программно-аппаратных затратах на его реализацию.

Следовательно, при разработке алгоритмов и устройств распознавания ССС возникает ряд задач, решение которых позволит значительно повысить эффективность функционирования РТС.

Цель работы. Разработка процедур обучения алгоритма распознавания стационарных случайных сигналов, различающихся корреляционными связями при априорной параметрической неопределенности; его адаптация к воздействию мощной импульсной помехи, приводящей к пропускам наблюдений; а также синтез алгоритма распознавания векторных ССС при их бинарном квантовании, минимизирующего требования к вычислительным и аппаратным затратам на его реализацию в РТС.

Для достижения поставленной цели в работе решены следующие **задачи.**

1. Разработка процедуры оценки значений весовых коэффициентов решающего правила, обеспечивающей снижение вероятности ошибки в условиях априорной параметрической неопределенности при распознавании ССС по выборочной спектральной плотности мощности (СПМ).
2. Выбор и анализ методов, позволяющих снизить влияние помех, приводящих к пропускам наблюдений в контрольной реализации, на достоверность распознавания. Разработка процедуры, обеспечивающей с учетом статистических характеристик распознаваемых сигналов и помех компенсацию влияния пропусков наблюдений на вероятность ошибки.
3. Синтез и анализ решающего правила, использующего бинарное квантование векторного ССС и минимизирующего программно-аппаратные затраты на его реализацию. Адаптация решающего правила для бинарно квантованных сигналов к статистическим характеристикам аддитивного шума.
4. Распознавание пространственно-временных ССС (ПВССС) по двумерной СПМ при ограниченном объеме обучающей выборки.

Методы исследования. При решении поставленных задач использовался математический аппарат теории случайных процессов, статистической радиотехники, теории принятия решений, спектрального анализа сигналов. Теоретические методы сочетались с экспериментальными исследованиями на основе имитационного моделирования, а также натурного эксперимента.

Научная новизна. В рамках диссертационной работы получены следующие новые научные результаты.

1. Предложены процедуры обучения, позволяющие эффективным образом оценивать значения параметров решающего правила в условиях априорной параметрической неопределенности при распознавании ССС по СПМ.
2. Предложены и обоснованы процедуры, обеспечивающие снижение влияния импульсных помех, приводящих к пропускам наблюдений, на вероятность принятия решения.
3. Синтезировано решающее правило, получены выражения для параметров отношения правдоподобия и его распределения при распознавании бинарно квантованных векторных ССС. Получено выражение для плотности распределения оценки корреляционной матрицы бинарно квантованного векторного ССС.

Практическая ценность. Полученные результаты позволяют минимизи-

ровать объем обучающей выборки и повысить вероятность принятия правильного решения в условиях априорной параметрической неопределенности; повысить помехоустойчивость устройств распознавания посредством адаптации их к присутствию в сигнале импульсных помех, приводящих к пропускам наблюдений; создать эффективные с точки зрения аппаратных и вычислительных затрат устройства распознавания ССС, обеспечив улучшение показателей РТС.

Часть приведенных результатов получена при выполнении НИР №17-96 Г «Автоматизация диагностики состояния пациентов по данным электроэнцефалографии», в которой автор являлся ответственным исполнителем.

Результаты диссертационной работы внедрены в разработки ОАО «Энергобаланс-Рязань», ООО ЦМП «Истоки здоровья», в учебный процесс РГРТУ, планируются к применению при модернизации радиолокационной аппаратуры в ОАО завод «Красное Знамя», что подтверждено соответствующими актами.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Процедура оценки значений параметров решающего правила, обеспечивающая при ограниченном объеме обучающей выборки снижение вероятности ошибки распознавания ССС по выборочной СПМ. При обучающей выборке, состоящей из одной реализации для каждого из классов, достигается снижение вероятности ошибки в 1.2÷4 раза в зависимости от вида СПМ распознаваемых сигналов.
2. Процедура, позволяющая оценить необходимый для достижения заданной вероятности ошибки распознавания объем обучающей выборки и снижающая его величину в 2÷10 раз для выбранных моделей сигналов по сравнению с обучением на основе усреднения по ансамблю несглаженных оценок СПМ.
3. Процедура распознавания ССС по выборочной СПМ, позволяющая снизить влияние импульсных помех и пропусков наблюдений в контрольной реализации на вероятность ошибки решения в 1.2÷3 раза в зависимости от СПМ распознаваемых сигналов и характеристик помех.
4. Алгоритм распознавания векторных ССС при их бинарном квантовании, обеспечивающий сокращение числа вычислительных операций пропорционально квадрату размерности вектора и значительное упрощение аппаратной части устройства распознавания, а также решающее правило, адаптивное к характеристикам аддитивного шума.

Апробация работы. Основные результаты и положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях и семинарах: Украинская республиканская школа-семинар “Вероятностные модели и обработка случайных сигналов и полей”, Черкассы, ЧФКПИ, 1991 г.; 2, 3, 7-я МНТК “Распознавание”, Курск, КГТУ, 1995, 1997, 2005 гг.; Международный конгресс “Медицинские технологии на рубеже веков”, Тула, 1998 г.; 37-я НТК, посв. 50-летию РГРТА, Рязань, РГРТА, 2002 г.; МНТК, посв. 80-летию гражданской авиации России, Москва, МГТУ ГА, 2003 г.; научная сессия РНТОРЭС им. А.С. Попова, Москва, 2005 г.; 2-й международный РЭ форум “Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития”, Харьков, АПНПРЭ, ХНУРЭ, 2005 г.; 14-я МНТК “Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций”, Рязань, РГРТА, 2005 г.

Публикации. Материалы диссертации опубликованы в 22 научных работах, из них 9 статей, среди которых 4 в журналах из перечня, рекомендованного ВАК РФ для публикации результатов диссертационных работ; 12 текстов и тезисов докладов на конференциях; 1 отчет по НИР.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, библиографии из 235 наименований, 6 приложений. Содержание работы изложено на 260 стр., в том числе основного текста 149 стр., 92 иллюстраций, выполненных на 38 стр., и 46 стр. приложений.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы, сформулированы цель и задачи работы, даны положения, выносимые на защиту, определен круг вопросов, касающихся решения поставленных задач.

В первой главе проведен анализ алгоритма принятия решения в спектральной области в условиях параметрической априорной неопределенности, заключающейся в ограниченном объеме обучающей выборки. Известно, что решающее правило, реализующее логарифм отношения правдоподобия при распознавании по СПМ, имеет вид:

$$\varphi\left\{\hat{G}(\omega)\right\}=\ln\left[\Lambda\left(\hat{G}(\omega)\right)\right]=\sum_{i=1}^{N/2}\hat{G}(\omega_i)\left[\frac{1}{\overline{G}_2(\omega_i)}-\frac{1}{\overline{G}_1(\omega_i)}\right]-\sum_{i=1}^{N/2}\ln\frac{\overline{G}_1(\omega_i)}{\overline{G}_2(\omega_i)}\gtrless 0, \qquad (1)$$

где $\overline{G}_1(\omega_i)$ и $\overline{G}_2(\omega_i)$ - оценки СПМ распознаваемых процессов гипотезы и альтернативы, определяемые по обучающей выборке, состоящей из K реализаций ССС; $\hat{G}(\omega)$ - выборочная СПМ контрольной реализации; N - количество отсчетов в контрольной реализации ССС. Во многих практических приложениях, таких как диагностика оборудования, находящегося в экстремальных режимах работы, выявление редких природных явлений и патологических состояний биологических объектов объем обучающей выборки ограничен несколькими реализациями, а стоимость получения каждой дополнительной реализации весьма высока. Поэтому для получения оценок СПМ, функциями от которых являются весовые коэффициенты решающего правила, следует выбрать оптимальную с точки зрения вероятности ошибки и стоимости получения каждой дополнительной эталонной реализации процедуру обучения. При этом применимы классические методы спектрального оценивания, такие как усреднение выборочных СПМ по ансамблю реализаций в случае, когда обучающая выборка состоит из K>1 реализаций для каждого из распознаваемых классов, и сглаживание выборочной СПМ спектральными окнами в случае K=1;

$$\overline{G}_{1(2)}(\omega_i)=\sum_{i=1}^{K}\hat{G}_{1(2)}(\omega_i)/K, \ (2а) \quad \overline{G}_{1(2)}(\omega_i)=\sum_{j=N/2}^{N/2}V(\omega_j)\hat{G}_{1(2)}(\omega_{i-j}), \ i=0\div N/2, \ (2б)$$

где $V(\omega_j)$- оконная функция для сглаживания в спектральной области.

Для определения спектрального окна, обеспечивающего минимальную ошибку распознавания, а также объема обучающей выборки, необходимого для достижения заданной вероятности принятия решения, проведен анализ решающего правила. При гауссовой аппроксимации распределения логарифма отношения правдоподобия вероятность ошибки может быть оценена как

$$P = 1 - F\left\{ E\left[\varphi\left\{\hat{G}(\omega)\right\}_{S_2} \right] / \left(D\left[\varphi\left\{\hat{G}(\omega)\right\}_{S_2} \right] \right)^{1/2} \right\} + F\left\{ E\left[\varphi\left\{\hat{G}(\omega)\right\}_{S_1} \right] / \left(D\left[\varphi\left\{\hat{G}(\omega)\right\}_{S_1} \right] \right)^{1/2} \right\}, \quad (3)$$

где F(.) - интеграл Лапласа, S_1, S_2 обозначают гипотезу и альтернативу. В работе показано, что среднее и дисперсия логарифма отношения правдоподобия могут быть вычислены с использованием выражений:

$$E\left[\varphi\left\{ \hat{G}(\omega)\Big|_{S_1,S_2} \right\} \right] = \sum_{i=1}^{N/2} \left(\frac{U}{U-1} G_{1,2}(\omega_i) \left[\frac{1}{\overline{G}_2(\omega_i)} - \frac{1}{\overline{G}_1(\omega_i)} \right] - \ln \frac{\overline{G}_1(\omega_i)}{\overline{G}_2(\omega_i)} \right), \quad (4а)$$

$$D\left[\varphi\left\{ \hat{G}(\omega)\Big|_{S_1,S_2} \right\} \right] = \sum_{i=1}^{N/2} \left\{ \frac{2G_{1,2}^2(\omega_i)U^2}{(U-1)^2(U-2)} \left[\frac{1}{\overline{G}_2^2(\omega_i)} + \frac{1}{\overline{G}_1^2(\omega_i)} \right] + 2\psi(U) + \right.$$

$$\left. + \frac{2G_{1,2}^2(\omega_i)U^2}{(U-1)^2} \left[\frac{1}{\overline{G}_2(\omega_i)} - \frac{1}{\overline{G}_1(\omega_i)} \right]^2 - \frac{2G_{1,2}(\omega_i)U}{(U-1)^2} \left[\frac{1}{\overline{G}_2(\omega_i)} + \frac{1}{\overline{G}_1(\omega_i)} \right] \right\}, \quad (4б)$$

где $\psi(K)$ - тригамма функция, U представляет собой функцию от формы и параметра W спектрального окна и объема обучающей выборки $U=F(V(W),K)$, $\overline{G}(\omega)$ - результат сглаживания спектральным окном с параметром W истинной СПМ, искажение формы которой учитывает смещение получаемых оценок.

Приведенные в работе результаты моделирования подтверждают получаемые аналитически с использованием выражений (3), (4) зависимости вероятности ошибки от объема обучающей выборки, ширины и формы спектрального окна для широкого класса СПМ. Показано, что на вероятность ошибки влияет не столько форма спектрального окна, сколько параметр W, определяющий его ширину. Причем в отличие от использования спектрального оценивания (2а), позволяющего при $K \to \infty$ обеспечить потенциальную точность распознавания, подход (2б) имеет некоторое оптимальное значение параметра W, зависящее от формы СПМ. Для его определения предложено использовать функцию расстояния между СПМ $\gamma(\omega)$, а также ее эффективную ширину Γ:

$$\gamma(\omega) = \ln(G_1(\omega)/G_2(\omega)), \quad (5) \qquad \Gamma = \left[\int_0^{\infty} |\gamma(\omega)| d\omega \right]^2 \Bigg/ \int_0^{\infty} [\gamma(\omega)]^2 d\omega. \quad (6)$$

Результаты расчетов и моделирования показали, что с учетом показателя нормированной ширины полосы частот спектрального окна

$$b' = 1 / \left(W \int_{-\infty}^{\infty} V^2(\omega) d\omega \right), \quad (7)$$

наилучшее значение параметра W следует выбирать исходя из выражения

$$W = q \cdot \Gamma / \sqrt{b'}, \quad \text{при} \quad q \approx 0.3. \quad (8)$$

В случае если $K>1$, но объем обучающей выборки недостаточен для получения требуемой вероятности ошибки при использовании только одного из методов спектрального оценивания, применимо одновременно усреднение СПМ по ансамблю реализаций обучения и сглаживание спектральным окном:

$$\overline{G}_{1(2)}(\omega_i) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=N/2}^{N/2} V(\omega_j)\widehat{G}_{1(2)_k}(\omega_{i-j}) / K . \qquad (9)$$

Для определения минимального объема обучающей выборки и выбора параметра окна *W*, необходимых для достижения заданной вероятности распознавания, введена функция потерь, учитывающая отличие по эффективности с точки зрения ошибки принятия решения методов спектрального оценивания (2а) и (2б), применяемых на этапе обучения:

$$Q_Z = P_{1,Z} / P_{Z,1} \ , \qquad (10)$$

где $P_{1,W}$ – вероятность ошибки при сглаживании окном *W* одной спектральной реализации *(K=1)* обучения, $P_{K,1}$ - вероятность ошибки при обучении по *K* реализациям без сглаживания *(W=1)*. Показано, что при использовании на этапе обучения *K* эталонных реализаций со сглаживанием их СПМ окном с параметром *W* вероятность ошибки может быть оценена как

$$P_{K,W} \approx P_{K \cdot W,1} \cdot Q_W , \qquad (11)$$

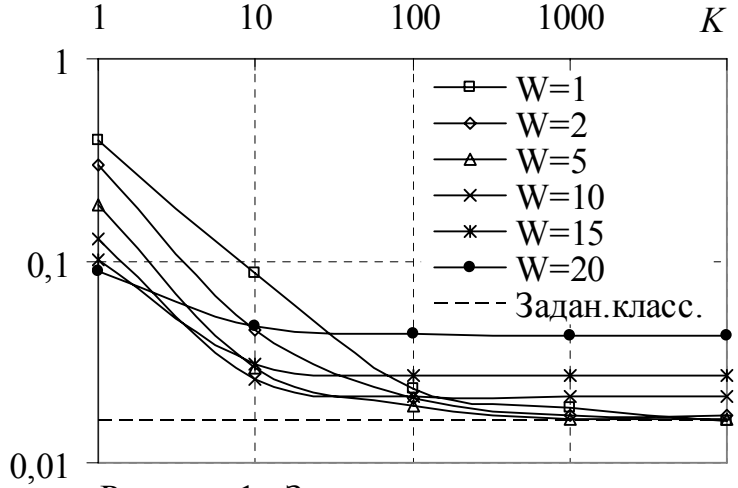
где $P_{K \cdot W,1}$ – вероятность ошибки, обеспечиваемая при обучении по $K \cdot W$ реализациям без применения сглаживания спектральными окнами.

Для минимизации объема обучающей выборки при заданной вероятности ошибки следует использовать процедуру, состоящую из оценки по выражениям (3), (4) вероятности ошибки при применении методов спектрального оценивания (2); построения функции потерь (10) и выбора с использованием выражения (11) *K* и *W*, обеспечивающих допустимую вероятность ошибки.

Предложено также для выбора наилучшего значения параметра ширины окна использовать процедуру, заключающуюся в оценке эффективной ширины функции расстояния и вычислении параметра *W* с учетом имеющегося объема обучающей выборки и на основании выражений (6), (8) следующим образом:

$$W \approx q \cdot \Gamma / (\sqrt{b'} 2^{\log K}), \quad \text{при} \quad q = 0.27 \div 0.33. \qquad (12)$$

На рисунке 1 приведены типичные зависимости вероятности ошибки распознавания двух сигналов, имеющих широкополосные СПМ при эффективной ширине функции Г=72, от объема обучающей выборки *K* с использованием на этапе обучения сглаживания окном Парзена, имеющим $b' = 1.86$, при различных параметрах *W*. Они подтверждают целесообразность предлагаемого подхода к выбору параметра окна.



Рош Рисунок 1 - Зависимость вероятности ошибки от *K* при различных значениях параметра *W* окна Парзена

Во второй главе рассматривается распознавание ССС в спектральной области в условиях воздействия импульсных помех, превышающих динамический диапазон устройства регистрации. Такая ситуация характерна для систем сбора и

хранения информации, телеметрии, РТС, в которых неприменимо использование быстродействующего контура автоматической регулировки усиления, присутствуют помехи от радиоэлектронного оборудования, возможны сбои регистрации сигнала вследствие программных и аппаратных прерываний. При помехе, имеющей характер прямоугольных импульсов, значительно превышающих по амплитуде динамический диапазон устройства регистрации, вероятность обнаружения и измерения ее параметров (положения и длительности) близка к единице. Поскольку в момент действия помехи информативная составляющая сигнала утеряна, то можно выполнить режекцию помехи, представив значения сигнала равными нулю во время ее действия, что будет эквивалентно пропускам наблюдений. В таком случае сигнал на входе устройства распознавания описывается с использованием мультипликативной модели помехи η_m следующим образом:

$$y(t_i) = x(t_i) * \sum_{j=1}^{П} \eta_m\left(\left(t_i - t_j\right)/\theta_j\right), \quad \eta_m(\chi) = \begin{cases} 0, при\ \chi \in [0,1] \\ 1, при\ \chi \notin [0,1] \end{cases}, \qquad (13)$$

где $x(t_i)$ – отсчеты СС без помехи; t_j, θ_j – время появления и длительность помеховых импульсов; $\eta_m(\chi)=0$ на интервале действия помехи, а вне этого интервала $\eta_m(\chi)=1$; $П$ - количество помеховых импульсов. Как импульсная помеха, так и пропуски наблюдений повышают вероятность ошибки. В работе проанализирован ряд методов обработки сигналов с точки зрения их использования в целях компенсации влияния пропусков наблюдений на вероятность ошибки и разработана соответствующая процедура.

Заполнение средним. Отсутствующие значения заполняются априорным значением либо выборочной оценкой математического ожидания ССС:

$$\hat{x}(\mathrm{t_i}\Big|_{\mathrm{t_i} \in [\mathrm{t_j} \div \mathrm{t_j} + \theta_j]}) = \bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} x(\mathrm{t_n}). \qquad (14)$$

Поскольку при постановке задачи принято предположение о нулевых математических ожиданиях сигнала $x(t)$, то данная процедура будет практически эквивалентна пропускам наблюдений.

Масштабирование выборочного спектра. Изменение оценки СПМ вследствие пропусков в контрольной реализации можно компенсировать, используя инвариантное преобразование следующего вида:

$$\hat{G}'(\omega) = \hat{G}_{x*\eta}(\omega) * N/(N - N_П), \quad при\ N_П = \sum_{\mathrm{j}}^{\Pi} \theta_{\mathrm{j}}, \qquad (15)$$

где $N_П$ - суммарное количество отсчетов в экзаменующей реализации случайного сигнала, пропущенных в результате действия помехи; $\hat{G}_{x*\eta}(\omega)$ - оценка СПМ контрольной реализации с пропусками наблюдений. Несмотря на то, что искажения формы оценки СПМ, возникшие в результате пропусков в контрольной реализации, остаются нескомпенсированными при малом числе пропусков большой протяженности, искажения спектра будут не столь значительными.

Заполнение пропущенных отсчетов с помощью линейного предсказания. Оценив по контрольной реализации корреляционную функцию сигнала, вычис-

лив затем коэффициенты авторегрессионной модели a_j, можно заполнить пропущенные значения их оценками. Для увеличения допустимой длительности пропуска предложено использовать линейную комбинацию двух оценок: оценки вперед, используя предыдущие отсчеты для оценки последующих, и оценки назад, используя последующие за пропуском отсчеты для оценки предыдущих:

$$\hat{x}_1(t_i) = \sum_{k=1}^{Q} a_k x(t_{i-k}), \text{ при } t_i=t_j \ldots t_j+\theta_j; \quad \hat{x}_2(t_i) = \sum_{k=1}^{Q} a_k x(t_{i+k}), \text{ при } t_i=t_j+\theta_j \ldots t_j \ . \quad (16)$$

В таком случае, результирующая оценка вычисляется как

$$\hat{x}(t_i) = \hat{x}_1(t_i)\left(\theta_j - t_i + t_j\right)/\theta_j + \hat{x}_2(t_i)\left(t_j - t_i\right)/\theta_j. \quad (17)$$

Заполнение пропуска временным сдвигом реализации. Для восстановления целостности реализации сигнал на интервале пропуска длительностью θ_k может быть заполнен следующей за пропуском частью реализации со сдвигом всех последующих за *k*-м пропуском отсчетов на время θ_k:

$$y(t) = \sum_{m=0}^{\Pi} x_m\left(t - \sum_{k=0}^{m} \theta_k\right), \quad (18)$$

где *y(t)* – восстановленный сигнал; $x_m(t)$- фрагмент реализации, следующий за пропуском. При этом недостающие N_Π отсчетов следует дополнить, продолжив регистрацию сигнала. Поскольку оценка СПМ восстановленного сигнала будет состоять из СПМ сдвигаемых фрагментов и их взаимных СПМ, то, вследствие временных сдвигов, будет изменяться и форма СПМ реализации.

Метод частичного заполнения пропусков временным сдвигом. При применении временного сдвига в местах стыков фрагментов реализации появляются разрывы первого рода, искажающие оценку СПМ. Для уменьшения этого искажения можно использовать частичное заполнение пропуска до длительности N_e, близкой к значению интервала корреляции τ_r, с дальнейшим заполнением оставшихся нулевых отсчетов линейным предсказанием. Это приведет к меньшим искажениям оценки СПМ по сравнению с заполнением пропусков временным сдвигом и к снижению ошибки предсказания по сравнению с методом линейного предсказания вследствие уменьшения длительности интервала.

Заполнение сдвигом с коррекцией весовых коэффициентов. Заполнение пропусков в контрольной реализации с помощью сдвига приводит к смещению, приближенную оценку которого можно оценить, используя выражение:

$$G_\Delta(\omega) = \left| \sum_{l=0}^{\Pi} \sum_{m=0;m\neq l}^{\Pi} S_l(j\omega) S^*{}_m(j\omega) \cdot \exp\left(- j\omega \sum_{i=0}^{l} \sum_{k=0}^{m} (\theta_i - \theta_k) \right) \right|, \quad (19)$$

где $S_l(j\omega)$ и $S_m(j\omega)$ комплексные спектры фрагментов контрольной реализации. Таким образом, при расчете весовых коэффициентов решающего правила следует использовать значения СПМ, вычисляемые следующим образом:

$$G'_{1(2)}(\omega_i) = G_{1(2)}(\omega_i) + G_\Delta(\omega_i). \quad (20)$$

Медианная фильтрация. При этом методе нелинейной обработки сигнал на выходе медианного фильтра с величиной апертуры *a* представляет собой

$$\hat{x}(t_i) = median[x(t_{i-v}) \ldots x(t_{i+v})], \text{ при } t_i \in [t_j \ldots t_j+\theta_j], \quad (21)$$

где апертура, длительность пропуска и индекс v связаны как $a=2v+1\geq 2\theta_i+1$.

Адаптация параметров решающего правила к помеховому воздействию. Данный подход предполагает выделение мультипликативной помехи и приложение ее к реализациям, составляющим обучающую выборку. Это позволяет получить эталонные реализации с учетом апостериорно оцененной помеховой обстановки, далее определить оценки СПМ гипотезы и альтернативы при воздействии помехи и вычислить параметры решающего правила. Причем поскольку реализации обучения и экзамена подвергались одному и тому же воздействию, то искажение СПМ в обоих случаях будет носить близкий характер, что позволяет не использовать дополнительных процедур компенсации влияния пропусков наблюдений в экзаменующих реализациях. В спектральной области адаптивные к помехе СПМ эталонов могут быть вычислены как

$$\overline{G}^{/}_{1(2)}(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}\overline{G}_{1(2)}(j\nu)\cdot G_{\eta}(j\omega-j\nu)d\nu, \qquad (22)$$

где $G_{\eta}(j\omega)$ - спектр мощности помехового сигнала η_m. В случае заданного классификатора вместо сглаженной оценки СПМ эталонов $\overline{G}_{1(2)}(j\nu)$ следует использовать известные СПМ процессов гипотез.

Приведенные в работе результаты анализа эффективности перечисленных алгоритмов, полученные с использованием моделирования для группы модельных СПМ, показали, что наиболее устойчивые результаты при распознавании дает метод адаптации параметров решающего правила к помеховому воздействию. Показано, что применение медианной фильтрации не дает снижения вероятности ошибки и неприемлемо для решения поставленной задачи. Метод заполнения средним целесообразно применять в случае, когда в контрольной реализации имеется значительное количество пропусков с длительностью, превышающей интервал корреляции. Масштабирование выборочной СПМ применимо при малом числе пропусков. Искажения СПМ сигнала, возникающие при использовании временного сдвига и его модификаций, приводят к нецелесообразности применения этих методов в случае, когда величина интервала сдвига кратна периоду частотных составляющих, на которых наблюдается наибольшее отличие СПМ гипотез. Заполнение пропусков линейным предсказанием дает хорошие результаты при длительности пропусков, сравнимой с интервалом корреляции распознаваемого сигнала. При длинах пропусков более одного-двух интервалов корреляции следует использовать метод частичного заполнения сдвигом с линейным предсказанием на оставшихся интервалах.

Выбор конкретного метода снижения влияния пропусков должен основываться на учете сведений о СПМ распознаваемых ССС и характеристик помехи. Например, для сигналов, имеющих гладкие, монотонные СПМ, лучшие результаты дает заполнение пропусков линейным предсказанием, а при пропусках, значительно превышающих интервал корреляции – группа методов, использующих сдвиг. В случае распознавания сигналов, отличающихся только в узких диапазонах частот, нецелесообразно применять методы, основанные на временном сдвиге. Для сигналов, чьи СПМ имеют различия в широкой полосе, а

также локальные всплески на различающихся частотах, целесообразно использовать адаптацию параметров решающего правила, при пропусках малой длины – линейное предсказание, а при длительных пропусках – заполнение средним.

На основании полученных результатов следует процедура выбора метода обработки, снижающего влияние пропусков наблюдений на вероятность ошибки, заключающаяся в анализе априорных сведений о СПМ сигналов; обнаружении и оценке параметров импульсных помех и пропусков, режекции помех; выборе метода обработки в соответствии с разработанными рекомендациями.

В третьей главе синтезированы алгоритмы и устройство распознавания, использующие бинарное квантование векторных сигналов для использования в системах сбора и обработки многоканальной информации, устройств технической диагностики, мониторинга и др. Принято допущение, что векторные ССС отличаются корреляционными матрицами **r**, имеют нулевое среднее, а статистические связи между сечениями сигнала отсутствуют. Предложено каждое временное сечение бинарно квантованного векторного сигнала представлять как одно из 2^N несовместных событий, заключающихся в определенных сочетаниях знака компонент процесса. Совместная вероятность появления количества различных событий α_l $(l = \overline{1,...2^N})$ в реализации из K отсчетов записывается как

$$P_{\alpha 1,\alpha 2...\alpha L} = K!\prod_{l=1}^{L}\left(a_l^{\alpha l} / \alpha_l!\right), \tag{23}$$

где a_l – априорные вероятности событий, которые для гауссовых СП могут быть вычислены следующим образом:

$$a_l = \int_{-\infty(0)}^{0(\infty)}...\int_{-\infty(0)}^{0(\infty)}\omega_N(x_1...x_N)dx_1dx_N = \frac{1}{2^N} + \sum_{i\geq 1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\frac{(y_i \cdot y_j)\arcsin(r_{ij})}{2^{N-1}\cdot\pi}, \tag{24}$$

где y_i и y_j принимают значения +1 или –1 в зависимости от знаков i-й и j-й компонент для l-го события.

На основании этих предпосылок синтезировано решающее правило:

$$\varphi(\alpha)\Big|_{S_1,S_2} = \ln\Lambda(\alpha) = \sum_{l=1}^{L}\alpha_l \ln\left(a_{1l} / a_{2l}\right) \gtrless 0 , \tag{25}$$

и построена структурная схема устройства распознавания (рисунок 2).

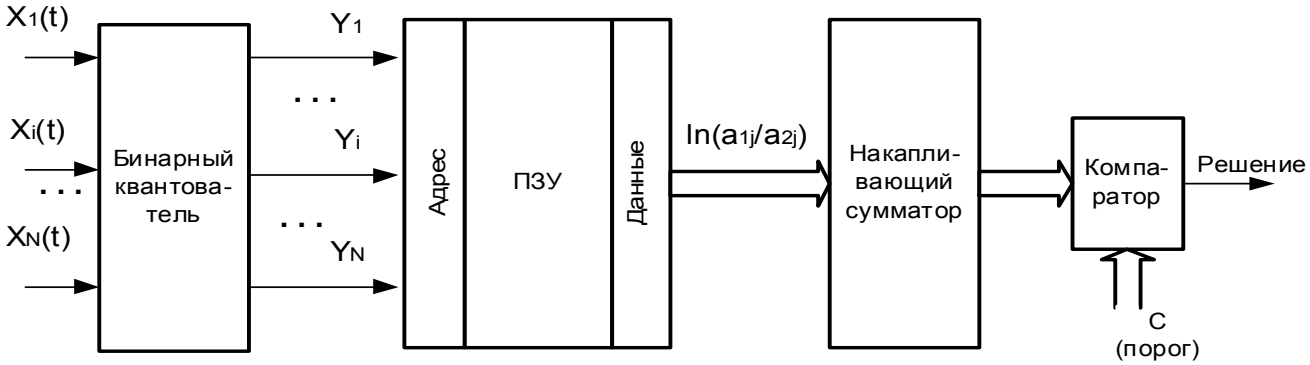


Рисунок 2 – Структурная схема устройства распознавания векторных бинарно квантованных СС

Устройство распознавания, соответствующее алгоритму (25), может быть реализовано как на элементах жесткой логики, так и на программируемых ло-

гических матрицах, не требует устройств умножения и многоразрядного АЦП, вследствие чего обладает высоким быстродействием и низкой стоимостью.

Характерной особенностью предложенного алгоритма и устройства является возможность увеличения размерности распознаваемого вектора при минимальном росте аппаратных средств и без увеличения времени на распознавание.

Рассмотрена также возможность использования для распознавания достаточной статистики – корреляционной матрицы **ρ** бинарно квантованного случайного сигнала. Для этого получена плотность распределения оценок корреляционной матрицы, в частности, при N=3 она имеет следующий вид:

$$p(\hat{\rho}_{12},\hat{\rho}_{13},\hat{\rho}_{23}) = \frac{K!2^K\left(\frac{a_1a_4}{a_2a_3}\right)^{\hat{p}12}\left(\frac{a_1a_3}{a_2a_4}\right)^{\hat{p}13}\left(\frac{a_1a_2}{a_3a_4}\right)^{\hat{p}23}}{\left(\frac{(\hat{\rho}_{12}+\hat{\rho}_{13}+\hat{\rho}_{23}+1)K}{4}\right)!\left(\frac{(\hat{\rho}_{23}-\hat{\rho}_{12}-\hat{\rho}_{13}+1)K}{4}\right)!\left(\frac{(\hat{\rho}_{13}-\hat{\rho}_{12}-\hat{\rho}_{23}+1)K}{4}\right)!\left(\frac{(\hat{\rho}_{12}-\hat{\rho}_{13}-\hat{\rho}_{23}+1)K}{4}\right)!}. \quad (26)$$

Показано, что решающее правило, использующее оценки элементов корреляционной матрицы бинарно квантованного сигнала, сводится к выражению (25), что позволяет утверждать о том, что они будут обеспечивать одинаковую вероятность ошибки решения, для оценки которой выведены выражения для моментов распределения логарифма отношения правдоподобия:

$$E\left\{\varphi(\alpha)\Big|_{S_1,S_2}\right\} = \sum_{l=1}^{L}\ln\frac{a_{1l}}{a_{2l}}Ka_l\Big|_{S_1,S_2}, \quad (27а)$$

$$D\left\{\varphi(\alpha)\Big|_{S_1,S_2}\right\} = K\left[\sum_{l=1}^{L}\left[\left(\ln\left(\frac{a_{1l}}{a_{2l}}\right)\right)^2 a_l\Big|_{S_1,S_2} - \sum_{j=1}^{L}\ln\left(\frac{a_{1l}}{a_{2l}}\right)a_l\Big|_{S_1,S_2}\ln\left(\frac{a_{1j}}{a_{2j}}\right)a_j\Big|_{S_1,S_2}\right]\right], \quad (27б)$$

которые при его гауссовой аппроксимации позволяют весьма точно оценить вероятность ошибки распознавания. Результаты сопоставления предложенного алгоритма и решающего правила, использующего неквантованные значения входного сигнала, показали, что, несмотря на некоторый проигрыш в вероятности принятия правильного решения, алгоритм (25) в ряде случаев может быть предпочтительнее за счет своей простоты и быстродействия. Потери в вероятности принятия решения могут быть скомпенсированы увеличением длительности контрольной реализации.

Получены также выражения для оценки вероятности ошибки при наличии аддитивного шума *n(t)* с матрицами корреляции **r***(n)* и дисперсии $\boldsymbol{\sigma}^2(n)$. Предложено адаптивное к шуму решающее правило, параметры которого рассчитываются по формуле (24), в которой в качестве коэффициентов корреляции r_{ij} используются значения

$$r'_{ij} = \left(r_{ij}(x)\sigma_i(x)\sigma_j(x) + r_{ij}(n)\sigma_i(n)\sigma_j(n)\right)/\sqrt{(\sigma_i^2(x)+\sigma_i^2(n))(\sigma_j^2(x)+\sigma_j^2(n))}, \quad (28)$$

вычисляемые с учетом корреляции $r_{ij}(x)$, $r_{ij}(n)$ и дисперсии $\sigma_i^2(x)$, $\sigma_i^2(n)$ компонент распознаваемых сигналов и шума.

Четвертая глава посвящена распознаванию пространственно-временных стационарных случайных сигналов в спектральной области в условиях пара-

метрической априорной неопределенности. Обработка и распознавание ПВССС находит применение в гидроакустических, сейсмических и радиолокационных системах с использованием антенных решеток, системах оптической обработки на основе акустооптического модулятора и т.д. На основе рассмотрения представлений ПВССС и статистических характеристик их спектров показано, что двумерное спектральное разложение позволяет получить достаточно компактное признаковое пространство. Выполнен анализ эффективности алгоритма распознавания, использующего двумерные СПМ в условиях априорной параметрической неопределенности:

$$\ln\left[\Lambda\left(\hat{G}(\omega,\Omega)\right)\right]=\sum_{j=1}^{M/2}\sum_{i=1}^{N/2}\left(\frac{\hat{G}(\omega_i,\Omega_j)}{\overline{G}_2(\omega_i,\Omega_j)}-\frac{\hat{G}(\omega_i,\Omega_j)}{\overline{G}_1(\omega_i,\Omega_j)}-\ln\frac{\overline{G}_1(\omega_i,\Omega_j)}{\overline{G}_2(\omega_i,\Omega_j)}\right)\gtrless 0, \quad (29)$$

где $\hat{G}(\omega,\Omega\ )$ - выборочные оценки СПМ, вычисляемые с использованием двумерного ДПФ при $\omega_i=2\pi i/N$, i=1,..,N/2; $\Omega_j=2\pi j/M$, j=1,..,M/2; M - размерность вектора; $\overline{G}_{1(2)}(\omega,\Omega)$ - СПМ процессов гипотез, полученные на этапе обучения.

При ограниченном объеме обучающей выборки (K) и применении двумерных спектральных окон $V(W_\omega,W_\Omega)$ процедура обучения заключается в вычислении оценок следующего вида:

$$\overline{G}_{1(2)}(\omega_i,\Omega_j)=\sum_{j=-M/2}^{M/2}\sum_{i=-N/2}^{N/2}V(\omega_i,\Omega_j)\sum_{k=1}^{K}\hat{G}_{1(2)}(\omega_{ii-i},\Omega_{jj-j})/K. \quad (30)$$

В целом выбор параметров спектрального окна и требуемого объема обучающей выборки сводится к задаче оптимизации функции от вероятности ошибки и объема обучающей выборки при заданной стоимостной функции для каждого параметра. Из-за значительной размерности задачи оптимизации и отсутствия ее точной аналитической формулировки влияние объема обучающей выборки и размеров спектрального окна по каждому из его сечений на вероятность ошибки рассмотрены независимо. Предложено для выбора параметров двумерного спектрального окна анализировать двумерную функцию расстояния между СПМ процессов гипотез:

$$\gamma(\omega,\Omega)=\ln(G_1(\omega,\Omega)/G_2(\omega,\Omega)). \quad (31)$$

Функция $\gamma(\omega,\Omega)$, представляющая собой поверхность, дает представление об областях частот и волновых чисел, на которых имеются существенные отличия СПМ гипотез. Это позволяет выбрать параметры окон сглаживания, при применении которых функция расстояния не претерпит значительных искажений и смещения. Особенно это существенно по отношению к пространственной координате, имеющей меньшие размерность и спектральное разрешение. На рисунке 3 приведены результаты распознавания ПВССС, СПМ которых отличаются как в широком диапазоне частот, так и близкорасположенными локальными всплесками с размерностью вектора 16 и длине реализации 256 отсчетов, показывающие наличие оптимума в значениях параметра W_Ω.

В работе показано также, что для оптимального выбора окна сглаживания определяющее значение имеет объем обучающей выборки, поскольку потенци-

альную точность можно достичь только при сглаживании СПМ обучающей выборки по ансамблю (правда при его неограниченном объеме). При малом объеме обучающей статистики применение спектральных окон необходимо для снижения дисперсии оценок, но возникающее при этом смещение не дает возможности при дальнейшем увеличении объема обучающей выборки обеспечить заметное снижение вероятности ошибки. Таким образом, величина спектрального окна находится в обратной зависимости от объема обучающей статистики. При наличии обучающей выборки, состоящей из более 1000 реализаций, сглаживание спектральными окнами зачастую нецелесообразно. Выявленные закономерности позволяют в зависимости от априорных сведений о спектрах и возможном объеме обучающей выборки выбрать параметры окон сглаживания.

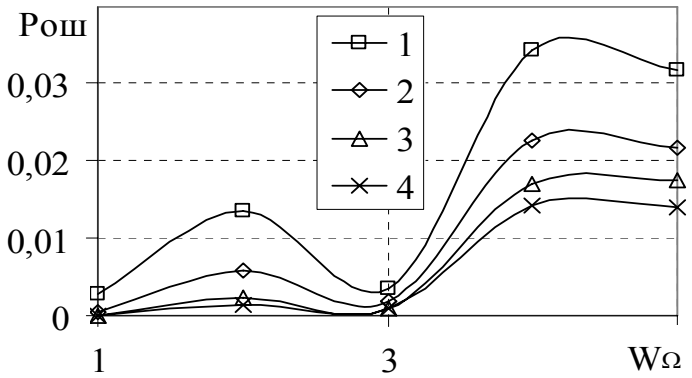


Рисунок 3 - Зависимость вероятности ошибки при K=20 от Wω при Wω=1, (1); Wω=2, (2); Wω =5, (3); Wω =10, (4)

Кроме радиотехнических приложений, таких как гидролокация, метеолокация, определение параметров неоднородностей сред распространения волн радиолокационными методами, диагностика состояния технических средств и т.д. распознавание в спектральной области, в том числе и по двумерным спектрам, целесообразно использовать и для задач, связанных с медицинской диагностикой. Характерным примером такого рода является сигнал электроэнцефалографии (ЭЭГ), применяемый для исследования функциональных особенностей головного мозга. Одной из задач, которая может быть решена с использованием ЭЭГ исследования, является диагностика ряда неврологических заболеваний, в частности, эпилепсии. В работе обоснована возможность применения для этой цели алгоритма распознавания ЭЭГ по двумерной СПМ. В качестве экспериментальных данных использовались массивы 16-канальных ЭЭГ, полученные от трех групп пациентов, отражающих их основной неврологический статус: сосудистые заболевания головного мозга, эпилепсия, условно здоровые. В результате обеспечена приемлемая с точки зрения практикующих врачей вероятность ошибки классификации и даны рекомендации, которые необходимо учитывать при использовании предлагаемого подхода. В частности, определены частотные диапазоны, существенные при распознавании ЭЭГ; подтверждена возможность использования для распознавания сглаженных спектров; показано, что снижение вероятности ошибки возможно при корректной компенсации влияния артефактов и масштабировании двумерной СПМ.

В заключении сформулированы основные научные положения диссертационной работы, которые состоят в следующем.

1. На основе анализа решающего правила для распознавания СС в спектральной области в условиях априорной параметрической неопределенности

показано, что применение на этапе обучения одновременно усреднения по пространству выборочных СПМ и сглаживания спектральными окнами позволяет значительно снизить вероятность ошибки распознавания. Предложены соотношения, позволяющие оценить аналитически вероятность ошибки при использовании классических методов спектрального оценивания на стадии обучения.

2. Предложено для выбора параметра спектрального окна использовать функцию расстояния между СПМ сигналов гипотез. Впервые предложены процедуры обучения, обеспечивающие как сокращение объема обучающей выборки при заданной вероятности ошибки, так и минимизацию вероятности ошибочного решения при фиксированном объеме обучающей выборки. Применение разработанных процедур обучения позволило для выбранных в качестве моделей СПМ обеспечить снижение вероятности ошибки в 1.2÷4 раза при наличии одной реализации обучения для каждого класса, а также снижение объема обучающей выборки в 2÷10 раз при заданной вероятности ошибки.

3. Рассмотрена задача адаптации решающего правила к наличию в контрольной реализации импульсных помех, приводящих к пропускам наблюдений. Даны рекомендации по использованию методов обработки сигналов с точки зрения их использования в целях компенсации влияния пропусков наблюдений на вероятность ошибки. Показано, что наиболее устойчивых результатов можно добиться, используя адаптивный подход с коррекцией весовых коэффициентов решающего правила в зависимости от параметров пропусков.

4. Впервые предложена процедура, позволяющая на основе информации о СПМ распознаваемых ССС и оценок параметров импульсной помехи выбрать метод обработки, обеспечивающий снижение влияния пропусков наблюдений на вероятность ошибочного решения. В частности, для модельных задач удалось снизить влияние пропусков наблюдений на вероятность ошибки в 1.2÷3 раза в зависимости от СПМ распознаваемых сигналов и характеристик помех.

5. Получена плотность распределения оценки корреляционной матрицы бинарно квантованного векторного СС. Синтезирован алгоритм распознавания векторных ССС с использованием бинарного квантования. Это позволяет значительно упростить техническую реализацию устройства распознавания, вследствие отказа от аналогово-цифрового преобразования и операций умножения, при общем сокращении вычислительных операций пропорциональном квадрату размерности вектора. Аналитически получены выражения для весовых коэффициентов решающего правила в предположении о гауссовости распознаваемого сигнала.

6. Получены выражения для моментов распределения отношения правдоподобия, позволяющие аналитически оценить вероятность ошибки при распознавании векторных бинарно квантованных ССС. Исследовано влияние объема обучающей выборки на вероятность ошибки. Оценено влияние аддитивного шума на вероятность ошибки при использовании бинарного квантования. Синтезирован адаптивный к характеристикам шума алгоритм распознавания.

7. Рассмотрены способы представления пространственно временного случайного сигнала с точки зрения компактности его статистического описания. Выполнен анализ решающего правила, использующего двумерные выборочные

СПМ в зависимости от объема обучающей выборки и параметров сглаживающего окна. Показано, что подходы к устранению параметрической неопределенности, разработанные для скалярных ССС, приемлемы и для ПВССС.

8. Обоснована возможность применения решающего правила, использующего двумерные СПМ, для распознавания ЭЭГ. Получены положительные результаты распознавания с использованием реальных ЭЭГ записей, соответствующих трем диагнозам. Даны рекомендации, позволяющие повысить вероятность правильного решения при использовании предлагаемого алгоритма.

В приложениях приведены результаты исследований, проведенных автором, но не включенные в основной текст диссертации вследствие их вспомогательного характера, а также копии документов, подтверждающие внедрение результатов работы.

СПИСОК ОСНОВНЫХ ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Паршин В.С., Егоров А.В., Комаров А.А. Алгоритмы распознавания многомерных сигналов // Тез. докл. школы-семинара "Вероятностные модели и обработка случайных сигналов и полей". Черкассы, ЧФКПИ, 1991. С. 108.
2. Паршин В.С., Егоров А.В. Распознавание векторных случайных процессов в спектральной области // Тезисы докл. II МНТК "Распознавание-95". Курск, КГТУ, 1995. С. 42-43.
3. Жаднов В.А., Егоров А.В., Паршин В.С. Оценка эффективности распознавания электроэнцефалограмм в спектральной области // Вестник РГРТА. Рязань, 1997. № 2. С. 12-15.
4. Паршин В.С., Егоров А.В. Оценка влияния аддитивных импульсных помех на распознавание стационарных сигналов // Оптико-электронные приборы и устройства в системах обработки изображений и символьной информации: Тезисы докл. III МНТК. Курск, КГТУ, 1997. С. 52-53.
5. Егоров А.В., Жаднов В.А., Паршин В.С. Автоматизация диагностики состояния пациентов по данным электроэнцефалографии. Отчет о НИР (аннотированный)/РГРТА. Науч. рук. Паршин В.С.– Тема № 17-96Г, № Гр 01970001304 - Рязань, 1998 - 26 с. Спис. лит.: с. 25-26 (7 назв.). отв. исп. Егоров А.В.
6. Егоров А.В., Жаднов В.А., Паршин В.С. Распознавание электроэнцефалограмм в спектральной области // Междун. конгресс “Медицинские технологии на рубеже веков”. Тула, 1998. С. 101.
7. Егоров А.В., Лавров А.М., Паршин В.С. Оценка эффективности распознавания векторных случайных процессов при их бинарном квантовании // Вестник РГРТА. Рязань, 1998. №.5. С. 14 –16.
8. Егоров А.В. Оценка влияния шума на эффективность распознавания многомерных случайных процессов при их бинарном квантовании // Радиоэлектронные системы: межвуз. сборник. Рязань, 1999. С. 68-71.
9. Егоров А.В., Паршин В.С. Оценка влияния объема обучающей выборки на вероятности распознавания стационарных процессов в спектральной области // Вестник РГРТА. Рязань, 2000. № 7. С. 11-14.
10. Егоров А.В., Лавров А.М., Паршин В.С. Распознавание векторных случайных процессов при их бинарном квантовании // Радиоэлектроника, Изв. ву-

зов. 2000. №12. С. 49-54.
11. T. Boudzine Chameeva, B. Thion, A. Egorov. Comparative Analysis of Several Models of Price Indices in Real Estate Transactions // Cahiers de recherché. CEREFI № 26-01. Bordeaux, France, 2001. 37 p.
12. Егоров А.В., Паршин В.С. Распознавание случайных процессов в спектральной области // Тез. докл. 37-й НТК, посвященной 50-летию РГРТА. Рязань, РГРТА, 2002, с.14.
13. Паршин В.С., Егоров А.В. Распознавание векторных случайных сигналов в спектральной области // Тезисы докл. 37 НТК, посвященной 50-летию РГРТА. Рязань, РГРТА, 2002. С. 15.
14. Егоров А.В. Выбор способа обучения при распознавании случайных процессов в спектральной области // Тез. докл. МНТК, посв.80-летию гражданской авиации России. Москва, МГТУ ГА, 2003. С. 117.
15. Егоров А.В., Паршин В.С. Определение объема обучающей выборки при распознавании случайных процессов по спектру // Тез. докл. МНТК, посв. 80-летию гражданской авиации России. Москва, МГТУ ГА, 2003. С. 117-118.
16. Егоров А.В., Паршин В.С. Оценка вероятности правильного распознавания стационарных случайных процессов в спектральной области при ограниченном объеме обучающей выборки // Научный вестник МГТУ ГА. Серия: Радиофизика и радиотехника. Москва, МГТУ ГА, 2004, № 76(3). С. 61-69.
17. Егоров А.В., Паршин В.С. Распознавание стационарных случайных сигналов с пропусками наблюдений // Труды РНТОРЭС им. А.С.Попова. Серия: Научная сессия, посвященная дню радио, выпуск: LX-2. Москва, 2005. С. 63-66.
18. Егоров А.В., Паршин В.С. Минимизация вероятности ошибки решения при распознавании стационарных случайных процессов в условиях воздействия импульсной помехи // Тез. докл. 7 МНТК "Распознавание-2005". Курск, КГТУ, 2005. С. 49-50.
19. Егоров А.В., Паршин В.С. Быстрые алгоритмы распознавания стационарных векторных случайных процессов // Тез. докл. 2-го международного радиоэлектронного форума “Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития”. Т. 3. Харьков: АНПРЭ, ХНУРЭ. 2005. С. 358-361.
20. Егоров А.В., Журин С.А. Распознавание векторных случайных процессов в условиях ограниченного разрешения цифрового представления // Вестник РГРТА. Рязань, 2005. № 16. С.23-27.
21. Егоров А.В., Паршин В.С. Методы адаптации алгоритма принятия решений в спектральной области к пропускам наблюдений // Тез. докл. 14-й МНТК “Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций”. Рязань, РГРТА, 2005. С. 55-56.
22. Егоров А.В., Паршин В.С. Оценка влияния объема обучающей выборки на вероятности распознавания стационарных случайных процессов в спектральной области // Радиоэлектроника, Изв. вузов. 2005. № 2 . С. 55-61.