

На правах рукописи

Соколова Дарья Олеговна

**НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ
И КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ
В СЕЙСМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ ОХРАНЫ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление
и обработка информации (промышленность)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Новосибирск – 2013

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Новосибирский государственный технический университет»

Научный руководитель: **Спектор Александр Аншелевич,**
доктор технических наук, профессор.

Официальные оппоненты: **Воскобойников Юрий Евгеньевич,**
доктор физико-математических наук, профессор,
Новосибирский государственный архитектурно-
строительный университет (Сибстрин),
заведующий кафедрой прикладной математики;

Нежевенко Евгений Семенович,
доктор технических наук, старший научный
сотрудник, Институт автоматизации и электротехники
Сибирского отделения Российской академии наук,
ведущий научный сотрудник лаборатории
информационной оптики.

Ведущая организация: Сибирский федеральный университет,
г.Красноярск.

Защита состоится «17» декабря 2013 г. в 10-00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.173.05 при Новосибирском государственном техническом университете по адресу: 630073, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Новосибирского государственного технического университета.

Автореферат разослан « » ноября 2013 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета

Юркевич Валерий Дмитриевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность исследования. Важнейшим направлением решения проблем обеспечения защиты опасных объектов, охраны больших территорий является совершенствование применяемых для этого технических средств. Среди них всё возрастающее внимание привлекают сейсмические системы охраны (ССО), основанные на применении сигналов сейсмических датчиков. Это вызвано рядом достоинств таких систем, и не в последнюю очередь их абсолютной скрытностью, поскольку принцип действия ССО является пассивным, а сейсмические датчики и соединительные провода обычно погружаются в грунт.

Сейсмические сигналы содержат в себе информацию о факте перемещения, о местоположении движущегося объекта, о его типе. Исходя из этого, обработка сейсмических сигналов должна быть направлена на решение задач обнаружения движущегося объекта, определение его типа (классификация), текущую оценку его координат. Существенное значение имеют требования обработки сигналов в реальном времени и малого энергопотребления, обеспечивающего значительное время работы в автономном режиме, а также высокий уровень мешающих сигналов, обусловленных присутствием сейсмического фона.

Решение перечисленных задач ССО требует развития математических методов, создания алгоритмов и программ, реализующих необходимые функции обработки сигналов.

Научные разработки в области ССО ведутся как зарубежными (G.L. Goodman, R.A. Gramann, Z. Liang, A. Pakhomov, L. Peck, A. Sicignano, G. Succì), так и российскими исследователями (А.А. Вольсков, В.А. Дудкин, С.С. Звездинский, В.А. Иванов, И.Н. Крюков, Е.С. Нежевенко, М.А. Райфельд, А.А. Спектор, Г.К. Чистова). В доступных опубликованных исследованиях при решении задач обнаружения и классификации находящегося в зоне действия системы объекта, авторами, как правило, используются характерные особенности модуляции интенсивности сигнала, свойственные тому или иному типу сейсмоактивных объектов. При этом алгоритмы оказываются жестко привязанным к типу объекта. Это является не всегда удобным и приводит к усложнению процедуры обработки, требующей достаточно высоких ресурсов вычислительных устройств, осуществляющих обработку сигналов. Кроме того, не всегда учитывается требование стабилизации вероятности ложной тревоги, а также тот факт, что ССО относятся к числу систем реального времени, где задержки в принятии решения недопустимы.

Целью диссертационной работы является разработка метода обнаружения объектов в ССО, не зависящего от их типа и обеспечивающего стабильный уровень вероятности ложных тревог, и метода классификации обнаруженных объектов, позволяющего получать решение в текущий момент времени. В соответствии с поставленной целью решались **задачи** выбора признака, позволяющего различать полезный и фоновый сигналы; анализа характеристик обнаружения для объектов с различным способом воздействия на грунт (импульсным или непрерывным); выбора вектора признаков для распознавания сигналов различных объектов; построения на основе разработанных методов алгоритмов, а также исследования их точности при помощи статистического моделирования и испытаний на реальных сигналах в полунатурных условиях.

Методы исследований, используемые в работе, основываются на теории вероятностей и математической статистике, теории случайных процессов, теории обнаружения и статистической классификации. Использовались байесовский алгоритм проверки гипотез, оценивание по принципу максимального правдоподобия, алгоритм принятия решений по критерию Неймана-Пирсона. При исследовании алгоритмов с использованием пакета MATLAB применялись методы статистического моделирования, численные методы расчета определенных интегралов, полунатурное моделирование.

Научная новизна работы состоит в том, что впервые были получены следующие результаты:

- Предложена процедура векторной обработки сигналов, наблюдаемых на группе сейсмических датчиков.
- Предложен и развит метод обнаружения объектов в ССО, обладающий непараметрическим свойством по отношению к фоновой помехе.
- Разработана методика анализа характеристик обнаружения для объектов с непрерывным и импульсным воздействием на грунт.
- Предложен и развит метод классификации объектов в ССО, имеющий универсальную структуру и позволяющий получать решение в режиме реального времени.

Достоверность полученных результатов, адекватность разработанных алгоритмов обнаружения и классификации подтверждаются строгостью и последовательностью математических построений, согласованностью результатов математического моделирования и их экспериментальной проверки на реальных сигналах, апробацией в печати и конференциях.

Практическая ценность и внедрение результатов. Разработанные алгоритмы приняты к использованию при создании новых изделий ССО в совместных проектах ФГУП ПО «Север» (г. Новосибирск) и НГТУ.

Основные положения, выносимые на защиту:

- непараметрический метод обнаружения сейсмоактивных объектов на основе анализа числа пересечений их сигналами нулевого уровня;
- метод классификации сейсмоактивных объектов на основе спектральных признаков их сигналов;
- алгоритмы, построенные на основе указанных методов;
- результаты анализа работы предложенных алгоритмов.

Апробация работы. Результаты работы обсуждались на 6 всероссийских и 6 международных конференциях, в том числе: Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления. Опыт инновационного развития» (г. Томск, ТУСУР, 2007 г.), Всероссийская научная конференция с международным участием «Проблемы развития и интеграции науки, профессионального образования и права в глобальном мире» (г. Красноярск, СФУ, 2007, 2009 гг.), Конференция с международным участием «Современные проблемы радиоэлектроники» (г. Красноярск, СФУ, 2008 – 2009 гг.), Международная конференция «Актуальные проблемы электронного приборостроения» (г. Новосибирск, НГТУ, 2008, 2010, 2012 гг.), Международная конференция-семинар по микро/нанотехнологиям и электронным приборам (Алтай, Эрлагол, НГТУ, 2009 г.), Всероссийская научная конференция молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (г. Новосибирск, НГТУ, 2009 г.), Международная конференция «Автоматизация, управление и информационные технологии» (г. Новосибирск, IASTED, 2010 г.), Всероссийский, с международным участием, научный симпозиум по теории и приложениям непараметрических и робастных статистических методов «Непараметрика» (г. Томск, ТГУ, 2012 г.).

Публикации. Результаты, полученные в диссертации, опубликованы в 16 печатных работах, из них три – в ведущих рецензируемых изданиях по списку ВАК, две – в сборниках научных трудов и одиннадцать – в материалах трудов научно-технических конференций и семинаров.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех разделов основной части, заключения, списка использованных источников и 6 приложений. Объем работы составляет 115 страниц основного текста, включая 50 рисунков, 7 таблиц и список использованных источников из 112 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цели и задачи исследования, показана научная новизна и практическая значимость полученных результатов, представлены выносимые на защиту положения.

В **первой главе** приведены основные сведения о пассивных ССО, рассматриваются задачи обнаружения и классификации объектов в таких системах.

Основными элементами ССО, обеспечивающими чувствительность к сейсмическим колебаниям грунта, являются сейсмоакустические антенны, состоящие из сейсмоакустических датчиков – геофонов. Типовая конфигурация системы представляет собой две антенны, которые укладываются параллельно друг другу. Каждая антенна может содержать до нескольких десятков датчиков.

Сигналы, регистрируемые сейсмическими датчиками, образуются в результате суперпозиции сейсмических волн, распространяющихся в грунте по многолучевым траекториям. Поэтому они подчиняются гауссовскому распределению, а спектрально-корреляционные свойства позволяют использовать марковские модели, основанные на рекуррентных линейных механизмах предсказания. Конкретные многолучевые механизмы образования помех и сигналов у разных типов сейсмоактивных объектов существенно различаются, поэтому различными являются и спектрально-корреляционные характеристики этих сигналов. Использование данных различий может позволить не только определить наличие объекта в зоне действия ССО, но и классифицировать его.

Стоит отметить, что все объекты можно условно разделить на две группы: с непрерывным или импульсным воздействием на грунт. К первой группе можно отнести автомобиль, самолет и пр. Спектрально-корреляционные свойства таких сигналов, в пределах интервала, используемого для анализа, можно считать неизменными. В свою очередь, ко второй группе объектов будут относиться человек, группа людей, крупное животное. Спектрально-корреляционные свойства сигналов подобных объектов изменяются в пределах интервала анализа.

Поскольку при разработке алгоритмов обнаружения на основе критерия Неймана-Пирсона важным требованием является стабилизация вероятности ложной тревоги, а переменчивость фонового сигнала препятствует этому, во **второй главе** диссертации разработан и исследован алгоритм предварительной векторной обработки сейсмических сигналов, позволяющей декоррелировать отсчеты фоновой помехи. В начале второй главы рассмотрена существующая процедура предварительной обработки сейсмических сигналов на основе механизма линейного предсказания, согласно которому сигнал, регистрируемый j -ым датчиком ССО, состоящей из J датчиков, можно представить в векторном виде:

$$y_j(i) = \mathbf{a}_j^T \mathbf{Y}_j(i) + x_j(i), \quad j = 1, \dots, J, \quad (1)$$

где $\mathbf{a}_j = \{a_j(k), k=1, \dots, K\}$ – вектор коэффициентов предсказания, $x_j(i)$ – порождающий белый шум, $\mathbf{Y}_j = \{y_j(i-k), k=1, \dots, K\}$ – вектор, составленный из отсчетов сигнала. Предварительная обработка сводится к преобразованию:

$$x_j(i) = y_j(i) - \mathbf{a}_j^T \mathbf{Y}_j(i), \quad j=1, \dots, J,$$

в результате чего формируется белый гауссовский шум x_j , являющийся информационным эквивалентом исходного сигнала y_j . Для параметрической идентификации модели используется метод моментов, основанный на использовании соотношений, связывающих искомые параметры с моментами наблюдаемых процессов. Оптимальные с точки зрения минимума дисперсии ошибки предсказания информационного шума x_j , коэффициенты линейного предсказания $\mathbf{a}_j = a_j(k)$, $k=1, \dots, K$ находятся из системы линейных уравнений:

$$\begin{cases} R_j(0)a_j(1) + R_j(-1)a_j(2) + \dots + R_j(1-K)a_j(K) = R_j(1) \\ R_j(1)a_j(1) + R_j(0)a_j(2) + \dots + R_j(2-K)a_j(K) = R_j(2) \\ \vdots \\ R_j(K-1)a_j(1) + R_j(K-2)a_j(2) + \dots + R_j(0)a_j(K) = R_j(K) \end{cases}$$

где $R_j(i)$ – оценка корреляционной функции (КФ) сигнала y_j , наблюдаемого на j -ом датчике.

В качестве альтернативы известной локальной обработки выступает предложенная автором векторная обработка сигналов, наблюдаемых на группе сейсмических датчиков. Отличие от локальной модели заключается в использовании взаимной зависимости локальных сигналов датчиков, обусловленной их близким расположением в пространстве. Будущее значение наблюдаемого сигнала на любом датчике представляет собой комбинацию сигнала этого датчика и всех информационных шумов. Поэтому по аналогии с (1) наблюдаемый сигнал на j -ом датчике можно представить следующим уравнением:

$$y_j(i) = \mathbf{a}_j^T \mathbf{Y}_j(i) + \mathbf{b}_j^T \boldsymbol{\Xi}(i), \quad j=1, \dots, J, \quad (2)$$

где $\mathbf{a}_j = \{a_j(k), k=1, \dots, K\}$ – вектор коэффициентов предсказания; $\mathbf{Y}_j = \{y_j(i-k), k=1, \dots, K\}$ – вектор, составленный из неупреждающих значений сигнала j -го датчика; $\boldsymbol{\Xi}(i) = \{\xi_j(i), j=1, \dots, J\}$ – вектор информационных шумов, $\overline{\xi_j^2(i)} = 1$. Элементы вектора $\mathbf{b}_j = \|b_{j1}, b_{j2}, \dots, b_{jJ}\|^T$ задают энергетику

входных воздействий, определяя количественно их среднеквадратичные значения, и делятся на внутриканальные b_{jj} , $j=1, \dots, J$ и межканальные b_{jl} , $j=1, \dots, J$, $l=1, \dots, J$, b_{jj} , $j \neq l$ (взаимного влияния каналов).

Идентификация параметров модели \mathbf{a}_j , $j=1, \dots, J$ осуществляется в векторно-матричной форме. При выбранной модели сейсмического сигнала (2) определение коэффициентов предсказания можно осуществить для каждого датчика автономно. В диссертации показано, что оптимальные коэффициенты $\mathbf{a}_j = \{a_j(k), k=1, \dots, K\}$ находятся согласно выражению:

$$\mathbf{a}_j^T = \mathbf{r}_{jj}^T \mathbf{R}_{jj}^{-1}, \quad j=1, \dots, J,$$

$$\mathbf{r}_{jk} = \left\| r_{jk}(1), r_{jk}(2), \dots, r_{jk}(K) \right\|^T, \quad r_{jk}(l) = \overline{y_j(i)y_k(i+l)},$$

$$\mathbf{R}_{jk} = \left\| \begin{array}{cccc} R_{jk}(0) & R_{jk}(-1) & \dots & R_{jk}(1-K) \\ R_{jk}(1) & R_{jk}(0) & \dots & R_{jk}(2-K) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_{jk}(K-1) & R_{jk}(K-2) & \dots & R_{jk}(0) \end{array} \right\|, \quad R_{jk}(l) = \overline{y_j(i)y_k(i+l)}.$$

Также в диссертации показано, что идентификация параметров \mathbf{b}_j , $j=1, \dots, J$ осуществляется в результате решения системы уравнений:

$$\begin{cases} r_{jk}(0) = \mathbf{a}_j^T \mathbf{R}_{jk} \mathbf{a}_k + \mathbf{b}_j^T \mathbf{b}_k \\ \overline{\xi_j(i)\xi_k(i)} = 0, \quad j \neq k \end{cases}, \quad j=1, \dots, J, \quad k=1, \dots, J$$

В диссертации рассмотрен вариант векторной обработки, когда при исследовании используются сигналы группы из двух датчиков ($J=2$), позволяющий изучить закономерности такой обработки. В ходе экспериментального исследования предлагаемой обработки (2) использовались

Таблица 1

Вид обработки	Относительная дисперсия
Без обработки	1
Локальная	0.3000
Совместная ($J=2$)	0.2445

реальные сейсмосигналы, представляющие собой сумму полезного сигнала и сейсмического фона. Результатом обработки является остаточный шум предсказания (2). Он тем меньше, чем точнее было выполнено предсказание.

Поэтому в качестве показателя эффективности обработки был выбран минимум дисперсии остаточного шума предсказания. В таблице 1 приведены относительные значения дисперсий исходного сигнала, сигнала, полученного при помощи процедуры локального

выбеливания, и сигнала после совместной обработки. Из таблицы видно, что вследствие увеличения числа датчиков, используемых при обработке, дисперсия декоррелированного остатка уменьшается. Это позволяет сделать вывод о применимости предложенного векторного описания сигналов.

Третья глава посвящена синтезу алгоритма обнаружения, обладающего непараметрическим свойством, анализу этого алгоритма с помощью записей сигналов реальной ССО и полунатурного моделирования, основанного на использовании пакета прикладных программ в среде MATLAB, реализующих разработанные алгоритмы.

Спектрально-корреляционные характеристики сейсмических сигналов объектов и помех различаются, так как процессы их сигналообразования имеют особенности. Одно из проявлений таких различий состоит в изменении количества пересечений случайным процессом нулевого уровня при смене помехи на входе приемно-регистрирующего устройства смесью сигнала и помехи. На рисунках 1а и 1б представлены примеры сейсмического фона и смеси сигнала автомобиля и сейсмического фона, соответственно. Предварительно была проведена обработка сигналов для декорреляции помехи. Как видно из рисунка, на участках одинаковой длительности сигнал с полезной составляющей пересекает нулевой уровень около 20 раз, в то время как число пересечений для фоновой составляющей в 2 раза выше, что можно использовать при обнаружении полезного сигнала.

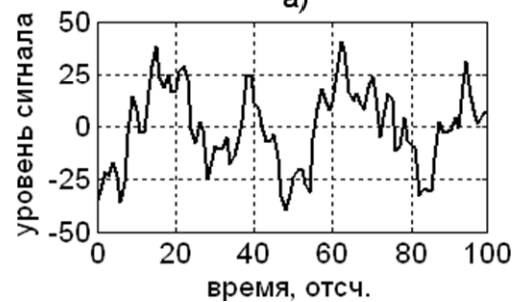
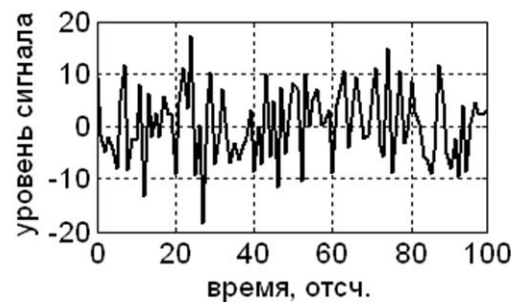


Рисунок 1 – Наблюдаемые сигналы: а) фон; б) сигнал + фон

Обнаружение сигнала рассматривается как статистическая задача проверки гипотез, которые формулируются в следующем виде:

$$H_0 : x_i = \xi_i, \quad i = 0, \dots, I$$

$$H_1 : x_i = s_i + \xi_i, \quad i = 0, \dots, I$$

где x_i , $i = 0, \dots, I$ – наблюдаемый сигнал, s_i – полезный сигнал, ξ_i – сейсмический фон. Для каждой пары соседних отсчетов наблюдаемого сигнала введем случайную величину v_i :

$$v_i = v(x_i, x_{i+1}) = \begin{cases} 1, & x_i x_{i+1} < 0 \\ 0, & x_i x_{i+1} \geq 0 \end{cases}$$

Полученная случайная величина v_i распределена по закону Бернулли, и представляет собой индикатор пересечения. Общее число пересечений на интервале $I+I$ образует решающую статистику:

$$z = \sum_{i=1}^I v_i. \quad (3)$$

Поскольку при построении решающей статистики (3) используются предварительно выбеленные сигналы, математическое ожидание \bar{x} которых равно нулю, то z инвариантно относительно преобразования масштаба, то есть не зависит от дисперсии фона. При появлении в x_i коррелированной компоненты, число пересечений нулевого уровня уменьшается, что может служить информацией о наличии полезного сигнала. Другими словами, если на интервале $0 \dots I+1$ количество пересечений z сигналом нулевого уровня превышает некоторый заранее определенный порог, то обнаружителем принимается решение об отсутствии информационной составляющей в сигнале, регистрируемом датчиком; если же количество пересечений меньше указанного порогового значения – принимается решение о наличии полезной составляющей. Тогда, решающее правило обнаружителя можно записать в следующем виде:

$$\begin{aligned} H_0^*: z \geq z_0 \\ H_1^*: z < z_0 \end{aligned} \quad (4)$$

где z_0 – порог обнаружения.

Необходимо отметить, что вследствие предварительного выбеливания сигнала, при гипотезе H_0 (на участке помехи), предлагаемая процедура обнаружения (4) обладает непараметрическим свойством: статистика счетчика нулей (3) не зависит от исходных спектрально-корреляционных характеристик фона. Это позволяет стабилизировать уровень вероятности ложной тревоги, что является существенным требованием при реализации процедуры Неймана-Пирсона.

В диссертации показано, что при гипотезах H_0 и H_1 оправданно использование асимптотически гауссовского распределения решающей статистики $w(z|H_0)$ и $w(z|H_1)$ с математическими ожиданиями $m_{z|H_0}$, $m_{z|H_1}$ и дисперсиями $D_{z|H_0}$, $D_{z|H_1}$ числа пересечений на рабочем интервале, соответственно. Параметры $m_{z|H_0}$ и $D_{z|H_0}$ рассчитываются как первый начальный и второй центральный моменты соответственно, и при заданном значении I определяются выражениями:

$$m_{z|H_0} = \frac{I}{2}, D_{z|H_0} = \frac{I}{4}.$$

Математическое ожидание числа пересечений сигналом нулевого уровня $m_{z|H_1}$ при гипотезе H_1 рассчитывается как:

$$m_{z|H_1} = 2(I-1) \int_{-\infty}^0 \int_0^{\infty} w(x_i, x_{i+1}) dx_i dx_{i+1}, \quad (5)$$

а дисперсия $D_{z|H_1}$ определяется согласно выражениям:

$$D_{z|H_1} = m_{2z|H_1} - m_{z|H_1}^2,$$

$$m_{2z|H_1} = \sum_{i=1}^{I-1} \sum_{j=1}^{I-1} \overline{v_i v_j},$$

$$\overline{v_i v_j} = \int_{-\infty}^0 \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^0 \int_0^{\infty} w(x_i, x_{i+1}, x_j, x_{j+1}) dx_i dx_{i+1} dx_j dx_{j+1}, \quad i = \overline{1, I-1}, j = \overline{1, I-1}, \quad (6)$$

где $\overline{v_i v_j}$ – корреляция между i -ым и j -ым индикаторами пересечений, определяемая степенью связи между разнесенными на расстояние $i-j$ парами отсчетов выделенного сигнала x . Так как наблюдаемый сигнал $x_i, i = 0, \dots, I$ представляет собой гауссовский шум, плотности распределения вероятностей (ПРВ) $w(x_i, x_{i+1})$ и $w(x_i, x_{i+1}, x_j, x_{j+1})$ его отсчетов в (5) и (6) определяются выражением:

$$w(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{K}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{X}^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{X}\right),$$

где \mathbf{X} – вектор, составленный из отсчетов наблюдаемого сигнала; $\mathbf{X} = \|x_i, x_{i+1}\|^T$ для двумерной или $\mathbf{X} = \|x_i, x_{i+1}, x_j, x_{j+1}\|^T$ для четырехмерной ПРВ; N – размерность вектора \mathbf{X} . Элементы корреляционной матрицы \mathbf{K} определяются КФ $R(\tau)$ полезной составляющей сигнала x_i , а сама матрица для ПРВ в выражении (5) имеет вид:

$$\mathbf{K} = \overline{\mathbf{X}\mathbf{X}^T} = \begin{pmatrix} R(0) & R(1) \\ R(1) & R(0) \end{pmatrix}, \quad (7)$$

а для ПРВ в выражении (6):

$$\mathbf{K} = \overline{\mathbf{X}\mathbf{X}^T} = \begin{pmatrix} R(0) & R(1) & R(i-j) & R(i-j-1) \\ R(1) & R(0) & R(i-j+1) & R(i-j) \\ R(i-j) & R(i-j+1) & R(0) & R(1) \\ R(i-j-1) & R(i-j) & R(1) & R(0) \end{pmatrix}. \quad (8)$$

С учетом вида ПРВ $w(z | H_0)$ и $w(z | H_1)$, вероятности ложной тревоги и правильного обнаружения:

$$F = \int_{-\infty}^{z_0} w(z | H_0) dz = \Phi \left(\frac{z_0 - m_{z|H_0}}{\sqrt{D_{z|H_0}}} \right), \quad (9)$$

$$D = \int_{-\infty}^{z_0} w(z | H_1) dz = \Phi \left(\frac{z_0 - m_{z|H_1}}{\sqrt{D_{z|H_1}}} \right),$$

где $\Phi(\cdot)$ – интеграл Лапласа.

При анализе характеристик обнаружения для выбранного размера интервала, при фиксированном значении порога обнаружения z_0 в решающем правиле (4), можно определить вероятность ложной тревоги F . При этом, стоит отметить, величины $m_{z|H_0}$ и $D_{z|H_0}$ являются фиксированными. В свою очередь, при определении вероятности правильного обнаружения D нужно учитывать не только порог z_0 , но и моменты $m_{z|H_1}$ и $D_{z|H_1}$, которые изменяются в зависимости от уровня полезного сигнала в наблюдаемом сигнале x_i . Сейсмический сигнал x_i с заданным уровнем ОСШ q можно описать при помощи модели:

$$x_i = qs_i + n_i, \quad i = \overline{1, I}, \quad (10)$$

s_i – информационный сигнал, n_i – помеха с единичной дисперсией и нулевым средним, $q \geq 0$. Тогда КФ такого сигнала:

$$R(\tau) = q^2 R_s(\tau) + N(\tau)$$

где $R(\tau)$, $R_s(\tau)$, $N(\tau)$ – КФ сигнала с заданным ОСШ, полезного сигнала при отсутствии помехи и белого шума, соответственно. Отсчеты КФ используются при заполнении матриц (7) и (8).

В качестве примера рассмотрено обнаружение автомобиля. Для оценки условий, при которых обнаружение становится возможным, на рисунке 3

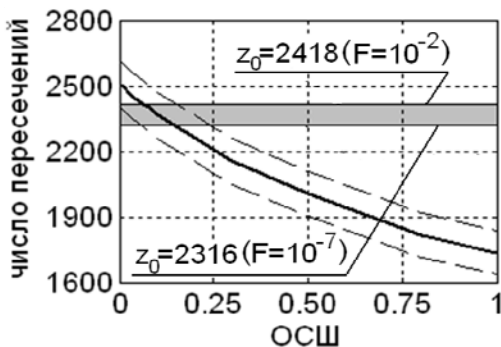


Рисунок 3 – Зависимость среднего числа пересечений сигналом нулевого уровня от ОСШ

приведены зависимости среднего значения $m_{z|H_1}$ (сплошная линия) решающей статистики (3) от ОСШ; штриховыми линиями ограничен интервал $\pm 3\sqrt{D_{z|H_1}}$. Размер интервала анализа выбран в соответствии с требованиями существующих систем и составляет $I = 5000$

отсчетов. Также на рисунках выделена область порогов, обеспечивающих согласно (9) вероятности ложной тревоги $F=10^{-2}$ и $F=10^{-7}$. На рисунке 3 можно выделить три характерные области: 1) $q^2 < 0.05$ – среднее значение числа пересечений больше порогового значения $z_0 = 2418$, обнаружения не происходит; 2) $0.05 \leq q^2 \leq 0.2$ – среднее значение числа пересечений лежит в области порогов, обнаружение возможно; 3) $q^2 > 0.2$ – среднее число пересечений меньше порога $z_0 = 2316$, область устойчивого обнаружения с вероятностью ложных срабатываний не выше 10^{-7} . Здесь и далее приведены локальные значения ОСШ, определенные как отношения мощностей полезного сигнала и сейсмического фона длительностью $I = 5000$ отсчетов.

На рисунке 4 приведены характеристики обнаружения. Вероятность правильного обнаружения $0.9 - 0.95$ достигается при $q^2 > 0.1 \dots 0.2$, в зависимости от допустимого значения вероятности ложных тревог.

При построении характеристик обнаружения для объектов с импульсным воздействием на грунт (человек, группа людей, животные) необходимо учитывать, что сигналы этих объектов имеют импульсный характер: на анализируемом интервале наблюдаемый сигнал меняет свои свойства и представляет собой либо смесь полезного сигнала с сейсмическим фоном, либо только сейсмический фон. Для примера на рисунке 5 приведены фрагменты сигналов человека и группы людей (жирным выделены огибающие импульсов). Как видно из рисунка, сигналы представляют собой короткие импульсы, наблюдаемые на фоне помехи. Спектрально-корреляционные свойства помехи и смеси сигнала с помехой различаются, следовательно, количества пересечений, насчитанные на соответствующих им участках, будут также различаться. Это в свою очередь приводит к тому, что среднее значение числа пересечений нулевого уровня, определенное за весь интервал анализа, будет меньше, чем в случае, когда характер сигнала

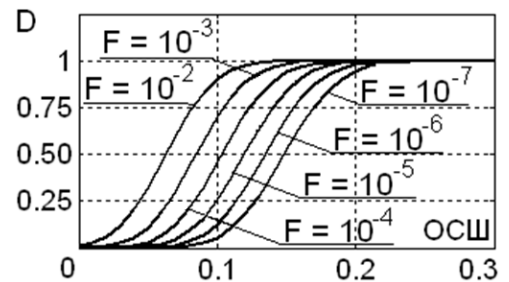


Рисунок 4 – Характеристики обнаружения автомобиля

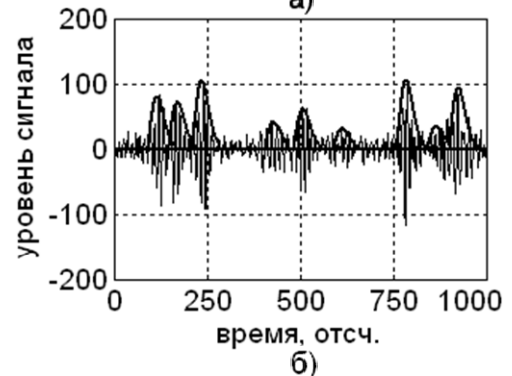
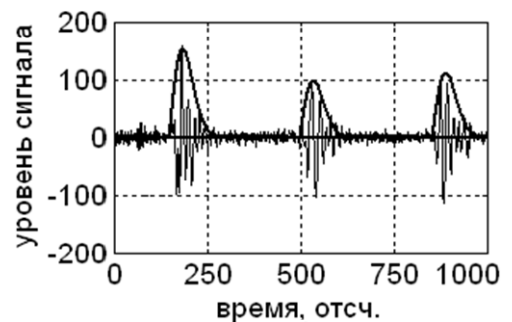


Рисунок 5 Фрагменты сигналов: а) человека; б) группы людей

не меняется в пределах этого интервала (непрерывное воздействие). Поэтому метод анализа характеристик обнаружения для объектов с импульсным воздействием на грунт имеет особенности.

По аналогии с (10), сигнал x_j в течение одного периода (около 300-350 отсчетов) можно описать при помощи выражения:

$$x_j = qs_j M(j) + n_j, \quad j = \overline{1, J},$$

где q – ОСШ, s_j – полезный сигнал, $M(j)$ – модулирующая функция, n_j – белый шум. Тогда КФ сигнала определяется следующим выражением:

$$R(k, l) = q^2 M(k)M(l)R_s(k-l) + N(k-l), \quad (11)$$

где $R_s(k-l) = \overline{s_k s_l}$, $N(k-l) = \overline{n_k n_l}$. Отсчеты КФ (11) используются для заполнения корреляционных матриц (7) и (8).

В диссертации показано, что импульсы, соответствующие шагам человека, в пределах рассматриваемого интервала обнаружения можно считать статистически независимыми друг от друга. Поэтому для интервала обнаружения, среднее значение и дисперсию числа пересечений сигналом нулевого уровня можно рассчитать, используя выражения:

$$m_{z|H_1} = \sum_{p=1}^P m_{z|H_1 p}, \quad D_{z|H_1} = \sum_{p=1}^P D_{z|H_1 p}$$

где P – количество импульсов (шагов) на интервале обнаружения.

По аналогии со случаем обнаружения объектов с непрерывным воздействием на грунт (см. рисунок 3), для обнаружения человека и группы людей на рисунках ба и бб, соответственно приведены зависимости среднего значения числа пересечений от ОСШ. Как и при обнаружении автомобиля, на рисунке для обнаружения человека и группы людей можно выделить области устойчивого обнаружения при вероятности ложных срабатываний не выше 10^{-7} ($q^2 > 8$

и $q^2 > 3$, соответственно), а также области, в пределах которых вероятность правильного обнаружения пробегает значения в диапазоне между нулем и единицей

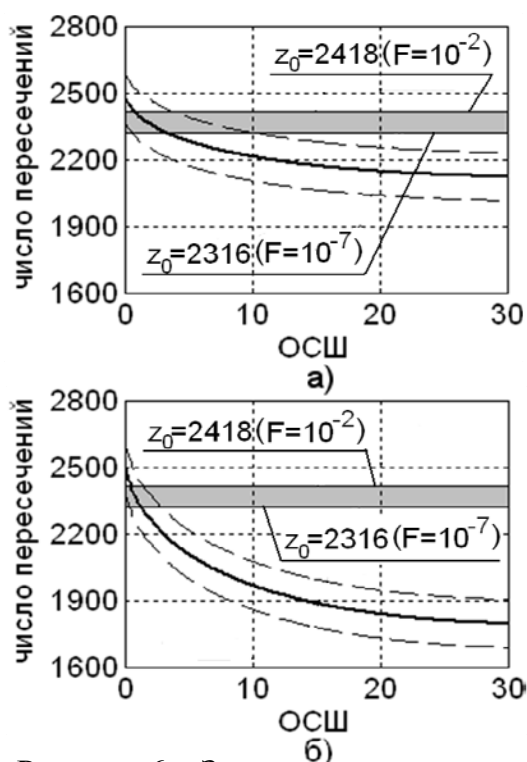


Рисунок 6 – Зависимость среднего числа пересечений сигналом нулевого уровня от ОСШ: а) человек; б) группа людей

($0.7 \leq q^2 \leq 8$ и $0.3 \leq q^2 \leq 3$, соответственно) или приближается к вероятности ложной тревоги ($q^2 < 0.7$ и $q^2 < 0.3$, соответственно).

На рисунке 7 приведены характеристики обнаружения человека (штрихпунктирные линии) и группы людей (сплошные линии), также штриховыми линиями обозначены характеристики,

соответствующие автомобилю и взятые из рисунка 4. Из рисунка видно, что характеристики обнаружения группы людей занимают промежуточное положение между характеристиками человека и автомобиля. Это объясняется тем, что при обнаружении группы в пределах анализируемого интервала доля участков, где присутствует только сейсмический фон, сокращается, а это приводит к уменьшению общего числа пересечений, имеющих на рабочем интервале. При увеличении числа участников группы наличием таких участков можно пренебречь. Следовательно, в этом случае в пределах анализируемого интервала сигнала, меняться будет только его мощность, а спектрально-корреляционные свойства можно считать неизменными. Другими словами сигнал, регистрируемый датчиками системы при проходе группы людей, можно считать квазинепрерывным.

Четвертая глава посвящена синтезу и анализу алгоритма классификации объектов по спектральным признакам их сигналов.

Как отмечалось выше, спектральные характеристики сигналов для разных типов сейсмоактивных объектов существенно различаются, это можно использовать при разработке алгоритма различения сейсмоактивных объектов. Сигналы, используемые для анализа, были предварительно обработаны с целью декорреляции помехи. На рисунке 8 приведены образцы спектральных плотностей мощности (СПМ) сигналов самолета, автомобиля, человека и фона. Эти СПМ получены в

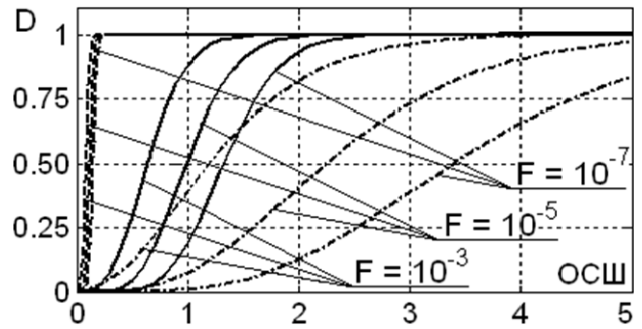


Рисунок 7 – Характеристики обнаружения человека (сплошные линии), группы людей (штрихпунктирные линии) и автомобиля (штриховые линии)

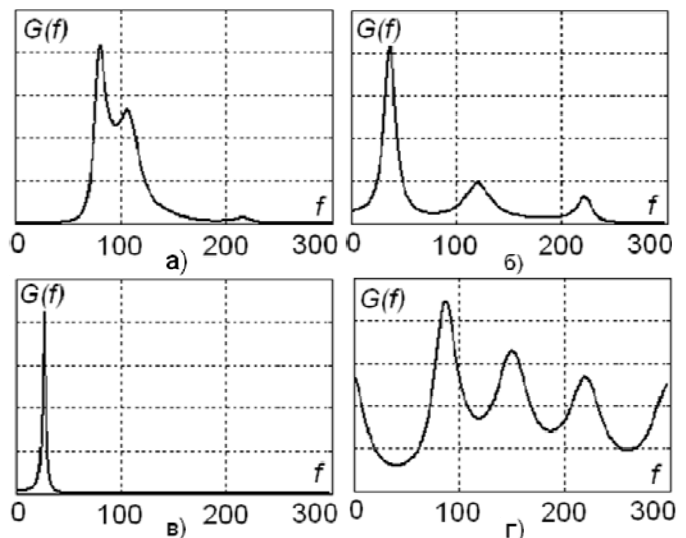


Рисунок 8 – СПМ выделенных сейсмических сигналов самолета (а), автомобиля (б), человека (в) и фона (г)

результате измерения на реально наблюдаемых сигналах и поэтому являются случайными реализациями. Как видно из рисунка 8, СПМ различаются по таким характеристикам, как положение максимума, ширина главного максимума, степень асимметричности и степень сглаженности спектра в окрестности главного максимума. По аналогии с моментными характеристиками вероятностных распределений, используем числовые характеристики СПМ, такие, как математическое ожидание, дисперсия, коэффициенты эксцесса и асимметрии. В диссертации рассмотрена классификация на основе четырехмерного вектора признаков:

$$\mathbf{Y} = \|y_1, y_2, y_3, y_4\|^T, \quad (12)$$

элементами которого являются указанные характеристики СПМ $G_j(f)$:

$$y_1 = x_1; \quad (13)$$

$$y_2 = x_2 - x_1^2 = \hat{x}_2; \quad (14)$$

$$y_3 = \frac{\hat{x}_3}{\sqrt{\hat{x}_2^3}}; \quad (15)$$

$$y_4 = \frac{\hat{x}_4}{\hat{x}_2^2} - 3, \quad (16)$$

где x_k и \hat{x}_k – начальные и центральные моменты $G_j(f)$, соответственно:

$$x_k = \int_0^{\infty} f^k G_j(f) df, \quad k = 1, 2, \dots$$

$$\hat{x}_k = \int_0^{\infty} (f - x_1)^k G_j(f) df, \quad k = 1, 2, \dots$$

Стоит отметить, что СПМ $G_j(f) \geq 0$. Используемые СПМ нормируются по правилу:

$$\int_0^{\infty} G_j(f) df = 1, \quad \forall j.$$

При этом нейтрализуется действие факторов, влияющих на энергию сигналов.

В силу случайности СПМ, случайными являются и элементы вектора признаков. Так, на рисунке 9 в качестве примера представлены семейства точек, определяемых составляющими вектора (12), полученных для трех типов объектов: самолет – «См» (здесь и далее в кавычках приведены обозначения соответствующего типа сейсмоактивного объекта на рисунках), автомобиль – «Ав», человек – «Ч»; также приведены данные для фона – «Ф». Данные, необходимые для построения представленных изображений, были получены на реальных ССО типа «Азимут» и «Циркуль», совместно разработанных ФГУП

ПО «Север» и НГТУ. Как видно из рисунков, для различных типов объектов точки, определяемые парой признаков вектора (12), сосредоточены на локальных участках двумерных областей, которые по совокупности точек достаточно хорошо разделяются. При использовании (12) образуются четырехмерные пространства.

В рассматриваемой задаче классификации было сформулировано J гипотез H_j , $j=1\dots J$ о принадлежности анализируемого сигнала одному из классов объектов. Каждый объект описывается в пространстве признаков распределением вероятностей $P(Y|H_j)$. Статистический классификатор, работающий по принципу максимального правдоподобия, выносит решение в пользу соответствующей гипотезы по правилу:

$$H^* = \arg \max_{H_j} P(Y|H_j). \quad (17)$$

Максимальная эффективность классификации достигается, если решение принимать по окончании сигнала, содержащего сейсмическое воздействие объекта. Однако ССО принадлежат к числу систем реального времени, где задержки в принятии решения недопустимы. В том числе и классификация объектов должна происходить во время поступления сигналов на вычислительное устройство, осуществляющее принятие решения. Поэтому при решении задачи была выбрана стратегия последовательного уточнения решения, которая реализуется путем разбиения всего времени анализа на относительно небольшие интервалы наблюдения, и принятия решения в моменты

окончания каждого такого интервала. Каждое новое решение представляет собой накопление локальных результатов, и, в отличие от предыдущих, опираясь на более полный объем данных, является статистически более точным и поэтому нейтрализует все более ранние решения системы.

При решении задачи классификации весь интервал анализа разбивается на M относительно небольших интервалов (например, равных периоду одного

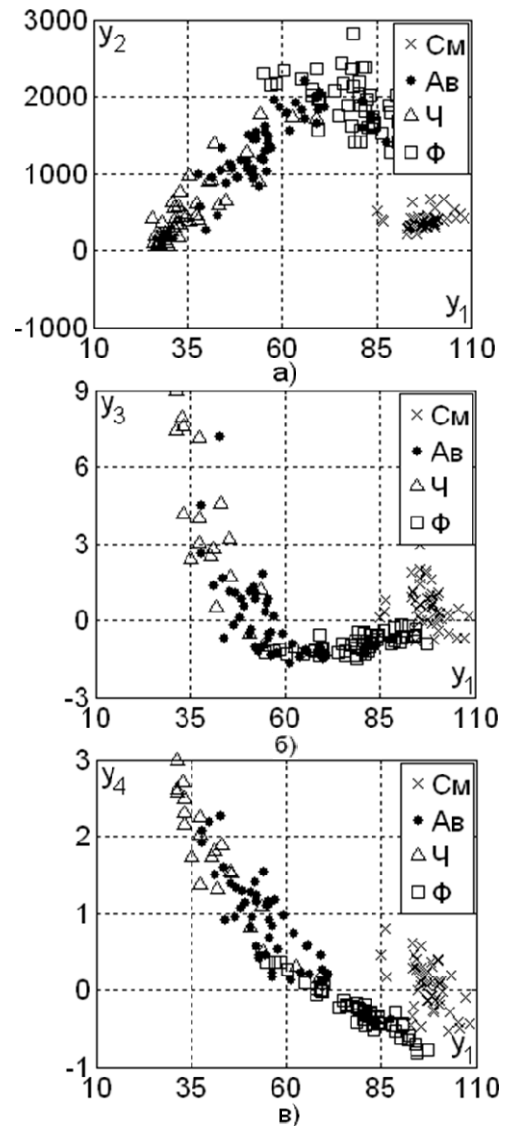


Рисунок 9 – Изображения объектов в пространстве спектральных признаков

шага человека, 300–350 отсчетов), $m = 1, 2, \dots, M$ – номер локального интервала, $P(\mathbf{Y}_m | H_j)$, $m = 1 \dots M$, $j = 1 \dots J$ – ПРВ вектора признаков \mathbf{Y}_m для m -го интервала наблюдения в присутствии объекта, соответствующего гипотезе H_j . Поскольку длительности отдельных интервалов наблюдения существенно превышают интервал корреляции сигналов, локальные значения векторов \mathbf{Y}_m можно считать независимыми, и совместное распределение вероятностей для текущего числа M_t интервалов определить выражением:

$$P(\mathbf{Y}_t | H_j) = \prod_{m=1}^{M_t} P(\mathbf{Y}_m | H_j)$$

где $\mathbf{Y}_t = \|\mathbf{Y}_1^T, \mathbf{Y}_2^T, \dots, \mathbf{Y}_{M_t}^T\|^T$ – полный для текущего множества интервалов вектор признаков, составленный из локальных векторов. Для текущего числа интервалов глобальное решение H_t^* в пользу одной из гипотез принимается по аналогии с выражением (17):

$$H_t^* = \arg \max_{H_j} P(\mathbf{Y}_t | H_j).$$

Учитывая накопительный характер образования оценок моментов, примем гауссовское распределение четырехмерного вектора \mathbf{Y}_m :

$$P(\mathbf{Y}_m | H_j) = \frac{1}{(2\pi)^2 |\mathbf{K}_j|^{1/2}} \exp\left(-\frac{(\mathbf{Y}_m - \bar{\mathbf{Y}}_j)^T \mathbf{K}_j^{-1} (\mathbf{Y}_m - \bar{\mathbf{Y}}_j)}{2}\right), \quad \begin{matrix} j = 1, \dots, J \\ m = 1, \dots, M \end{matrix}, \quad (18)$$

где $\bar{\mathbf{Y}}_j$, \mathbf{K}_j , $|\mathbf{K}_j|$ – математическое ожидание, ковариационная матрица и ее детерминант вектора признаков объектов j -го класса (гипотеза H_j).

Использование формы (18) для ПРВ признаков приводит к достаточно простым процедурам адаптации и классификации, что представляется существенным достоинством развиваемого метода.

Для работы алгоритма необходимо выполнить его обучение, которое при использовании формы (18) сводится к получению оценок векторов $\bar{\mathbf{Y}}_j$ средних значений признаков для всех классов объектов и матриц ковариаций \mathbf{K}_j . Обучение выполняется по классифицированному наблюдению, когда известен тип объекта, вызвавшего появление наблюдаемого сейсмического сигнала. После декорреляции помехи используемый для обучения сигнал разбивается на интервалы той же длины, что и в рабочем режиме ССО при классификации объектов. Для каждого из них определяется СПМ $G_j^{(r)}(f)$, где индексы j и r обозначают номер класса объекта и номер интервала в сигнале, используемом

для обучения, соответственно. Далее по формулам (13) – (16) вычисляются необходимые спектральные моменты и компоненты вектора признаков $Y_j^{(r)}$, $r=1, \dots, R$ для всех R обучающих интервалов. Оценки математического ожидания и ковариационной матрицы находятся обычным образом:

$$\bar{Y}_j = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R Y_j^{(r)}, \quad K_j = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (Y_j^{(r)} - \bar{Y}_j)(Y_j^{(r)} - \bar{Y}_j)^T \quad (19)$$

Для различных парных комбинаций элементов вектора признаков, (см. рисунок 9) и различных классов объектов на рисунке 10 приведены эллипсы равных вероятностей для двумерных распределений на уровнях 0.5 и 0.1. Под эллипсом равных вероятностей понимается эллиптическая область, в которую с фиксированной вероятностью могут попасть точки со случайными координатами, распределенными по нормальному закону. Представленные на рисунке 10 двумерные распределения можно охарактеризовать такими различиями, как «сдвиг» (взаимное расположение центров эллипсов), «масштаб» (размеры эллиптических областей) «поворот» (положение осей эллипсов). Применение статистических критериев гарантирует использование различий всех типов, и их эффективность возрастает, если удастся применить многократные наблюдения с накоплением локальных результатов. В предлагаемом методе накопление реализуется за счет разбиения общего времени анализа и получения локальных результатов на отдельных интервалах.

Предложенный алгоритм классификации был исследован на математических моделях.

При математическом моделировании объекты генерировались значениями признаков (13) – (16), векторы Y_m которых подчинялись условным распределениям вероятностей (18). Поэтому для анализа алгоритма классификации был проведен статистический эксперимент в среде MATLAB, при этом в каждом испытании формировался векторов признаков

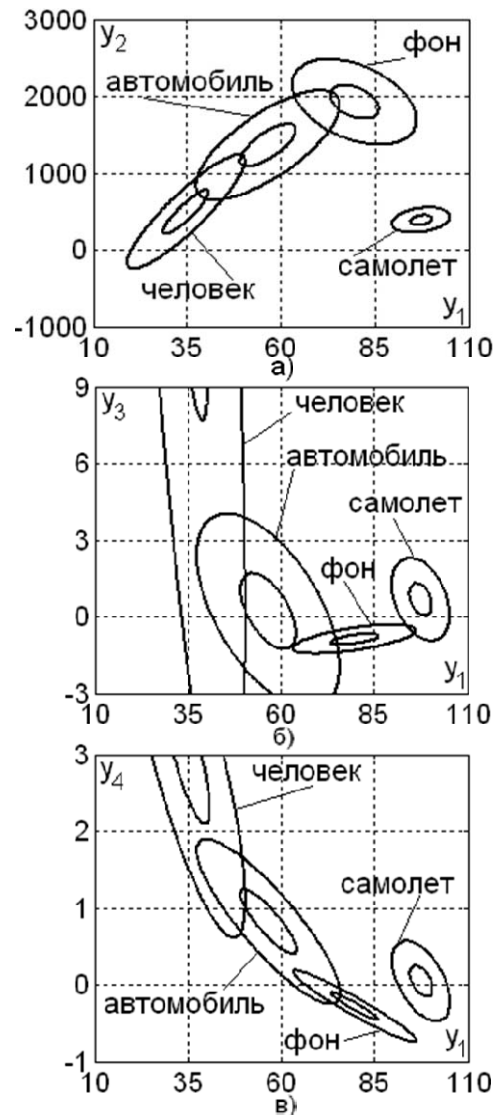


Рисунок 10 – Эллипсы равных вероятностей для спектральных признаков

$\hat{Y} = \|\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4\|^T$, полученный для каждого объекта из рассматриваемого множества путем процедуры стандартного моделирования случайных векторов с заданными моментными характеристиками: эталонными математическим ожиданием \bar{Y}_j и ковариационной матрицей K_j .

Таблица 2

Тип объекта	Число тактов			
	1	3	5	10
Самолет	0.968	0.998	0.999	1.000
Автомобиль	0.654	0.883	0.945	0.990
Мелкое животное	0.742	0.912	0.956	0.990
Крупное животное	0.797	0.980	0.997	1.000
Человек	0.947	0.999	1.000	1.000
Группа из 2 чел.	0.834	0.984	0.998	1.000
Группа из 3 чел.	0.908	0.998	1.000	1.000

Результаты исследования алгоритма при помощи статистического моделирования представлены в таблице 2, где в процентах к общему числу экспериментов приведены данные о решениях в пользу фактического типа объекта, обозначенного в левом столбце. Как видно из таблицы, на

первом такте работы алгоритма вероятности правильной классификации составляют 65 – 96% в зависимости от типа фактического объекта. При увеличении времени анализа до 10 тактов вероятность правильной классификации объекта возрастает до 94 – 99% в зависимости от типа фактического объекта.

Анализ предлагаемого алгоритма классификации проводился также на реальных сигналах для различных типов фактического объекта: «автомобиль», «мелкое животное», «крупное животное», «человек», «группа из трех человек». В этих экспериментах в качестве рабочих не участвовали записи, используемые для получения эталонов (19). Результаты экспериментов представлены в таблице 3, где в процентах к общему числу экспериментов, приведены данные о

Таблица 3

Тип объекта	Число тактов			
	1	5	10	15
Автомобиль	0.200	0.533	0.617	0.867
Мелкое животное	0.588	0.824	0.882	0.823
Крупное животное	0.139	0.167	0.418	0.528
Человек	0.367	0.721	0.735	0.824
Группа из 2 чел.	0.194	0.264	0.403	0.501

решениях в пользу фактического типа объекта, обозначенного в левом столбце. Полное число тактов, используемых для принятия решения, изменялось от 1 до 15. Из таблицы видно, что при увеличении времени анализа точность выносимого решения возрастает, что

соответствует результатам статистического моделирования. Так, например, в присутствии человека при увеличении числа используемых для анализа локальных циклов наблюдения от 5 до 15 происходит увеличение числа правильных решений от 72 до 82 процентов.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертации предложены и развиты новые подходы к синтезу алгоритмов обнаружения и классификации объектов в ССО, повышению их универсальности. Разработанные алгоритмы нашли применение в ССО «Азимут», что подтверждается актом внедрения, и приняты к использованию в новейших разработках ФГУП ПО «Север» и НГТУ, которые проводятся в настоящее время.

Основные результаты исследований заключаются в следующем:

1. Установлено, что использование взаимной зависимости локальных сигналов датчиков, при их близком расположении в пространстве, позволяет повысить эффективность предварительной обработки.
2. Предложен и развит метод обнаружения объектов в ССО, использующий в качестве признака, отличающего полезный сигнал от сейсмического фона, число пересечений сигналом нулевого уровня. На основе предложенного подхода создан алгоритм обнаружения, обладающий непараметрическим свойством по отношению к фоновой помехе, что позволяет стабилизировать вероятность ложной тревоги и, тем самым, реализовать критерий Неймана-Пирсона.
3. Разработана методика анализа характеристик обнаружения для объектов с непрерывным и импульсным воздействием на грунт. Методом статистического моделирования и с помощью натуральных экспериментов исследована точность разработанного алгоритма. Полученные показатели точности подтверждают соответствие алгоритма практическим требованиям.
4. Предложен и развит метод классификации объектов в ССО, использующий в качестве вектора признаков спектральные моменты сигналов, и позволяющий получать решение в реальном времени. Разработанный на его основе МП-алгоритм классификации исследован с помощью статистического моделирования и полунатурных экспериментов. Полученные показатели точности подтверждают соответствие алгоритма практическим требованиям. Предложенный алгоритм, имеет универсальную структуру, что позволяет его реализовать при любой вариации состава классов согласно требуемой ситуации

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в журналах из перечня ведущих рецензируемых научных журналов и изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций:

1. Соколова Д.О. Классификация движущихся объектов по спектральным признакам сейсмических сигналов / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Автометрия. – 2012. – №5. – С. 112-119.
- * Sokolova D.O. Classification of moving objects based on spectral features of seismic signals / D.O. Sokolova, A.A. Spector // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2012. – № 5. – P. 522-528.
2. Соколова Д.О. Непараметрическое обнаружение сейсмоактивных объектов с непрерывным воздействием на грунт / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Научный вестник НГТУ. – 2012. – № 4. – С. 20-28
3. Соколова Д.О. Непараметрическое обнаружение стохастических сигналов, основанное на пересечениях с «нулем» / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. Томск. – 2013. – № 1. – С. 138-146.

Научные статьи в других изданиях и материалы выступлений на конференциях:

4. Соколова Д.О. Краткая характеристика сейсмической системы охраны с цифровой обработкой сигналов / К.Д. Гребенщиков, М.А. Райфельд, Д.О. Соколова, А.А. Спектор, Е.А. Тонконогов // Доклады IV научно-практической конференции «Электронные средства и системы управления. Опыт инновационного развития». Томск. – 2007. – С. 274-277.
5. Соколова Д.О. Принципы групповой обработки сигналов в сейсмической системе наблюдения / Д.О. Соколова // Материалы II Всероссийской научной конференции с международным участием «Проблемы развития и интеграции науки, профессионального образования и права в глобальном мире». Красноярск. – 2007. – С. 389-391.
6. Соколова Д.О. Совместная обработка сигналов группы датчиков в сейсмической системе наблюдения / Д.О. Соколова // Сборник научных трудов НГТУ. – 2007. – Вып. 4. – С. 39-44.
7. Соколова Д.О. Предварительная векторная обработка сигналов в сейсмической системе наблюдения / Д.О. Соколова // Сборник научных трудов «Современные проблемы радиоэлектроники». Красноярск. – 2008. – С.39-42.

* – Работа опубликована в журнале «Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing», который является переводом на английский язык журнала «Автометрия». Перевод и издание осуществляет фирма «Аллертон Пресс» (США).

8. Соколова Д.О. Применение векторной модели для групповой предварительной обработки сигналов в сейсмической системе наблюдения / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Материалы IX Международной конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения». Новосибирск. – 2008. – Том 4. – С.34-37.
9. Соколова Д.О. Классификация объектов в сейсмической системе охраны / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Сборник научных трудов конференции-семинара по микро/нанотехнологиям и электронным приборам «EDM-2009». Новосибирск. – 2009. – С. 181-183.
10. Соколова Д.О. Коэффициенты эксцесса и асимметрии спектров как классифицирующие признаки объектов в ССН / Д.О. Соколова // Сборник научных трудов конференции «Современные проблемы радиоэлектроники». Красноярск. – 2009. – С. 32-35.
11. Соколова Д.О. Непараметрическое обнаружение стохастических сигналов, основанное на пересечении с «нулем» / Д.О. Соколова // Материалы всероссийской научной студенческой конференции молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации». Новосибирск. – 2009. – Ч.2. – С. 112-114.
12. Sokolova D.O. Moving object classification on basis of spectral signal features in seismic guard system / D.O. Sokolova, A.A. Spector // Proceedings of the IASTED International conferences on Automation, Control, and Information Technology. Novosibirsk. – 2010. – Vol. 1. – P. 74-77.
13. Соколова Д.О. Использование счетчика пересечений сейсмосигнала с нулевым уровнем при обнаружении объектов в ССН / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Материалы X международной конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения». Новосибирск. – 2010. – Том 4. – С.50-52.
14. Соколова Д.О. Задачи и методы обработки сигналов в сейсмических системах наблюдения / К.Д. Гребенщиков, В.В. Коробов, М.А. Райфельд, А.Л. Мархакшинов, Д.О. Соколова, А.А. Спектор, Е.А. Тонконогов, С.Г. Филатова // Материалы X Международной конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения». Новосибирск. – 2010. – Том 4. – С.46-49.
15. Соколова Д.О. Классификация движущихся объектов на основе энергетических признаков в сейсмической системе охраны / Д.О. Соколова, А.А. Спектор // Материалы XI Международной конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения». Новосибирск. – 2012. – Том 4. – С.75-77.

Отпечатано в типографии Новосибирского
государственного технического университета
630073, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20,
тел./факс (383) 346-08-57
Формат 60X84/16 объем 1.5 п.л. тираж 100 экз.
Заказ № 1459 подписано в печать 12.11.2013