МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
РЯЗАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

А.Ю. ПАРШИН, Ю.Н. ПАРШИН

ТЕКСТУРНЫЙ АНАЛИЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ РЛС С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ

Учебное пособие

Рязань 2014

УДК 621.396.2

Текстурный анализ сигналов и изображений РЛС с синтезированной апертурой: учеб. пособие / А.Ю. Паршин, Ю.Н. Паршин; Рязан. гос. радиотехн. ун-т.; – Рязань, 2014. – 96 с.

Излагаются принципы формирования радиолокационного изображения в РЛС с синтезированной апертурой, основы текстурного анализа сигналов и изображений, статистическая теория оценивания текстурных признаков. Особое внимание уделено текстурным признакам, отражающим фрактальные свойства сигналов и изображений. Рассмотрено применение текстурного анализа для обнаружения сигналов и выделения границ объектов на изображении.

Предназначено для студентов дневного, вечернего и заочного отделений, обучающихся по направлениям бакалавриата и магистратуры «Радиотехника», «Инфокоммуникационные технологии и системы связи», «Программная инженерия», специальности «Радиоэлектронные системы и комплексы».

Ил. 36. Библиогр.: 28 назв.

Синтезированная апертура, текстура, пиксель, текстурные признаки, обнаружение, выделение границ, фрактальная размерность

Печатается по решению редакционно-издательского совета Рязанского государственного радиотехнического университета.

Учебное пособие написано при выполнении государственного задания Минобрнауки РФ № 2014/178.

Рецензент: кафедра радиотехнических устройств РГРТУ (канд. техн. наук, доц. С.И. Гусев)

© Рязанский государственный
радиотехнический университет, 2014

Введение

Радиолокационные станции с синтезированной апертурой (РСА) антенны играют основную роль в широком спектре применений, таких как мониторинг окружающей среды, определение био- и геофизических параметров поверхности, океанской и ледяной поверхностей, мониторинг событий и несчастий, а также зондирование и приложения, связанные с безопасностью. Сегодня мы стоим на пороге новой эры космических и авиационных РСА систем. Новые спутниковые системы, такие как TerraSAR-X, CosmoSkymed, RadarSat-II, TanDEM-X, формируют радиолокационное изображение с разрешением с сотни раз меньше, чем известные РСА системы. Вновь создаваемые РСА намного превосходят существующие системы по точности, функциональности, широте областей применения.

Космические РСА представляют собой наиболее соответствующий инструмент дистанционного зондирования в технологическом смысле, что ставит новые задачи по разработке новых концепций, методов и технологий перспективных РСА систем. Современные космические РСА широко используют активные и цифровые антенные решетки с передающими и приемными модулями. Эта технология обеспечивает большую гибкость в выборе величины угла скольжения для получения изображения, а также для реализации потенциальной эффективности широкого набора режимов формирования сигналов РСА и обработки изображений.

Цифровые технологии позволяют реализовать высокоэффективные алгоритмы первичной и вторичной обработки радиолокационных сигналов, а также обработку радиолокационных изображений для получения тематической информации. В этой области высокую эффективность показали методы, использующие понятие текстуры изображения, текстурную обработку. Обнаружение объектов на изображении, их классификация получаются более эффективными, если использовать широкий набор текстурных признаков, рассматривать радиолокационное изображение с различных позиций. Среди большого ансамбля текстурных признаков выделяются в отдельный класс фрактальные текстурные признаки. Это обусловлено свойством самоподобия естественных объектов и поверхностей, различием их фрактальных размерностей.

В учебном пособии рассматриваются вопросы как общего построения алгоритмов обработки радиолокационных изображений, так и специального вида обработки на основе фрактальных свойств объектов.

1. Формирование радиолокационных изображений в РЛС с синтезированной апертурой

1.1 Принцип работы РЛС с синтезированной апертурой

Для получения необходимого разрешения по угловой координате требуется иметь антенну с большим раскрывом. В настоящее время требования по разрешающей способности настолько высоки, что требуемый раскрыв антенны не может быть реализован обычными методами. Поэтому в последнее десятилетие получили развитие антенны с синтезированной апертурой и построенные на их основе радиолокационные станции (РЛС). При движении носителя РЛС последовательные положения реальной антенны в пространстве, соответствующие каждому излученному импульсу, могут рассматриваться как элементы некоторой синтезированной антенной решетки. При этом горизонтальный размер синтезированной антенны намного превышает физический размер реальной антенны и может быть сделан очень большим. Соответственно пространственное разрешение в РЛС с синтезированной апертурой (РСА) может быть сделано достаточно высоким независимо от высоты полета носителя. Кроме этого, появляется возможность использования длины волны вплоть до нескольких метров без существенной потери пространственного разрешения.

В настоящее время РСА находят все большее применение в различных технологиях дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Например, при исследовании динамических процессов в океане РСА является единственно возможным инструментом для получения достоверной информации. Это объясняется двумя основными обстоятельствами, отличающими РСА от других сенсоров дистанционного зондирования, работающих в видимом и инфракрасном диапазонах электромагнитного спектра:

- РСА способны получать радиолокационные изображения (РЛИ) поверхности Земли вне зависимости от состояния облачного покрова и освещенности поверхности;
- РЛИ содержит в себе информацию о некоторых специфических характеристиках подстилающей поверхности: динамика поверхности, диэлектрическая постоянная, микрорельеф и др.

РЛС бокового обзора – основное средство в дистанционном зондировании морских льдов, проводке судов во льдах. С помощью радиолокационной информации удается не только картографировать ледовые поля, но и определить толщину льда, его происхождение, состояние, определить структуру трещин в ледовом покрытии и динамику их развития. Особенно успешно с помощью радиолокационных данных опре-

деляются характеристики приводного ветра – скорость, направление, а также прогнозируются энергии ураганов, зоны штормов и сильного волнения.

РСА космического и авиационного базирования эффективно используются для военных приложений. Это системы разведки, целеуказания, системы дистанционного обнаружения мин и т. п. [1,2].

1.2. Обработка сигналов и изображений в РСА

Алгоритмы первичной обработки радиолокационных сигналов. Первичная обработка радиолокационных сигналов включает в себя формирование кадров РЛИ из массивов отсчетов сигналов, обладающих высокой степенью когерентности, - радиоголограмм (РГГ), а также данных служебной навигационной информации.

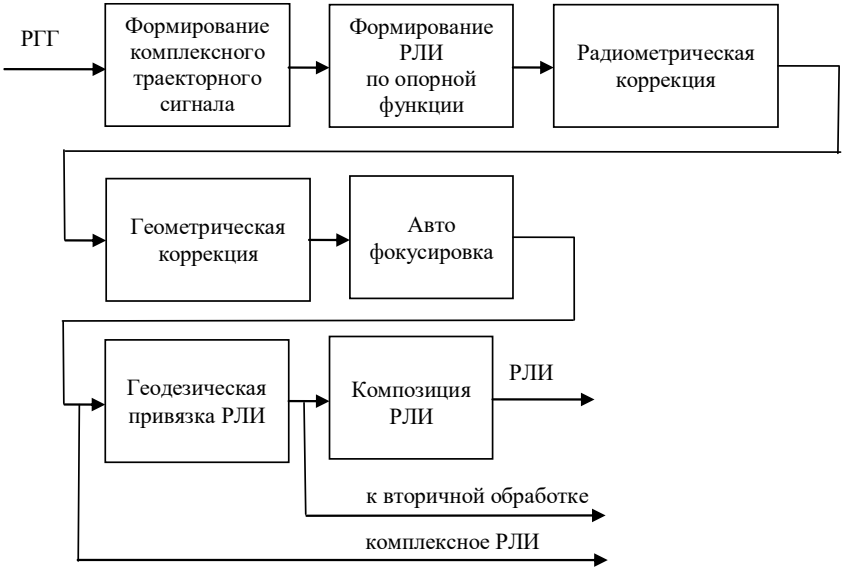


Рис. 1.1. Общая структурная схема первичной обработки

Основными задачами, решаемыми на этапе первичной обработки, являются (рис.1.1):

- формирование кадров РЛИ с требуемым разрешением в условиях наличия миграции дальности в пределах апертуры синтезирования,
- учет навигационной информации при синтезировании РЛИ,
- использование алгоритмов автофокусировки для уточнения парамет-

ров траекторных искажений движения носителя.

В процессе первичной обработки синтезируются отдельные кадры РЛИ, которые на последующих этапах подвергаются радиометрической и геометрической коррекции. Синтезирование РЛИ осуществляется согласованной фильтрацией, реализуемой путем двумерной свертки зарегистрированного радиолокационного сигнала и опорной функции, представляющей собой отклик системы на идеальный точечный отражатель.

Во всех режимах наблюдения при синтезировании полного кадра РЛИ для уменьшения требований к объему памяти обработка исходного файла РГГ проводится частями – кадрами обработки, которые затем стыкуются между собой для формирования выходного РЛИ. Наиболее сложным в реализации является алгоритм синтезирования в режиме высокодетальной съемки.

Формирование РЛИ в условиях присутствия эффекта миграции дальности. Обработка данных в режиме высокодетальной съемки требует использования алгоритмов двумерной обработки с компенсацией миграции дальности. В настоящее время для подобных задач используются алгоритмы обработки, сокращенно называемые RMA (Range Migration Algorithm) и CSA (Chirp Scaling Algorithm). Структурная схема алгоритма формирования изображения RMA представлена на рис. 1.2. Функционирование данного алгоритма иллюстрируется на примерах откликов от нескольких точечных отражателей 1-5, расположенных на различных дальностях и показанных в правой части рис. 1.2.

Особенностью алгоритма RMA является обработка данных полностью в частотной области. Для этого на первом этапе обработки производится двумерное быстрое преобразование Фурье входной радиограммы. На последующем этапе обработки производится синтезирование апертуры путем перемножения сформированного двумерного спектра с двумерным спектром опорной функции. Спектр опорной функции также формируется путем быстрого преобразования Фурье из двумерного сигнала, комплексно сопряженного с сигналом идеальной точечной цели, расположенной в центре обрабатываемого участка.

Для фокусировки точек изображения используется преобразование Столта, которое заключается в применении азимутально-частотно-зависимого сдвига спектральных компонент двумерного спектра в направлении дальности. Сдвиг спектральных компонент производится на величину, не кратную расстоянию между отсчетами спектра, поэтому для предотвращения появления искажений необходима интерполяция в частотной области. При отсутствии траекторных искажений и рассогласований по параметрам съемки в результате данной операции точки, расположенные в центре сцены, оказываются идеально сфокусирован-

ными. При этом точки, удаленные от центра сцены, оказываются сфокусированными не полностью, что выражается в остаточном искривлении спектральных откликов точек 1 и 5.

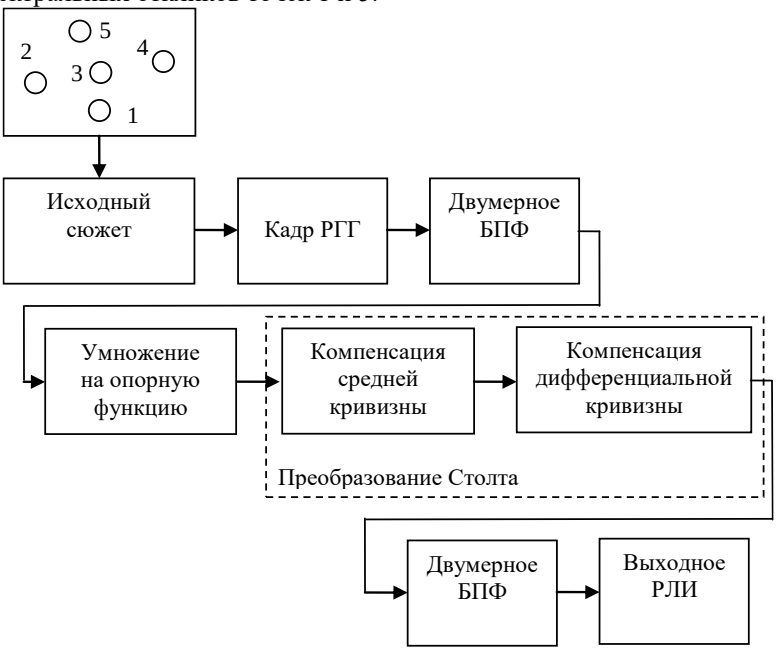


Рис. 1.2. Структурная схема алгоритма формирования изображения RMA

После проведения этих операций, составляющих преобразование Столта, спектральные отклики всех точек сцены располагаются вдоль прямых линий, соответствующих строкам и столбцам обрабатываемого двумерного массива. Для получения выходного РЛИ необходимо провести обратное двумерное преобразование Фурье.

Использование алгоритма автофокусировки при формировании РЛИ. Дополнительным средством компенсации траекторных нестабильностей являются алгоритмы автофокусировки, например алгоритм градиентно-фазовой автофокусировки (Phase-Gradient Algorithm - PGA), которые необходимо использовать в комплексе формирования РЛИ.

Достоинством алгоритма градиентно-фазовой автофокусировки является независимость от вида фазовой ошибки, что позволяет компенсировать не только квадратичную ошибку, но и ошибку более высоких степеней. Структурная схема алгоритма PGA представлена на рис. 1.3. Для режима высокодетальной съемки предполагается, что искомая фа-

зовая ошибка одинакова для всех отражающих элементов сцены и всего рабочего диапазона дальностей.

Комплексная огибающая принятого траекторного сигнала, отраженного от элемента сцены, после сжатия во времени и компенсации квадратичного фазового сдвига имеет вид

$$\underline{g}(t) = A\exp\{j[\omega_0 t + \phi_e(t)]\} + \underline{n}(t), \tag{1.1}$$

где A - амплитуда сигнала, ω_0 - несущая частота сигнала, $\phi_e(t)$ - ошибка фазы сигнала, $\underline{n}(t) = B(t)\exp[j\phi_n(t)]$ - тепловой шум приемника.

Производная полной фазы комплексного сигнала (1.1) для каждой строки дальности k имеет вид

$$\frac{d\phi_k(t)}{dt} + \omega_0 = \frac{\mathrm{Im}\left[\frac{d\underline{g}_k(t)}{dt}\underline{g}_k^*(t)\right]}{|\underline{g}_k(t)|^2}, \tag{1.2}$$

где Im означает мнимую часть, а $*$ - знак комплексного сопряжения.

Для вычисления производной фазы сигнала отражателя в отдельной строке дальности производится операция выделения области сигнала с помощью окна и сдвига максимума амплитуды отражателя на нулевую частоту. Тогда выражение для сдвинутого по частоте траекторного сигнала примет вид

$$\begin{aligned}\underline{g}(t) &= A\exp[j\varphi_e(t)] + B(t)\exp[j\varphi_n(t)] \approx \\ &\approx A\exp[j\varphi_e(t)]\left(1 + \frac{B(t)}{A}\exp[j(\varphi_n(t) - \varphi_e(t))]\right).\end{aligned} \tag{1.3}$$

В выражении (1.3) комплексный множитель, определяющий фазу, включает в себя искомую фазовую ошибку $\phi_e(t)$ и выражение для шумовой составляющей, пропорциональное отношению $B(t)/A$, обозначаемое далее $V(t)$: $\phi(t) \approx \phi_e(t) + V(t)$. Запишем производную (1.2) в виде

$$\frac{d\varphi_k(t)}{dt} = \frac{\mathrm{Im}\left[\frac{d\underline{g}_k(t)}{dt}\underline{g}_k^*(t)\right]}{|\underline{g}_k(t)|^2} = \frac{d\varphi_e(t)}{dt} + \frac{dV(t)}{dt}. \tag{1.4}$$

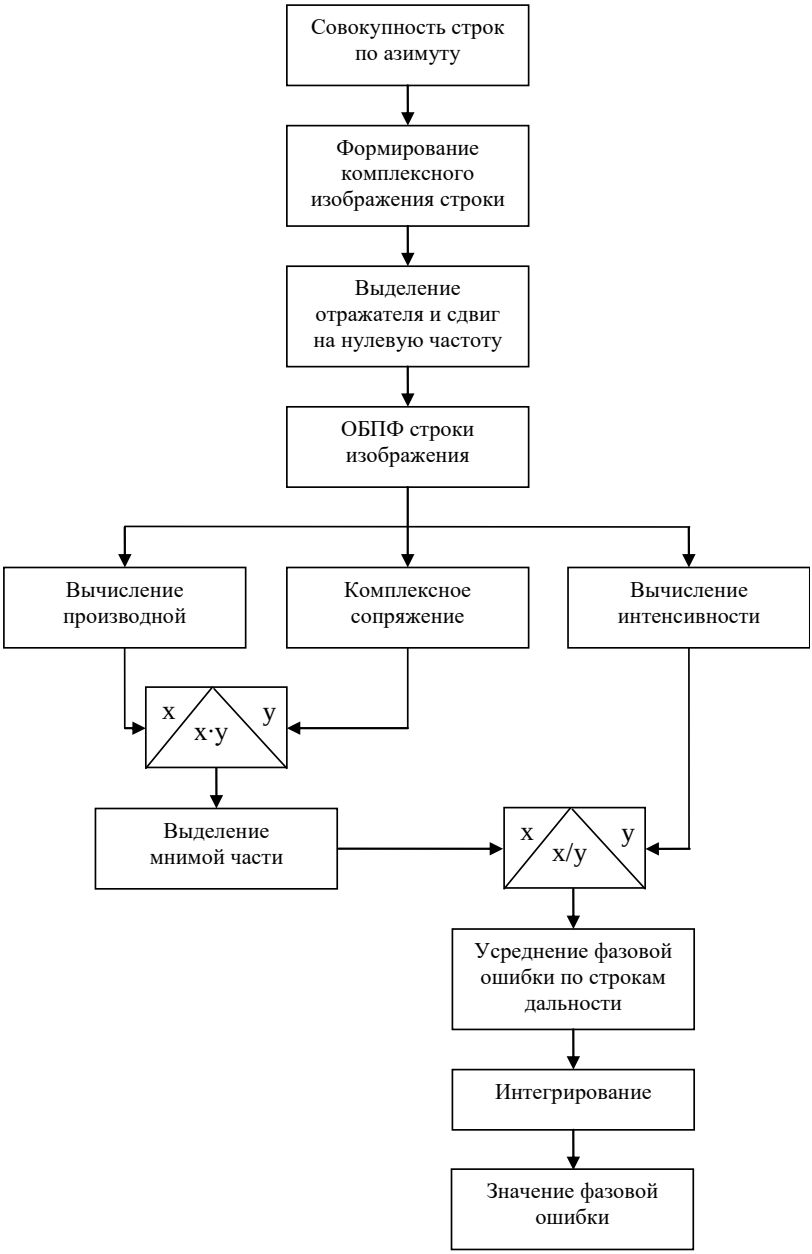


Рис. 1.3. Блок схема алгоритма PGA

Среднее значение $\frac{dV(t)}{dt}$ равно нулю, поэтому выражение (1.4) определяет оценку производной фазовой ошибки $\frac{d\phi_e(t)}{dt}$. Результат вычисления производной фазы сигнала, полученный в виде (1.4), содержит значение производной траекторной фазовой ошибки, одинаковое для всех строк дальности, и шумовую компоненту с нулевым средним значением. При усреднении достаточного количества строк по дальности произойдет накопление постоянной составляющей и подавление шумовой компоненты. В результате усреднения восстанавливается форма траекторной фазовой ошибки, которая в дальнейшем используется для компенсации траекторных искажений.

$$\underline{g}(t) = A\exp[\,j\phi_e(t)] + B(t)\exp[\,j\phi_n(t)] \approx$$
$$\approx A\exp[\,j\phi_e(t)]\left(1+\frac{B(t)}{A}\exp[\,j(\phi_n(t)-\phi_e(t))]\right). \qquad (1.3)$$

В выражении (1.3) комплексный множитель, определяющий фазу, включает в себя искомую фазовую ошибку $\phi_e(t)$ и выражение для шумовой составляющей, пропорциональное отношению $B(t)/A$, обозначаемое далее $V(t)$: $\phi(t) \approx \phi_e(t) + V(t)$. Запишем производную (1.2) в виде

$$\frac{d\phi_k(t)}{dt} = \frac{\mathrm{Im}\left[\frac{d\,\underline{g}_k(t)}{dt}\,\underline{g}_k^*(t)\right]}{|\,\underline{g}_k(t)\,|^2} = \frac{d\phi_e(t)}{dt} + \frac{dV(t)}{dt}\,. \qquad (1.4)$$

Среднее значение $\frac{dV(t)}{dt}$ равно нулю, поэтому выражение (1.4) определяет оценку производной фазовой ошибки $\frac{d\phi_e(t)}{dt}$. Результат вычисления производной фазы сигнала, полученный в виде (1.4), содержит значение производной траекторной фазовой ошибки, одинаковое для всех строк дальности, и шумовую компоненту с нулевым средним значением. При усреднении достаточного количества строк по дальности произойдет накопление постоянной составляющей и подавление шумовой компоненты. В результате усреднения восстанавливается форма траекторной фазовой ошибки, которая в дальнейшем используется для компенсации траекторных искажений.

Совместное использование навигационной информации и алгоритмов автофокусировки при формировании РЛИ. Наиболее актуальным при формировании РЛИ высокого разрешения является совместное использование навигационной информации и алгоритмов автофокусировки при синтезировании РЛИ. Такой подход дополнительно может использоваться при низкой точности навигационной информации или для обеспечения бистатического авиационно-космического режима. Сущностью алгоритмов автофокусировки в этом случае является обобщенный итерационный подход, при котором в качестве входной информации используются имеющиеся навигационные данные, а фазовые ошибки, измеряемые в процессе автофокусировки, используются для их последовательного уточнения.

Итерационные алгоритмы автофокусировки широко используются для формирования авиационных РЛИ, для которых имеющейся точности навигационного комплекса оказывается недостаточно вследствие жесткой динамики носителя РСА. Координаты носителя в процессе синтезирования фиксируются бортовым навигационным комплексом. В результате применения итерационных алгоритмов компенсации ошибок уменьшается расфокусированность объектов на изображении.

Алгоритмы радиометрической коррекции РЛИ. Основными источниками радиометрических ошибок являются:

- изменение уровня мощности передатчика РСА,
- изменение уровня отраженного сигнала в зависимости от дальности,
- изменение уровня отраженного сигнала в зависимости от формы и ориентации диаграммы направленности антенны,
- изменение чувствительности приемника РСА,
- изменение коэффициента усиления в приемопередающем тракте при смене режимов работы.

Составляющие радиометрических погрешностей, связанные с параметрами аппаратуры и влиянием дальности, корректируются автоматически на этапе первичной обработки. Коррекция осуществляется путем масштабирования амплитуды выходного сигнала на величину, обратную величине суммарного ослабления сигнала, введенного в аналоговом тракте РСА. Значения коэффициентов затухания аттенюаторов записываются в блок данных служебной информации радиоголограммы. Для компенсации влияния диаграммы направленности антенны в горизонтальной плоскости на этапе первичной обработки производятся измерения положения доплеровского спектра сигнала на выходе антенны. Измерения производятся в различных кольцах дальности, а также в разные моменты времени для различных областей вдоль оси путевой дальности. На основе результатов измерений вычисляются коэффициенты

коррекции.

Для компенсации влияния диаграммы направленности антенны в вертикальной плоскости используются результаты измерений формы диаграммы направленности (ДН) антенны, проведенных на этапе стендовых и летных испытаний. В процессе проведения радиолокационной съемки фиксируется угол установки φ_A максимума ДН антенны $D(\theta)$ в вертикальной плоскости, что позволяет произвести взаимное сопоставление систем координат, как показано на рис. 1.4. Коррекция проводится в предположении плоской модели рельефа, имеющего некоторую среднюю высоту. Для точек 1 и 2 на рис. 1.4, а также для промежуточных точек рассчитывается фактическое значение угла наблюдения φ. По этим значениям, а также по значению угла положения максимума ДН антенны φ_A определяется значение относительной угловой координаты $\theta = \varphi - \varphi_A$ и значение корректирующего множителя.

Рассмотренные алгоритмы первичной обработки радиолокационной информации позволяют выполнить требования по уровню детальности для наиболее сложного режима съемки космической системы радиолокационного наблюдения. В процессе синтезирования необходимо проводить дополнительную обработку, учитывающую кривизну движения носителя, а также возможные нестабильности распространения сигнала в атмосфере. Для этой цели применяются блоки программного учета навигационной информации, а также автофокусировки. Для обеспечения метрологических характеристик в процессе синтезирования и после его завершения должна осуществляться радиометрическая коррекция РЛИ. Совместное применение в системе первичной обработки алгоритмов двумерного спектрального анализа РЛИ, учитывающих миграцию дальности, с дополнительным программным обеспечением, устраняющим стробоскопический эффект в прожекторном режиме высокодетальной съемки, позволяет реализовать необходимое время синтеза апертуры и получить требуемый уровень разрешения.

1.3. Вторичная обработка РЛИ

Общее описание алгоритмов вторичной обработки радиолокационных изображений. На этапе вторичной обработки осуществляется дополнительная обработка сформированных РЛИ, позволяющая повысить эффективность выделения тематической информации, и включает следующие операции:

- трансформацию РЛИ в требуемую проекционную систему координат, включая геометрическую коррекцию, а при необходимости и коррекцию искажений, обусловленных наличием рельефа поверхности,
- выделение изменений на последовательности РЛИ одного участка

местности, полученных в разное время,

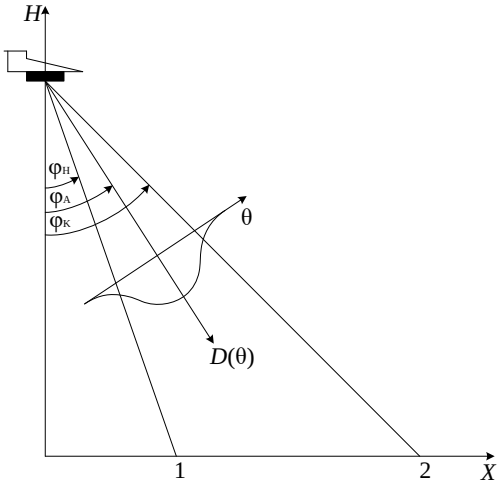


Рис. 1.4 – Схема амплитудной коррекции РЛИ в вертикальной плоскости

- выделение движущихся объектов на РЛИ; данный вид обработки является частным случаем выделения изменений, однако использует специфические алгоритмы,
- интерферометрическую обработку с формированием цифровых радиолокационных карт высот рельефа поверхности, что является частным случаем выделения изменений.

Подсистема вторичной обработки может рассматриваться как часть системы тематической обработки РЛИ. Однако выделение ее в отдельный блок позволяет провести более четкое структурирование процесса обработки информации.

В данном случае в подсистеме вторичной обработки проводятся преобразования РЛИ, в ряде случаев многоканальные, обеспечивающие в дальнейшем повышение эффективности выделения тематической информации. С точки зрения теории распознавания на данном этапе производится формирование пространства признаков. В рамках же подсистемы тематической обработки осуществляются последующие операции процесса распознавания: пороговая обработка, сравнения признаков с эталонными данными, отнесение объекта к одному из классов и т.д.

Трансформация РЛИ в требуемую проекционную систему координат. Трансформация РЛИ в требуемую проекционную систему координат включает следующие операции:

георефернцирование – операция обработки, на выходе которой формируется снимок в путевой системе координат время – наземная дальность,

геокодирование – преобразование географических координат точек снимка из антенной системы координат РСА в одну из картографических проекций; в геокодированном изображении снимок ориентирован в направлении север–юг; геокодирование может проводиться с учётом или без учёта локальных возвышений рельефа над опорным эллипсоидом,

орторектификация – пересчёт картографических координат точек снимка на опорной поверхности с учётом локальных возвышений рельефа.

Операция георефернцирования РЛИ компенсирует гиперболическое изменение дискрета изображения по горизонтальной дальности при постоянном шаге дискретизации по наклонной дальности. Георефернцирование проводится для плоской или сферической модели рельефа, имеющей некоторую среднюю высоту. Выбор средней высоты рельефа определяет также проекции скорости вращения Земли на направление наклонной дальности, поэтому значение средней высоты рельефа фиксируется на этапе формирования РЛИ.

Проблема возникновения геометрических искажений РЛИ, обусловленных влиянием перепадов рельефа, иллюстрируется рис. 1.5, на котором представлена геометрия визирования участка местности при движении носителя из точки А в точку В. При визировании из точки А стробом съемки по дальности участка местности, имеющего нулевую среднюю высоту, формируется РЛИ, соответствующее отрезку 1-2. При перемещении носителя в точку В положение строба по дальности остается неизменным, в то время как высота рельефа увеличивается. Это приводит к появлению смещения точек 3 и 4 в плане в направлении горизонтальной дальности в положение 3’-4’. В результате на РЛИ точки сюжета, соответствующие отметкам 3’-4’, наблюдаются на месте точек, соответствующих отметкам 3-4, т.е. для точек, лежащих выше средней высоты рельефа, наблюдается сдвиг в сторону носителя РСА.

Геометрические искажения подобного вида можно компенсировать в случае, если при геометрической коррекции кадра после синтезирования используется цифровая матрица рельефа местности. При этом точность расчета данной матрицы должна быть достаточно высокой ввиду ее сильного влияния на точность синтезирования РЛИ.

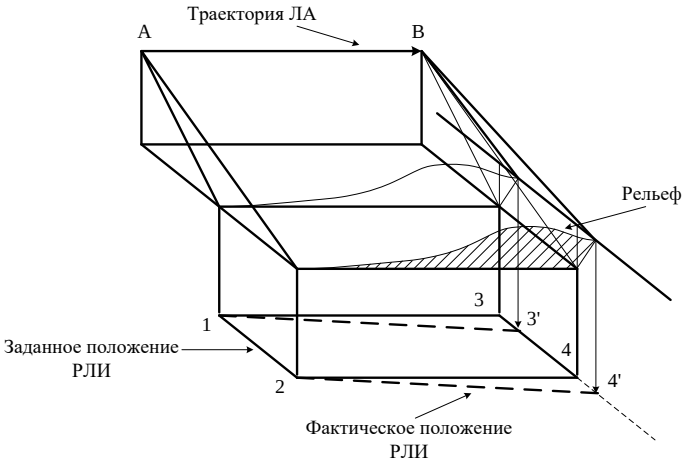


Рис. 1.5. Геометрические искажения РЛИ, обусловленных влиянием перепадов рельефа

На точность привязки РЛИ к опорной информации существенное влияние оказывают искажения, обусловленные наличием рельефа на участке съемки. Отражающие элементы поверхности, расположенные выше средней плоскости изображения, оказываются смещенными в направлении на РСА, а расположенные ниже – в противоположном направлении. Если для данного участка известна цифровая матрица рельефа местности, данный эффект можно скомпенсировать для средней высоты поверхности, что осуществляется на этапе орторектификации.

Выделение изменений на РЛИ. Использование алгоритмов выделения изменений на РЛИ позволяет существенно повысить эффективность дешифрования искусственных объектов. При разработке алгоритма выделения изменений на РЛИ принимается во внимание, что при повторной съемке одного и того же участка местности с одного и того же ракурса изображения стационарных объектов на РЛИ не изменяются, а различия возникают только в местах, где на РЛИ появляются новые объекты или исчезают объекты, ранее на нем присутствовавшие, например объекты техники – автомобильной, железнодорожной или авиационной.

При выделении изменений на РЛИ производится вычитание отметок стационарных объектов на изображении и, таким образом, существенно уменьшается уровень ложных тревог, возникающих при обнаружении объектов, повышается эффективность применения РЛС. Естественным условием использования метода выделения изменений явля-

ется то, что объекты должны создавать хорошо наблюдаемые отметки на РЛИ.

Алгоритм выделения изменений на РЛИ включает в себя следующие основные этапы:

- выбор кадров РЛИ одного диапазона координат, одной области съемки и одного ракурса наблюдения,
- выделение на выбранных кадрах совпадающих и пересекающихся областей,
- сравнение геометрического положения и определение локальных смещений отдельных фрагментов,
- фильтрация сформированного поля локальных смещений,
- наложение совпадающих областей двух кадров друг на друга с компенсацией локальных смещений фрагментов,
- построение функционала амплитудного рассогласования кадров РЛИ.

Структурная схема алгоритма выделения изменений на РЛИ представлена на рис. 1.6.

Этап выбора кадров РЛИ одного диапазона координат, одной области съемки и одного ракурса наблюдения предусматривает просмотр списка всех имеющихся кадров РЛИ, прошедших первичную обработку, амплитудную и геометрическую коррекции, а также привязанных к некоторой общей системе координат. Начальным условием отбора пары кадров для выделения изменений является наличие на них одного и того же участка местности. Впоследствии проводится анализ фактического ракурса визирования каждого из участков и отбраковка кадров, ракурсы визирования на которых заметно отличаются.

Основным условием хорошего взаимного подавления сигналов от неподвижных объектов являются их малые отличия на двух сравниваемых изображениях. Для выполнения этого условия необходимо обеспечить максимально возможное совпадение траекторий носителя при съемке данного участка местности. Идеальным условием для выделения различий является съемка с повторяющихся орбит. Однако на практике повторный проход носителя по той же траектории происходит спустя достаточно долгое время, которое, как правило, недопустимо с точки зрения оперативности получения радиолокационной информации. Кроме того, выделение изменений на кадрах, полученных в различных условиях, приводит к повышению числа ложных тревог и снижению эффективности обработки.

Вторым этапом алгоритма выделения изменений является выделение на ранее отобранных парах кадров РЛИ совпадающих областей. Данная операция необходима, поскольку даже при полном совпадении ракурсов визирования кадры РЛИ могут быть смещены друг относи-

тельно друга, например вследствие временной задержки включения аппаратуры. Выделение совпадающих областей необходимо проводить в автоматическом режиме, чтобы минимизировать площадь краевых областей, не рассматриваемых в алгоритме.

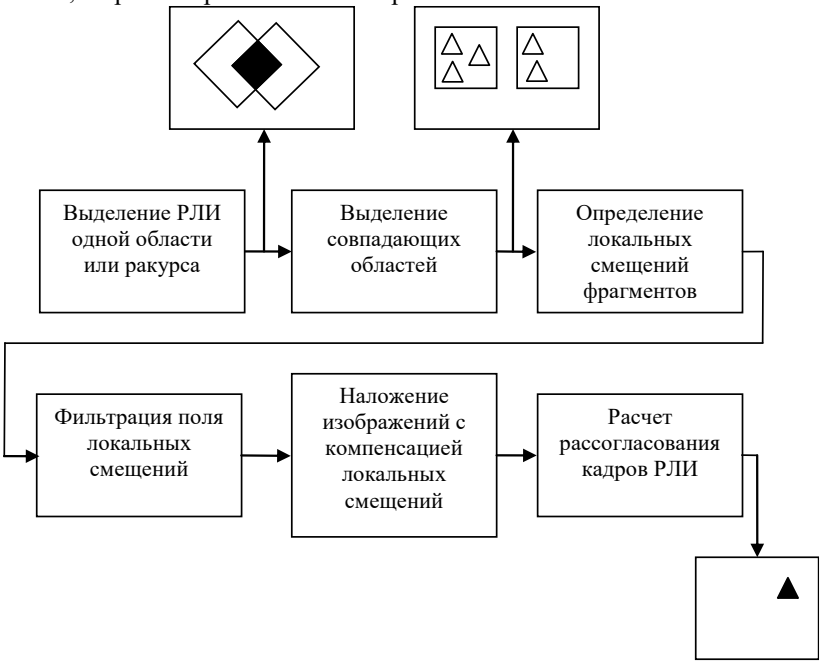


Рис. 1.6. Структурная схема алгоритма выделения изменений на РЛИ

Третьим этапом алгоритма выделения изменений является построение двумерного поля локальных смещений фрагментов двух кадров относительно друг друга. На данном этапе кадры РЛИ разбиваются на отдельные прямоугольные фрагменты небольшого размера. Для каждого фрагмента вычисляется взаимная корреляция с соответствующим фрагментом другого кадра РЛИ. Изменяя взаимное положение фрагментов, по максимуму взаимной корреляции определяют положение наилучшего совпадения для каждого фрагмента. Данная операция позволяет устранить влияние неучтенных остаточных геометрических искажений, присутствующих на обоих кадрах. Корреляция в областях кадров РЛИ, в которых отсутствуют хорошо отражающие объекты, становится неустойчивой, что приводит к случайным изменениям длины и направления вектора смещения. Неустойчивость взаимной корреляционной привязки определяется размерами фрагментов, величиной оста-

точных геометрических искажений, а также особенностями конкретного сюжета съемки, например: тундра или равномерная лесная поверхность. При реализации алгоритма определения различий необходимо иметь возможность подстройки перечисленных параметров.

Четвертым этапом алгоритма выделения изменений является фильтрация поля локальных смещений фрагментов. Задачей данного этапа является устранение сбоев корреляции, полученных на предыдущем этапе, в областях, где отсутствуют яркие объекты. Для реализации данного этапа можно использовать различные виды фильтров – обычный фильтр низких частот, медианный фильтр и др. Хорошие результаты при отработке алгоритма показал фильтр, отсекающий сдвиги, превышающие по модулю некоторый порог, и заменяющий их средним значением сдвига, полученным при использовании окна размером 5x5 или 7x7 пикселей. В конечном случае характеристики используемого фильтра должны соответствовать уровню нескомпенсированной динамики конкретного используемого носителя РСА. На этапе фильтрации изменяются, в основном, величины смещений для областей, где отсутствуют отражающие объекты. В областях изображения, где присутствуют контуры или устойчивые изменения текстуры, векторы, отображающие поле смещений, остаются неизменными.

Пятым этапом алгоритма является наложение двух изображений с компенсацией локальных смещений фрагментов. На данном этапе проводится интерполяция отфильтрованного поля локальных смещений фрагментов и их компенсация, т.е. небольшие сдвиги пикселей в матрице одного из кадров. Это позволяет совместить два кадра РЛИ с погрешностью порядка одного пикселя. Дополнительно на данном этапе производится выравнивание средних амплитуд обрабатываемых кадров.

Завершающим этапом алгоритма является построение функционала амплитудных рассогласований кадров РЛИ. Амплитудные рассогласования кадров РЛИ можно представить в различных формах: разности амплитуд или мощностей, их отношения, а также в виде различных функций от данных параметров. Наиболее информативным считается отношение амплитуд двух обрабатываемых кадров: 1 и 2. Отношение амплитуд $K = A_2 / A_1$ соответствующих пикселей двух обрабатываемых кадров несет следующую информацию:

- $K = 1$ – изменения на изображении отсутствуют,
- $K > 1$ – на изображении 2 появился новый отражающий объект,
- $K < 1$ – на изображении 2 исчез отражающий объект, ранее присутствовавший на изображении 1.

Дальнейшая обработка информации, получаемой из отношения соответствующих пикселей двух кадров, существенно зависит от конкрет-

ных задач, решаемых РЛС. Так, для РЛС реального времени появление нового объекта - потенциальной цели требует немедленной реакции, существенно отличающейся от реакции на исчезновение ранее присутствовавшего объекта. В более общем случае, когда параллельно идет накопление банка данных объектов и их характеристик, интерес для последующего анализа представляют как вновь появившиеся, так и исчезнувшие объекты. В этом случае более информативным является следующее правило формирования результирующего функционала:

- вычисляется отношение $K = A_2 / A_1$,
- если $K > 1$, то $K_{\text{ВЫХ}} = K$, в противном случае $K_{\text{ВЫХ}} = 1/K$.

Представленный выше алгоритм выделения изменений на РЛИ позволяет значительно снизить уровень ложных тревог, создаваемый стационарными объектами на РЛИ, в том случае, когда изображения объектов, полученные в разных сеансах съемки, мало отличаются друг от друга. Это требует существенного увеличения отношения сигнал-шум. Подавление шумов на изображении осуществляется путем некогерентного пространственного накопления, которое реализуется за счет существенной потери пространственного разрешения, что приводит к ухудшению наблюдения малоразмерных объектов. Таким образом, непосредственное использование отношения амплитуд является затруднительным на РЛИ с низким коэффициентом некогерентного накопления, поскольку на выходном изображении, характеризующем рассогласование исходных кадров РЛИ, наблюдается высокий уровень шумов.

Высокий уровень результирующих шумов требует введения дополнительной их фильтрации уже на этапе построения функционала амплитудного рассогласования кадров РЛИ. Данная операция может быть реализована применением медианного фильтра с окном размером порядка 5x5. Так как шумы, возникающие при вычислении амплитуд двух исходных кадров РЛИ, имеют высокочастотный характер, то их подавление может быть достаточно эффективным.

Выделение движущихся объектов. Расфокусированные объекты плохо обнаруживаются по одному РЛИ вследствие их малого контраста. При использовании режима селекции движущихся целей качество обнаружения повышается путем определения движения объекта или поверхности. Задача обнаружения движущихся объектов также решается способами, основанными на выделении различий на РЛИ. Первый способ включает выделение амплитудных изменений по паре кадров РЛИ, полученных через достаточно большой промежуток времени. Второй способ использует двухантенный режим СДЦ, позволяющий существенно снизить уровень отражения от неподвижных объектов.

Пусть в некоторый момент времени зафиксированы два положения

фазовых центров антенн РЛС A_1 и A_2. При малых Δt зависимость дальности от антенны A_1 до цели от времени имеет вид (рис. 1.7)

$$R_1(t) = R_0 + \frac{\left(V_{\text{пут}} - V_t\right)^2 t^2}{2R_0} - V_r t \ ,$$

где V_t – тангенциальная составляющая скорости цели. Через время Δt антенна A_2 достигнет положения антенны A_1, которое она занимала при $t = 0$. Когда антенна A_2 займет место антенны A_1, дальность R_2 до цели будет отличаться от R_1 из-за движения цели и равняться:

$$R_2(t) = R_0 - V_r t - \frac{B}{2V_{\text{пут}}} V_r + \frac{V_{\text{пут}}^2 t^2}{2R_0} \ .$$

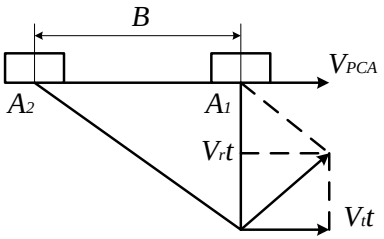


Рис. 1.7. Режим селекции движущихся целей

Разность фаз сигналов, полученных антенной A_1 в момент времени $t = 0$ и антенной A_2 в момент времени $t = \Delta t$, определяется временем распространения волны до цели и обратно, длиной волны и скоростью объекта:

$$\Delta\varphi = 4\pi \frac{R_1 - R_2}{\lambda} = \frac{4\pi B}{\lambda V_{\text{îòò}}} V_r = \frac{4\pi \Delta \text{t}}{\lambda} V_r \ .$$

Следовательно, по значению измеренной разности фаз можно вычислить радиальную составляющую V_r скорости движения объекта или поверхности, а с учетом определенного по РЛИ ракурса наблюдения объекта или положения фронта волны получить полное значение его скорости. Обработка данных в режиме селекции движущихся целей заключается в вычитании друг из друга сигналов, полученных антеннами A_1 и A_2. При этом в силу линейности используемых преобразований вычитание может производиться как для исходных сигналов - РГГ, так и для синтезированных комплексных изображений. Режим СДЦ позволяет существенно снизить уровень отраженных сигналов от неподвижных

объектов, поскольку для них разность фаз $\Delta\varphi = 0$ и происходит полное их подавление.

Интерферометрическая обработка РЛИ. Формирование цифровых моделей рельефа. Источником информации при радиолокационной интерферометрической съёмке является относительный сдвиг фаз между сигналами, принятыми пространственно разнесёнными антеннами. В зависимости от способа формирования базы интерферометра различают следующие схемы интерферометрической съёмки:

- съёмка с ориентацией базы интерферометра - расстояния между двумя антеннами, установленными на борту одного носителя, поперек трассы полёта,
- съёмка радиолокационной системой с близких повторяющихся орбит носителя, расстояние между которыми составляет базу синтезируемого интерферометра,
- съёмка радиолокационным комплексом из двух носителей, движущихся по близким орбитам; база интерферометра определяется расстоянием между двумя аппаратами в направлении, перпендикулярном к направлению визирования.

Интерферометрическая обработка радиолокационных данных включает в себя следующие этапы.

1. Синтез пары двумерных комплексных РЛИ, полученных при съёмке одного и того же участка поверхности с разных ракурсов наблюдения, составляющих интерферометрическую базу.

2. Пространственное совмещение кадров РЛИ одной и той же области поверхности. Необходимость согласования вызвана тем, что положение первого отсчёта по дальности в совместно обрабатываемых РЛИ может различаться на некоторую дискретную величину, в общем случае не кратную расстоянию между отсчётами изображения. Для уменьшения фазовых ошибок согласование должно быть проведено с высокой точностью, на уровне лучше 1/8 пикселя изображения для точного расчета интерферограммы. Целью этапа совмещения изображений является пересчет вспомогательного изображения в геометрию основного кадра с помощью аффинного преобразования. При этом предполагается, что спутниковые орбиты почти параллельны и аффинного преобразования достаточно для коррекции растра вспомогательного изображения.

3. Формирование двумерной по дальности и азимуту интерферограммы путём поэлементного перемножения одного из двух предварительно совмещенных кадров комплексных РЛИ на второе комплексно сопряженное РЛИ. В результате формируется разностно-фазовая картина поверхности. Компенсация фазового сдвига по линии наземной дальности, иначе называемая неоднозначностью типа «плоской земли» или

«плоской поверхности», необходима потому, что разностно-фазовое изображение содержит в себе информацию как о высоте объекта наблюдения, так и о расстоянии до него. В результате применения компенсации фазовых сдвигов в кадрах РЛИ в направлении азимута и дальности формируется выходная интерферограмма, в которой фазовые приращения отображают изменения высоты рельефа местности.

4. Фильтрация шумов интерферограммы. Фазовый шум искажает интерферограмму, а также информацию о высоте рельефа. Для уменьшения случайной составляющей фазового шума используется линейная фильтрация. С этой целью используются одноканальный двумерный дискретный фильтр, двухканальный фильтр на основе быстрого преобразования Фурье, двухканальный адаптивный винеровский фильтр, фильтр в комплексной вейвлет-области.

5. Устранение неоднозначности фазы. Для определения рельефа местности необходимо знать непрерывное изменение разности фаз, в которой устранена неоднозначность фазы на 2π. Поэтому основной задачей обработки интерферограммы является устранение неоднозначности фазы и формирование абсолютной фазы – так называемая операция «развёртывания фазы». Основные методы развёртывания фазы:

- *безвесовое развёртывание фазы* – самый простой алгоритм на основе метода наименьших квадратов (МНК);

- *метод итераций Пикарда* – алгоритм на основе МНК с использованием метода итераций Пикарда для решения системы линейных алгебраических уравнений;

- *метод сопряжённых градиентов* – алгоритм на основе МНК с использованием метода сопряжённых градиентов для итерационного решения системы линейных алгебраических уравнений;

- *метод растущих пикселей* – алгоритм, реализующий локальный подход к развёртыванию фазы, которое проводится в направлении от развёрнутого элемента к ближайшему неразвёрнутому.

6. Пересчет значений абсолютной фазы в высоту. Развернутые значения абсолютной фазы можно трансформировать в относительные или в абсолютные значения высоты. Для пересчета абсолютной фазы в относительные значения высоты необходимо указать точку, относительно которой производится пересчет. Результатом пересчета является изображение, для которого сохранена разница высот между двумя соседними элементами изображения. Для пересчета абсолютных значений фаз в абсолютные значения высоты требуется указать несколько точек, высоты в которых достоверно известны. Результатом пересчета является изображение высот, отсчитываемых от опорного эллипсоида, [3,26,27].

2. Текстурные признаки при обработке сигналов и изображений

2.1. Принципы текстурной обработки

Большинство естественных изображений имеет вид повторяющейся структуры, которая не имеет существенных деталей и похожа на структуру ткани (textura – ткань). В этих случаях задачей обработки может быть определение границы текстурной области, размера зерна текстуры внутри каждой области.

Определение и количественное описание текстуры отличаются у различных авторов. Например, Пикет дал следующее определение: «Текстура используется для описания двумерных массивов изменений яркости. Элементы текстуры и правила их пространственной организации или расположения можно произвольно менять, если только остаются неизменными характеристики повторяемости изменений яркости». Более подробное описание текстуры дает Хоукинс: «Текстура охватывает следующие свойства изображения: 1) в нем можно найти фрагмент, рисунок которого регулярно повторяется в пределах области, которая велика по сравнению с размером фрагмента, 2) этот рисунок образуется элементарными составными частями фрагмента, размещенными в некотором неслучайном порядке, 3) элементарные части – это примерно однородные единицы, имеющие приблизительно одинаковую форму во всей текстурной области». В работе [4] вводится следующее понятие текстуры: пространственная организация элементов в пределах некоторого участка поверхности, обусловленной статистическим распределение интенсивности серых тонов, количество границ интенсивности на этом участке достаточно велико. В работе [5] под текстурой понимается некоторым образом организованный участок поверхности. В работе [7] дается следующее определение текстуры: текстура – матрица или фрагмент пространственных свойств участков изображений земной поверхности с однородными статистическими характеристиками.

Текстуры можно классифицировать по следующим свойствам:

а) по происхождению: искусственные – графические знаки, узоры, расположенные на нейтральном поле, и естественные – песок, вода, трава, лес, врезы дерева и т.п. Искусственные текстуры состоят из графических знаков – отрезки линий, точки, звездочки, буквы, цифры, – расположенных на нейтральном фоне. Естественные текстуры представляют собой изображения естественных сцен, содержащих почти периодические структуры: изображения кирпичных стен, черепицы крыш, песка, травы и т.п.;

б) по структуре поверхности: структурные, состоящие из геометрически правильных повторяющихся элементов, и стохастические, сформированные преобразованием некоторого стандартного, например не-

коррелированного гауссовского случайного процесса или порожденные присущей объекту хаотической динамикой.

Для применения текстурных свойств в задачах дешифрования РЛИ, выделения границ, обнаружения объектов и других задач обработки сигналов и изображений необходимо введение количественных характеристик текстуры, текстурных признаков. Например, одним из характерных свойств текстуры является размер ее зерна, который связан с периодом пространственной повторяемости локальной структуры.

Дешифрование РЛИ представляет собой сложную задачу, которая требует наиболее полного учета всей доступной информации – априорной и апостериорной, максимального числа признаков [7]. В связи с этим важное значение имеет полное использование контекстной информации самих изображений, заключающейся в пространственной организации элементов, границ, объектов. Знание ограничений, накладываемых на взаимные связи между компонентами изображения, повышает эффективность решающих правил. Простейшей формой контекстной информации для пикселя изображения является окрестность этого пикселя. Текстура является свойством окрестности некоторой точки изображения и зависит от размера этой окрестности. Размеры окрестности ограничены областью пространственной однородности изображения, что необходимо учитывать при измерении текстурных признаков.

Преимущество текстурных признаков состоит в возможности аккумулировать контекстную информацию с определенными свойствами инвариантности под конкретную задачу распознавания образов. В настоящее время наиболее продуктивным является подход, когда рассматривается максимальное число различных текстурных признаков для конкретной задачи классификации. Перечень используемых при дешифровании РЛИ текстурных признаков приведен в приложении 2.

2.2. Некоторые задачи обработки изображений [8]

При анализе изображений полезно характеризовать его фрагменты некоторыми признаками, то есть простейшими количественными характеристиками, отражающими свойство заданного фрагмента изображения. Исходными данными являются пространственные отсчеты – пиксели изображения, значения которых пропорциональны яркости или квадратурным составляющим комплексного РЛИ в определенном диапазоне длин волн, а также для определенной поляризации оптического изображения. Комплексный характер радиолокационного изображения объясняется наличием синфазной $I(i, j)$ и квадратурной $Q(i, j)$ составляющих знакопеременного радиосигнала. Таким образом, для выделенного фрагмента изображения можно получить количественную характери-

стику, которая более компактно отражает его свойства.

Яркостные признаки. Наиболее простым и важным признаком является интенсивность изображения. Интенсивность является характеристикой как отдельного пикселя $Y_1(k,n)$, так и совокупности пикселей $Y(k,n)$, составляющих фрагмент изображения в окрестности W пикселя с координатами (k,n). В последнем случае вычисляется средняя интенсивность

$$Y(k,n)=\frac{1}{W^2}\sum_{i=-W/2}^{W/2}\sum_{j=-W/2}^{W/2}Y_1(j+k,i+n).$$

Отметим, что усреднение интенсивностей целесообразно проводить только для знакопостоянных изображений, например, оптических изображений. Для знакопеременных изображений, какими являются комплексные радиолокационные изображения, простое усреднение значений пикселей не дает адекватного представления о свойствах фрагмента. Поэтому для комплексного РЛИ интенсивность определяется модулем комплексного числа: $Y(k,n)=\sqrt{I^2(k,n)+Q^2(k,n)}$. При вычислении яркостных признаков фрагмента в некоторых случаях целесообразно провести предварительное линейное или нелинейное преобразование интенсивностей отдельных пикселей.

Гистограммные признаки. Если представить значения сигналов и пикселей изображения в виде случайных величин, то можно применить оценки статистических характеристик в качестве текстурных признаков. Определим одномерное распределение вероятностей значений квантованных пикселей:

$$P(b)\equiv P\{Y(i,j)=b,\ i=1,...,N_x,\ j=1,...,N_y\},$$

где $b(i),\ i=1,...,L$, - квантованные значения сигнала и пикселей.

Во многих случаях исходными данными для расчета статистических признаков являются гистограммы значений пикселей. Например, гистограмма первого порядка определяется выражением

$$G(b)=\frac{N(b)}{M}\approx P(b),$$

где $M=W^2$ - полное число пикселей в анализируемом фрагменте, W - размер фрагмента изображения, $N(b)$ - число пикселей, имеющих зна-

чение b.

Наиболее полную информацию дает форма гистограммы, так называемая сигнатура. Более компактно позволяют описать свойства различные статистические параметры, например среднее значение, дисперсия, энергия, энтропия и др. Формулы для расчета этих и других статистических признаков приведены в приложении 2. Отметим, что результатом расчетов являются некоторые *оценки* признаков, погрешность оценивания которых уменьшается при увеличении размера W анализируемого фрагмента. Однако увеличение размеров фрагмента допустимо только в пределах интервала стационарности изображения. Таким образом, возможно выбрать оптимальное значение W, при котором погрешность оценивания статистического текстурного признака минимальна.

Гистограммные признаки 2-го порядка используют свойства распределения вероятностей значений пар различных пикселей $Y(j,k)$, $Y(m,n)$, вектор расстояния между которыми имеет длину r и угловое положение θ относительно горизонтальной оси. Совместное распределение вероятностей значений пары пикселей имеет вид

$$P(a,b) = P_R\{Y(i,j) = a,\, Y(m,n) = b\},$$

где a, b - квантованные значения пикселей. Соответственно параметры r, θ также могут принимать только определенные дискретные значения. При экспериментальном исследовании вероятность приближенно равна частоте появления значений a, b:

$$G(a,b) = \frac{N(a,b)}{M} \approx P(a,b),$$

где $M = W^4$ - полное число сравниваемых пар элементов в исследуемом фрагменте изображения, $N(a,b)$ - число случаев, когда $Y(i,j) = a$ и $Y(m,n) = b$. Формулы для расчета текстурных признаков по гистограмме 2-го порядка приведены в приложении 2.

Пространственно-спектральные признаки. Спектральные коэффициенты преобразования изображения определяются в результате двумерного дискретного преобразования Фурье:

$$\underline{F}(u,v) = \frac{1}{W}\sum_{m=1}^{W}\sum_{n=1}^{W} X(m,n) e^{-j\frac{2\pi}{W}(ux+vy)},\ u,v = 0,...,W-1,$$

где $X(m,n)$ - значение пикселя в точке с координатами x_m, y_n, u, v - значения пространственных частот. В качестве спектрального признака можно взять модуль комплексной спектральной функции $A(u,v)=|\underline{F}(u,v)|$, характеризующей распределение амплитуд по пространственной частоте. Следует отметить, что функция $A(u,v)$ инвариантна относительно сдвига изображения, что может оказаться полезным при дешифровании РЛИ. Суммирование функции $A(u,v)$ по угловой координате дает пространственный признак, инвариантный относительно сдвига и вращения:

$$B(\rho)=\sum_{i=1}^{W^2}A(\rho,\theta_i),$$

где $\theta_i = arctg\frac{u_i}{v_i}$, $\rho=\sqrt{u^2+v^2}$. Суммирование по длине радиуса-вектора ρ дает признак, инвариантный относительно изменения масштаба:

$$C(\theta)=\sum_{i=1}^{W^2}A(\rho_i,\theta).$$

Если исходное изображение $X(m,n)$ имеет ограниченные размеры, то модуль его преобразования Фурье $A(u,v)$ будет затухать в пределах определенного диапазона пространственных частот. Если фрагмент изображения $X(x,y)$ умножить на некоторую функцию окна $W(x,y)$, то спектр произведения будет равен свертке спектра фрагмента изображения $\underline{F}(u,v)$ со спектром функции окна $\underline{W}(u,v)=\frac{1}{W}\sum_{m=1}^{W}\sum_{n=1}^{W}W(m,n)e^{-j\frac{2\pi}{W}(ux+vy)}$, представляющим собой двумерный комплексный коэффициент передачи.

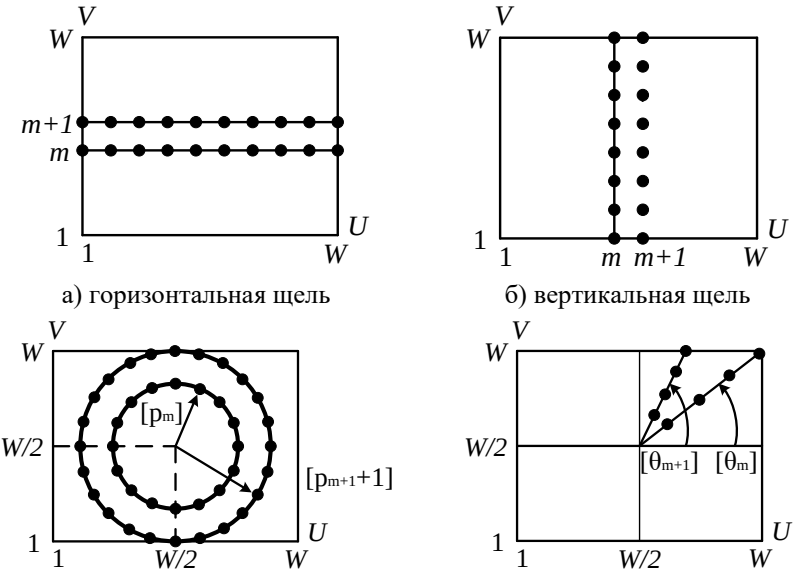
Для выделения некоторых тематических признаков изображения амплитудный спектр $A(u,v)$ целесообразно усреднить в областях специальной формы (рис.2.1), например:

горизонтальная щель $\quad S_1(m)=\sum_{v=m}^{m+1}A(u,v),$

вертикальная щель $\quad S_2(m)=\sum_{u=m}^{m+1}A(u,v),$

кольцо $$S_3(m)=\sum_{k=m}^{m+1} A(\rho_k,\theta),$$

сектор $$S_4(m)=\sum_{k=m}^{m+1} A(\rho,\theta_k).$$



а) горизонтальная щель б) вертикальная щель

в) кольцо г) сектор

Рис. 2.1. Маски спектральных признаков

Аналогичным образом можно провести усреднения и других признаков. Например, сформировать признаки можно и с помощью различных унитарных преобразований: преобразования Адамара, преобразования Хаара и других.

Выделение границы. Резкие изменения яркости, координат цвета или параметров, характеризующих текстуру, являются важными признаками, поскольку они определяют очертания объектов. Различают локальные разрывы яркости − яркостные границы, и протяженные разрывы яркости − отрезки границы объекта.

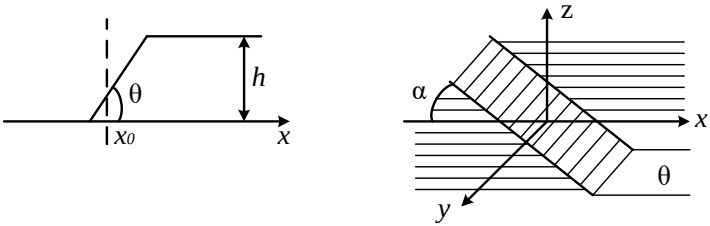


Рис. 2.2 Одномерная и двумерная яркостные границы

Рассмотрим яркостные границы, разделяющие области с различной яркостью. На рис. 2.2,а,б показаны участки изображения с быстрым изменением яркости в одномерном и двумерном случаях. В одномерном случае граница характеризуется высотой h, углом наклона θ и координатой центра склона x_0. Решение о наличии границы принимается, если угол наклона и высота границы больше некоторого порога. После этого измеряется значение x_0, которое определяет местоположение границы. Для двумерного случая дополнительно важна угловая ориентация α границы относительно оси x. Обнаружитель границы указанных областей изображения должен указывать на наличие границы в единственной точке, расположенной в центре склона.

В общем случае при обнаружении границ на изображении используют операции контрастирования границ и обнаружения границ. Исходное изображение в виде массива чисел $X(j,k)$ подвергается линейной или нелинейной обработке с целью более четкого выделения границ яркости. В результате образуется массив чисел $Z(j,k)$, образующий изображение с повышенной контрастностью. Затем выполняется операция сравнения с верхним $h_U(j,k)$ и нижним $h_L(j,k)$ порогами, в результате которой определяется положение элементов с ярко выраженными границами:

$Z(j,k) < h_L(j,k)$ - граница уменьшения значения пикселей,

$Z(j,k) \geq h_U(j,k)$ - граница увеличения значения пикселей.

Выбор порога существенно влияет на результат выделения границ. При выборе порога учитывается как требование уменьшения влияния шума, так и обеспечение выделения малоконтрастных элементов. В некоторых случаях значение порога различно для разных элементов на изображении. Для определения численного значения порога полезно использовать гистограмму контрастированного изображения.

Для обозначения положения границы на изображении формируют

массив контурных пикселей $E(j,k) \in \{0;1\}$, обозначающих границу. Положение восходящих контурных пикселей отмечается белыми точками на черном фоне. Возможно также обозначение различным цветом или градациями серого контурных пикселей, нисходящих контурных пикселей, а также остальных элементов изображения.

Линейные методы контрастирования. Наиболее простой и естественный способ контрастирования заключается в вычислении конечных разностей яркости соседних точек изображения или пространственном дифференцировании. Подчеркивание вертикальных границ достигается горизонтальным, построчным дифференцированием: $Z(j,k) = X(j,k) - X(j,k+1)$, а для выделения горизонтальных границ используется вертикальное дифференцирование: $Z(j,k) = X(j,k) - X(j+1,k)$.

Возможно также выделение диагональных пикселей на изображении путем вычисления разности уровней диагональных пар изображения.

Горизонтальное подчеркивание границ можно также выполнить, вычисляя разность яркостей элементов вдоль строки изображения:

$$Z(j,k) = [X(j,k) - X(j,k-1)] - [X(j,k+1) - X(j,k)] = \\ = 2X(j,k) - X(j,k-1) - X(j,k+1).$$

Аналогично можно получить выражения для горизонтального и диагонального подчеркивания.

Двумерное дискретное дифференцирование выполняется путем применения операции свертки массива исходного изображения с так называемыми курсовыми градиентными масками:

север $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$, северо-восток $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{vmatrix}$,

восток $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$, юго-восток $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$,

юг $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$, юго-запад $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$,

запад $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{vmatrix}$, северо-запад $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$.

Название курса условно указывает на направление склона границы яркости, при котором маска дает максимальный отклик. Так как данные градиентные маски обладают нулевым весом, то в областях изображения с постоянной яркостью они дают нулевой отклик.

Повышение контраста границ без учета их ориентации можно получить путем свертки массива изображения с оператором Лапласа. Несколько видов масок оператора Лапласа приведены ниже:

маска 1 $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{vmatrix}$, маска 2 $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$,

маска 3 $\mathbf{H} = \begin{vmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{vmatrix}$.

Для контрастирования границ можно использовать корреляционную маску, элементы которой пропорциональны коэффициентам корреляции элементов изображения. Для изображения в виде простого марковского процесса корреляционная маска имеет вид

$$\mathbf{H} = \begin{vmatrix} \rho_C\rho_R & -\rho_C\left(1+\rho_R^2\right) & \rho_C\rho_R \\ -\rho_R\left(1+\rho_C^2\right) & \left(1+\rho_C^2\right)\left(1+\rho_R^2\right) & -\rho_R\left(1+\rho_C^2\right) \\ \rho_C\rho_R & -\rho_C\left(1+\rho_R^2\right) & \rho_C\rho_R \end{vmatrix},$$

где ρ_C, ρ_R - коэффициенты корреляции между соседними по столбцу и строке элементами изображения. При нулевой корреляции $\rho_C = \rho_R = 0$ корреляционная маска не изменяет изображение, а при полной корреляции $\rho_C = \rho_R = 1$ корреляционная маска сводится к маске 3 оператора Лапласа.

Для контрастирования также используются весовые функции гауссовской формы:

функция Арджаила: $h(i) = sign(i)\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{i}{p}\right)^2\right]$,

функция Маклеода:

$$H(i,j) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{j}{t}\right)^2\right]\left\{\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{i-p}{p}\right)^2\right] - \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{i+p}{p}\right)^2\right]\right\},$$

где p, t - постоянные рассеяния. Эти маски подавляют влияние элементов изображения в области границ яркостей и влияние других границ, расположенных выше и ниже основной границы.

Применение рассмотренных масок, основанных на вычислении разностей и дифференцировании, приводит к увеличению уровня шума, что ограничивает их применение случаем высокого отношения сигнал-шум. Для уменьшения уровня шума используют усредняющие маски, что приводит также к сглаживанию изображения и ухудшению выделения границ.

Нелинейные методы контрастирования. В нелинейных системах обнаружения границы для контрастирования применяют нелинейное преобразование комбинаций значений пикселей изображения. Как правило, используют небольшое число пикселей в окрестности выбранного элемента, ограничиваясь окном обработки размером $W = 3...20$.

Простейшая нелинейная формула для контрастирования и выделения границы предложена Робертсом и представляет собой операцию двумерного дискретного дифференцирования:

$$Z_R(j,k) = \sqrt{[X(j,k) - X(j+1,k+1)]^2 + [X(j,k+1) - X(j+1,k)]^2}\ .$$

Для уменьшения объема вычислений данное выражение преобразуют к более простому виду:

$$Z_A(j,k) = |X(j,k) - X(j+1,k+1)| + |X(j,k+1) - X(j+1,k)|\ .$$

Нетрудно показать, что между этими величинами справедливо соотношение

$$Z_R(j,k) \le Z_A(j,k) \le \sqrt{2} Z_R(j,k)\ .$$

Ориентацию границы можно определить, сравнивая яркости пикселей в окрестности обнаруженной точки границы: элемент с наибольшей яркостью показывает более высокую точку изображения.

Нелинейный оператор для контрастирования в окне размером $W = 3$ предложил Собел:

$$Z(j,k) = \sqrt{X^2 + Y^2}\ ,$$

где $X = (A_2 + 2A_3 + A_4) - (A_0 + 2A_7 + A_6)$,

$Y = (A_0 + 2A_1 + A_2) - (A_6 + 2A_5 + A_4)$, A_i, $i = 0,...,7$, - яркости элементов окна, показанного на рис. 2.3.

A_0	A_1	A_2
A_7	$X(j,k)$	A_3
A_6	A_5	A_4

Рис. 2.3. Окно для контрастирования

Другой нелинейный оператор для контрастирования с окном разме-

ром $W = 3$ предложен Киршем:

$$G(j,k) = \max\left\{1, \max_{i=0,..,7}\left|5S_i - 3T_i\right|\right\},$$

где $S_i = \sum_{k=0}^{2} A_{i+k}$, $T_i = \sum_{k=3}^{7} A_{i+k}$, а индексы у слагаемых подсчитываются по модулю 8. Оператор Кирша дает максимальное значение курсового градиента в некоторой точке изображения (j,k) без учета значения пикселя $X(j,k)$ в этой точке.

Метод нелинейного обнаружения границы, основанный на гомоморфной обработке изображения, предложен Уоллесом. Согласно этому методу, точка находится на границе, если величина логарифма значения пикселя в этой точке больше среднего значения логарифмов значений пикселей четырех ближайших соседних элементов на некоторую фиксированную величину, а элемент контрастированного изображения имеет вид

$$Z(j,k) = \lg X(j,k) - \frac{1}{4}\sum_{k=1;3;5;7}\lg A_k = \frac{1}{4}\lg\frac{X^4(j,k)}{A_1A_3A_5A_7}.$$

Метод Уоллеса не чувствителен к мультипликативному изменению значений пикселей, если они изменяются для всех пикселей одинаково. По сути этот метод повторяет операции линейного контрастирования с помощью оператора Лапласа, выполняемые для логарифмов значений пикселей. Применение функции логарифма ограничивает применение этого методы случаем, когда значения пикселей только положительны.

Используя изложенную методику, можно получить различные алгоритмы выделения границы, представляя их как последовательность нелинейного преобразования исходного изображения, линейного контрастирования и сравнения результатов с порогом.

Нелинейный метод повышения контраста и выделения границ, основанный на вычислении произведения выбранных величин и построчном одномерном усреднении, предложил Розенфельд. Алгоритм выделения границы, полученный методом Розенфельда, содержит следующие операции:

- текущее усреднение

$$Z_W(j,k) = \frac{1}{W}\sum_{m=1}^{W}\left[X(j+W-m,\,k) - X(j-m,\,k)\right],\ W = 2^K,\ K = 0,1,...,K_{\max},$$

- поэлементное умножение результатов усреднения

$$G(j,k)=\prod_{W=1}^{K_{\max}} Z_W(j,k);$$

- сравнение с порогом $G(j,k)>h$.

В этом алгоритме сомножители, соответствующие усреднению более высокого порядка W , производят некоторое подавление шумов, а сомножители более низкого порядка локализуют границу точнее. Полагается, что произведение разных порядков обеспечивает как надежное обнаружение в шумах, так и локализацию истинных границ. Это обосновывается тем, что произведение велико только тогда, когда велики все сомножители, а по мере удаления от точки границы сначала уменьшаются сомножители с малыми индексами, а затем и с большими индексами.

Нелинейная процедура порогового ограничения, предложенная Розенфельдом для выделения больших отчетливых границ в окружении более мелких, названа «подавлением доминирующими соседями». В этой процедуре выполняется сканирование поля контрастированных границ $Z(j,k)$ окном малых размеров. Значение $Z(j,k)$ в центре окна приравнивается к нулю всякий раз, когда оно оказывается меньше всех пикселей в этом окне. После этого выполняется пороговое ограничение.

Другой вариант этой обработки заключается в обнулении элемента $Z(j,k)$ только в случае, когда в окне имеются элементы, значения которых намного превышают значения яркости $Z(j,k)$.

Алгоритм подавления доминирующими соседями с последующим пороговым ограничением особенно эффективно производит обнаружение границ при сочетании с контрастированием и сглаживанием шума.

Более точные результаты дает контрастирование на основе аппроксимации границы в заданной области изображения размером W некоторой простой функцией (рис.2.4,а,б):

- ступенчатая функция $S(i,k)=\begin{cases} b, i<k \\ b+h, i\geq k \end{cases}$ для одномерной границы;

граница в точке k существует, если среднеквадратичная ошибка аппроксимации не превышает некоторого предельного значения $\varepsilon_{\max}$:

$$\varepsilon(k)=\sum_{i=1}^{W}[X(i)-S(i,k)]^2<\varepsilon_{\max};$$

- двумерная идеальная граница $S(m,n)=\begin{cases} b, m\cos\theta+n\sin\theta<\rho \\ b+h, m\cos\theta+n\sin\theta\geq\rho \end{cases}$, где

θ, ρ - полярные координаты точки границы, ближайшей к центру исследуемой квадратной области; граница существует, если ошибка аппроксимации не превышает некоторого предельного значения

$$\varepsilon(k)=\sum_{n=1}^{W}\sum_{m=1}^{W}\left[X(m,n)-S(m,n)\right]^2<\varepsilon_{\max}.$$

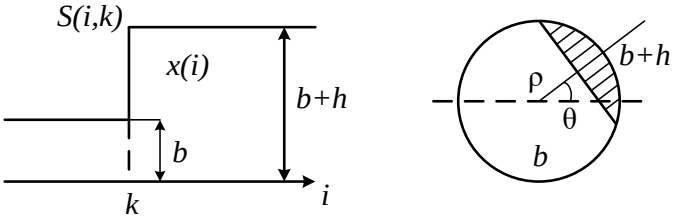


Рис. 2.4. Аппроксимация одномерной и двумерной границы

Процедура аппроксимации Хюккеля для двумерной границы использует разложение фрагмента изображения внутри области анализа размером W в обобщенный ряд Фурье:

$$X(i,j)=\sum_{k=1}^{\infty}a_k H_k(i,j),$$

где $a_k=\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{W}X(i,j)H_k(i,j)$ - коэффициент разложения. Аналогичные выражения справедливы и для функции $S(i,j)$, используемой для аппроксимации границы:

$$S(i,j)=\sum_{k=1}^{\infty}b_k H_k(i,j),\quad b_k=\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{W}S(i,j)H_k(i,j).$$

Минимизация среднеквадратичного отклонения эквивалентна минимизации величины $(a_k-b_k)^2$, $k=1,2,...$ В алгоритме Хюккеля используется упрощение, при котором аппроксимированные значения параметров границы $\hat{b}$, $\hat{h}$, $\hat{\rho}$, $\hat{\theta}$ выражаются через коэффициенты a_k посредством системы нелинейных уравнений. После вычисления ошибки аппроксимации принимается решение о наличии границы. При положительном решении о наличии границы значение $\hat{h}$ сравнивается с порогом. Несмотря на сложность алгоритма Хюккеля, он показывает высокую эффективность даже на зашумленных изображениях с сильно выраженной

текстурой.

Статистические методы обнаружения границ протяженных объектов. Выше рассмотрены эвристические способы контрастирования и обнаружения границ, не учитывающие характеристики изображений, шумов и помех. Более точные результаты могут быть получены при использовании методов статистической теории решений, которые требуют задания статистических параметров изображения и шума.

Пусть массив элементов изображения $Y(j,k) = X(j,k) + N(j,k)$ представляет собой сумму неискаженного изображения $X(j,k)$ и шума $N(j,k)$. В результате линейного контрастирования получаем изображение $Z(j,k) = Y(j,k) \otimes H(j,k)$, где $H(j,k)$ - импульсный отклик системы контрастирования. Для уменьшения шумовой составляющей в контрастированном изображении используем винеровскую фильтрацию для оценивания зашумленного изображения:

$$\hat{X}(j,k) = Y(j,k) \otimes H_W(j,k),$$

где $H_W(j,k)$ - импульсная характеристика винеровского фильтра. Следует отметить, что винеровская фильтрация не может ухудшить результаты последующего линейного контрастирования, в то время как при нелинейном контрастировании винеровская фильтрация не обязательно приведет к улучшению качества контрастирования.

Рассмотрим алгоритмы обнаружения границ яркости изображения. Существует несколько типов основных ошибок при определении границ яркости (рис.2.5):

- пропуск истинных границ;
- ошибка в определении положения границ;
- принятие шумовых выбросов за границу.

Статистическая задача обнаружения по критерию Неймана – Пирсона подразумевает установление вероятности ложного обнаружения на некотором заданном уровне с последующей обработкой с целью максимизации вероятности правильного обнаружения. Вероятность ложного обнаружения устанавливается выбором порога при принятии решения в условиях, когда присутствует только шум. Вероятность обнаружения истинной границы можно определить, сравнивая изображения, полученные с помощью реального и идеального обнаружителей границ.

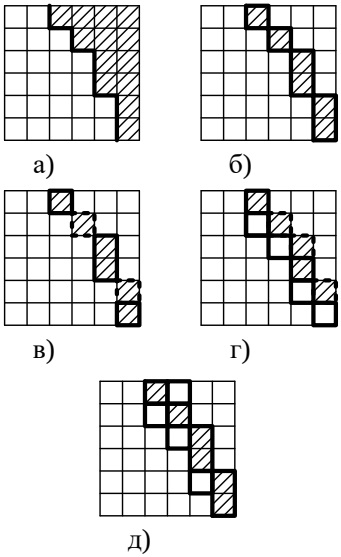


Рис. 2.5. Виды ошибок при обнаружении границ: а – фрагмент изображения, б – идеальное обнаружение, в – дробление контура, г – смещение контура, д – смазанный контур

Наиболее трудной задачей является определение величины потерь при неправильной локализации границ. Критерий качества определения положения границ можно оценить величиной

$$R = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2},$$

где $I_N = \max(I_I, I_A)$, I_I, I_A - число точек границы в идеальном и реальном массивах контурных пикселей $E(j,k)$ соответственно, α - масштабный множитель, d_i - расстояние между точкой действительной границы и линией, состоящей из точек идеальной границы, измеренное по нормали к этой линии. Значение критерия R масштабировано таким образом, чтобы для точно выделенной границы $R = 1$. С помощью масштабного множителя α устанавливаются штрафы для обнаруженных границ, положение которых отличается от положения истинной границы. Множитель $1/N_N$ задает штраф за смазанные или разбитые контуры.

Рассмотрим методику оценки эффективности различных алгорит-

мов обнаружения границ. Пусть для всех алгоритмов используется одно и то же тестовое изображение фиксированного размера W, пиксели которого принимают дискретные значения $b(i),\ i = 1,..., L$. В центре этого изображения находится вертикальная граница, соответствующая ширине контура a и изменению значений пикселей на величину h. Изображение наблюдается в сумме с некоррелированным гауссовским шумом, среднеквадратичное значение которого равно σ_N. Отношение сигнал-шум равно $q = h^2 / \sigma_N^2$. Для каждого алгоритма обнаружения устанавливается порог обнаружения, при котором достигается максимальное значение критерия R при вероятности ложных срабатываний не более F.

Некоторые обнаружители позволяют одновременно определять высоту, крутизну и ориентацию границ. В этом случае вычисляется среднеквадратичная ошибка определения этих параметров, усредненная по всем точкам границ, которые совпадают с обнаруженными точками.

Границы на многомерных изображениях. Многомерные изображения могут быть образованы путем разложения цветного изображения на основные цвета, использования синфазной и квадратурной составляющих комплексного РЛИ, использования нескольких РЛИ при интерферометрической съемке. Известны следующие определения границ на многомерных изображениях.

Одним из распространенных определений является обнаружение контура по эквивалентной интенсивности всех рассматриваемых изображений

$$\mathbf{Y} = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k \mathbf{T}_k ,$$

где α_k - весовой коэффициент, $\mathbf{T}_k$ - интенсивность соответствующего изображения, K - число изображений. Данное определение не позволяет выделять контуры, связанные с резким изменением в отдельных изображениях таких, которые приводят к постоянной суммарной интенсивности $\mathbf{Y}$, например цветового тона и насыщенности.

Другой подход основан на анализе каждой из компонент $\mathbf{T}_k$ изображения с последующим объединением результатов анализа каждой компоненты. Правило объединения может быть различным, например соответствующим обнаружению границы в k_1 из K компонент. В этом случае результат зависит от выбранной системы отдельных компонент, образующих многомерное изображение.

При наличии многомерного изображения можно представить пик-

сели каждого из них, расположенные в одной и той же точке изображения, как координаты точки в многомерном пространстве. В этом случае решение о наличии контура принимается, если расстояние между точками по обе стороны предполагаемой границы превосходит некоторый пороговый уровень.

Признаки пятна и линии. Пятном называется относительно небольшая область изображения, интенсивность которой значительно отличается от интенсивности ее окрестности.

Отрезок линии определяется распределением яркости, которое должно иметь $\cup$ – или $\cap$ – образную форму в направлении, перпендикулярном к направлению линии, и быть вытянутым вдоль линии.

Алгоритм Розенфельда для обнаружения пятна сначала осуществляет сглаживание изображения с помощью маски размером $W \times W$ пикселей. Затем уровень каждого пикселя усредненного изображения сравнивается со средним значением уровня 4-х его соседей, удаленных от центрального пикселя на расстояние в W элементов. Пятно выделяется, если получаемая разность превышает некоторое пороговое значение.

Другой подобный подход предусматривает формирование разности между средней интенсивностью в окне размером $W \times W$ пикселей и средней интенсивностью окружающей кольцевой области шириной W пикселей. Оба рассмотренных метода являются частными случаями контрастирования пятна с пороговым ограничением, когда контрастирующая маска получается в результате свертки:

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_S \otimes \mathbf{H}_L ,$$

где $\mathbf{H}_S$ - маска сглаживания, $\mathbf{H}_L$ - маска оператора Лапласа.

Как правило, линии и полосы являются локальными фрагментами более крупных структур. Можно утверждать, что через данную точку проходит линия, если вдоль 3-х прямых, перпендикулярных к линии и проходящих через точку и две ближайшие соседние точки, лежащие на линии, интенсивность меняется от низкого уровня к высокому (или от высокого уровня к низкому), а затем снова меняется наоборот.

Один из подходов к выделению линии состоит в том, что выполняется пространственное объединение откликов обнаружителя границы внутри локальной окрестности. Линии единичной ширины можно обнаружить путем свертки изображения с набором линейных масок:

$$\mathbf{H}_1 = \begin{vmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{vmatrix}, \quad \mathbf{H}_2 = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}, \quad \mathbf{H}_3 = \begin{vmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{vmatrix},$$

$$\mathbf{H}_3 = \begin{vmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{vmatrix},$$

с помощью которых выполняется контрастирование вертикальных, горизонтальных и диагональных линий. Последующее пороговое ограничение приводит к обнаружению местоположения отрезка линии. Для обнаружения отрезков линии внутри объекта круглой формы можно применить рассмотренный выше алгоритм Хюккеля.

2.3. Вычисление текстурных признаков

Широкое распространение получили методы анализа текстур с помощью спектра Фурье. В спектральном представлении область крупнозернистой текстуры дает спектр в области нижних частот, а область мелкозернистой текстуры значительно влияет на спектр в области высоких частот.

В качестве основной текстурной характеристики может быть использована пространственная автокорреляционная функция

$$A(p,q;j,k) = \frac{\sum_{m=j-W/2}^{j+W/2} \sum_{n=k-W/2}^{k+W/2} X(m,n)X(m-\xi,n-\eta)}{\sum_{m=j-W/2}^{j+W/2} \sum_{n=k-W/2}^{k+W/2} X^2(m,n)},$$

вычисляемая на окне размером $W \times W$ для каждой точки изображения (j,k) при смещениях $p,q = 0,\pm 1,\pm 2,...,\pm T$. Можно полагать, что характерный размер зерна текстуры пропорционален ширине автокорреляционной функции, в качестве меры которой можно взять второй момент:

$$T(j,k) = \sum_{p=-T}^{T} \sum_{q=-T}^{T} p^2 q^2 A(p,q;j,k).$$

Розенфельд и Трой предложили использовать в качестве текстурного признака число границ яркости в окрестности выбранной точки. Сначала с помощью некоторого обнаружителя границ создается массив контурных пикселей $E(j,k)$ такой, что при обнаружении границы устанавливается $E(j,k) = 1$, в противном случае $E(j,k) = 0$. Затем формируется текстурный признак

$$T(j,k) = \frac{1}{W^2} \sum_{m=j-W/2}^{j+W/2} \sum_{n=k-W/2}^{k+W/2} E(m,n),$$

вычисляемый на окне размером $W \times W$ для каждой точки изображения.

Харалик, Шанмуган и Динштейн [9] предложили систему текстурных признаков, использующих свойства гистограммы распределения частот совместных значений интенсивности пары пикселей изображения. Если на изображении имеется область с мелкой текстурой, то гистограмма будет близка к равномерной, а для грубой текстуры гистограмма концентрируется вдоль диагонали.

Пусть расстояние между парой пикселей изображения $X(j,k)$, $X(m,n)$ определяется вектором длиной r и угловым положением θ относительно горизонтальной оси. Значение гистограммы $G(a,b:j,k,r,\theta)$ для интенсивностей $0 \le a,b \le L-1$ пикселей, измеренное в окне $W \times W$, можно рассматривать как оценку совместного распределения вероятностей:

$$\frac{G(a,b:j,k,r,\theta)}{W^2} \approx P\{X(j,k)=a, X(m,n)=b\}.$$

Для каждого набора параметров (j,k,r,θ) гистограмму можно рассматривать как массив из $L \times L$ чисел, определяющий степень статистической зависимости пар пикселей изображения, называемых также *матрицей смежности*. Так как для дальнейшего использования необходимо измерять и запоминать все элементы матрицы $G(a,b)$, то целесообразно ограничивать значения модуля r значением, на котором еще заметна статистическая зависимость. Выбор размера окна влияет на точность измерения текстурного признака: необходимо выбирать W как можно большим, не нарушая при этом условия однородности анализируемого фрагмента изображения. Часто используются значения $L = 4...16,\ W = 5...50$.

Размер зерна текстуры оценивается величиной рассеяния гистограммы относительно главной диагонали, например моментом инерции (см. приложение 2). Если текстурная область инвариантна относительно поворота, то текстурные признаки целесообразно усреднять по N_θ значениям угла θ:

$$M_T(j,k,r) = \frac{1}{N_\theta} \sum_{p=1}^{N_\theta} T(j,k,r,\theta_p).$$

Другим параметром, позволяющим учесть поведение признака при различных углах θ, является размах признака:

$$S(j,k,r) = \max_{p=1,..,N_\theta} \{T(j,k,r,\theta_p)\} - \min_{p=1,..,N_\theta} \{T(j,k,r,\theta_p)\}.$$

Одним из вариантов измерения текстуры является измерение гистограмм длин серий, которое предложил Галлоуэй. Длины серий определяются как число следующих друг за другом в определенном направлении элементов изображения с одинаковой интенсивностью. При грубой текстуре получаются длинные серии, а при мелкой текстуре – короткие.

Синтез текстуры. Характерной особенностью изображений с четко выраженной текстурой является тот факт, что для человеческого глаза малозаметна замена естественного изображения искусственной текстурой с аналогичными значениями текстурных признаков. Это свойство широко используется для сжатия изображений при их хранении и передаче.

При формировании искусственной текстуры обычно используется повторение некоторого базисного первичного образа на изображении согласно выбранным правилам расстановки: детерминированным, случайным, смешанным. Для устранения ложных контуров на стыках первичных образов используется сглаживание.

Можно использовать изображение в виде искусственно созданного случайного поля, характеристики которого соответствуют характеристикам естественного изображения. Например, Юлес обнаружил, что наблюдатель не может определить разницу между текстурными изображениями, которые имеют одинаковые статистические характеристики второго порядка.

3. Формирование фрактальных характеристик сигналов и изображений

3.1. Основные понятия о фрактальных характеристиках сигналов и изображений

Обнаружение, идентификация и измерение координат неподвижных и подвижных наземных объектов на фоне подстилающей поверхности являются одной из актуальных и трудных задач современной радиолокации. При создании новых радиолокационных систем, к которым предъявляются повышенные требования по точности определения координат, производительности, а также более широкому кругу решаемых задач, возникает необходимость применения новых методов и алгоритмов обработки принимаемых сигналов. Несмотря на то, что задача автоматического обнаружения квазидетерминированных, стохастических, в том числе пространственно-временных сигналов на фоне помех, хорошо исследована в теоретическом и методическом плане [10], ее практическое решение является весьма трудным. Это связано с большой степенью априорной неопределенности при статистическом

описании сигналов протяженных целей и помех окружающего фона, что приводит к существенной зависимости эффективности работы алгоритмов обнаружения от априорных данных и условий работы системы. При синтезе алгоритмов обработки сигналов в условиях априорной неопределенности используются параметрические, непараметрические и параметрико-непараметрические методы, а также варианты математико-эвристического синтеза. Однако они не всегда позволяют решать задачу обнаружения малоконтрастных целей с достаточно высокой эффективностью.

Одним из новых направлений, особенно активно развивающихся последние десятилетия, является разработка методов обнаружения и распознавания объектов на фоне земной и морской поверхности на основе фрактальных характеристик [12]. Данный подход основан на принципе самоподобия и дробной меры природных процессов и объектов, а также связанных с ними сигналов.

Основой фрактальности является принцип самоподобия природных процессов и объектов, заключающийся в повторении в целом свойств объекта при изменении масштаба. При этом исследуемые явления рассматриваются не как простая совокупность отдельных элементов с определенными характеристиками, а как некоторая структура, обладающая внутренними топологическими связями между элементами и характеризующая сложный объект в целом.

Понятие «фрактал» (fractal) означает «дробный», что соответствует представлению рассматриваемого сигнала или объекта в пространстве дробной размерности. Количественная оценка сложности структуры базируется на таких показателях, как дробная фрактальная размерность d и соответствующая фрактальная сигнатура, представляющая собой зависимость размерности или связанной с ней величины от параметра масштаба. Фрактальная размерность d является основным количественным показателем фрактальных структур, может принимать нецелое значение, отличающееся от топологической размерности d_T фрактала.

Многочисленные теоретические и экспериментальные исследования по изучению фрактальных свойств радиолокационных и оптических изображений природных структур и поверхностей в различных диапазонах длин волн показали, что в ряде случаев они обладают ярко выраженными фрактальными свойствами. Природные протяженные объекты, подстилающая поверхность содержат обычно большое число нерегулярно расположенных и ориентированных элементов. Поэтому для них адекватным описанием являются модели на основе стохастических процессов и случайных величин, также обладающие фрактальны-

ми свойствами. Искусственные объекты представляют собой сочетание различных достаточно гладких геометрических фигур: плоскости, цилиндры, сферы, углы, т.е. характеризуются поверхностью с малыми шероховатостями. Для таких объектов размерность имеет меньшее значение в достаточно малом диапазоне масштабов.

Таким образом, появляется возможность обнаружения и различения искусственных объектов на фоне подстилающей поверхности на основе анализа их фрактальных свойств даже при малом отличии их по другим характеристикам: пространственным, спектральным и др. При этом важной особенностью данного подхода является слабое или полное отсутствие влияния интенсивности анализируемого сигнала на качество обработки.

Малая контрастность объектов чаще всего проявляется при радиолокационном сканировании на малых углах возвышения диаграммы направленности антенны, так как в этом случае мощные сигналы, отраженные от подстилающей поверхности, значительно снижают эффективность энергетической, спектральной и пространственной обработки. Вместе с тем сигналы, отраженные от большинства природных образований, можно представить как фрактальные объекты. Появление на радиолокационном изображении некоторого искусственного объекта изменит величину фрактальной размерности изображения в целом. Данный факт позволяет использовать значение фрактальной размерности радиолокационного изображения для обнаружения объекта на фоне подстилающей поверхности. Наибольший эффект дает применение фрактальных моделей, когда объект также является протяженным и обладает фрактальными свойствами [11].

Исходное изображение может быть представлено в растровом или векторном виде. В растровом виде изображение образуется путем формирования пикселей – квантованных значений яркости или квадратурных составляющих радиолокационного изображения в заданной точке пространства. Данный способ представления отличается простотой формирования, возможностью классификации объектов на изображении. Недостатком растрового представления являются трудности при масштабировании и большой объем памяти.

При векторном представлении изображение разбивается на множество простых элементов – векторов: отрезки прямых линий, прямоугольники, круги и т.д. Предполагается, что все точки одного вектора имеют одинаковое значение. Преимуществом векторного представления являются компактность представления и более простые алгоритмы масштабирования. Векторные образы получаются из растровых с помощью алгоритмов распознавания, поэтому уровень детализации лю-

бого векторного изображения зависит от качества распознавания, что ухудшает точность оценивания размерности.

В дальнейшем будем считать, что исходными данными для расчета размерности является растровое изображение, представленное в виде совокупности пикселей, квантованных на L уровней.

Так как для измерения фрактальных сигнатур желательно иметь изображение выбранного объекта в различных масштабах, то необходимо производить масштабирование исходного изображения в сторону более грубых масштабов. Наиболее просто операция масштабирования может быть реализована путем выбора пикселей с некоторым шагом, который увеличивается при увеличении масштаба. Более точно масштабирование производится путем линейной пространственной фильтрации, усреднения значений пикселей в области, размер которой выбирается в соответствии с выбранным масштабом. Для получения изображения с более мелким масштабом применяются методы деконволюции - реконструкция изображений [3,12,16]. Такой подход более трудоемок, а результат масштабирования сильно зависит от ошибок измерения и действия шумов.

3.2. Оценивание фрактальной размерности по экспериментальным данным

Измерение фрактальной размерности различных естественных и искусственных объектов является не вполне корректной задачей, так как нет однозначного определения самого понятия фрактальной размерности. Кроме того, на результат измерения в значительно мере влияют объем данных, доступных для анализа, выбранный масштаб, шумы и ошибки измерений. Известно несколько определений размерности сигналов и изображений, каждое из которых отражает свойство самоподобия этих объектов при изменении масштаба. Соответственно этим определениям формулируются алгоритмы оценивания размерности по экспериментальным данным.

Размерность покрытия. Рассмотрим определение размерности Хаусдорфа – Безиковича (фрактальной размерности) с использованием способа покрытия. Алгоритм, реализующий этот способ, включает следующие шаги [28]:

1) задается некоторое малое значение размера элемента покрытия ε, область существования объекта разбивается на элементы размером ε в пространстве с размерностью, равной топологической размерности объекта, подсчитывается количество элементов покрытия всего объекта $N(\varepsilon)$;

2) расчет $N(\varepsilon)$ по п.1 повторяется для различных значений ε, на основе результатов расчетов получается фрактальная сигнатура в двойном логарифмическом масштабе $C(\log\varepsilon)=\log[N(-\log\varepsilon)]$; отметим, что основание логарифма не влияет на конечный результат вычисления корреляционной размерности;

3) определяется линейный участок зависимости $C(\log\varepsilon)$, на котором производится аппроксимация линейной функцией $C(\log\varepsilon)=-b\log\varepsilon+const$, оценка фрактальной размерности равна $\hat{d}=-b$. Если границы линейного участка заданы, то в результате линейной аппроксимации получается следующая оценка:

$$\hat{d}=-\log_{\varepsilon_1/\varepsilon_2}\frac{N_1(\varepsilon_1)}{N_2(\varepsilon_2)}.$$

Более строго оценку фрактальной размерности необходимо производить при предельно малых размерах элемента покрытия $\varepsilon\to 0$, например:

$$\hat{d}=-\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{\log N(\varepsilon)}{\log\varepsilon}.$$

При анализе радиолокационного изображения объект имеет вид поверхности в пространстве с топологической размерностью, равной 2. Поэтому элементы покрытия имеют вид плоских фигур – квадратов, треугольников и т.п. Данный способ устанавливает принцип оценивания, но не дает рекомендаций по конкретному алгоритму осуществления покрытия.

Информационная размерность. В отличие от размерности покрытия понятие информационной размерности является вероятностным и определяется через относительную частоту попадания какой-либо траектории системы в заданную область. Один из способов вычисления информационной размерности основан на использовании ε-сети. При этом величина вероятности P_i в пределе $N\to\infty$ аппроксимируется отношением $G_i=\frac{n_i}{N}$, где n_i - число точек в i-м ящике, соответствующем имеющимся данным, а N – суммарное число этих точек. Величина информационной размерности $\hat{d}=b$ оценивается коэффициентом линейной аппроксимации зависимости

$$B(\log\varepsilon)=\log\left[-\sum_{i=1}^{N}G_i(\log(\varepsilon))\ln G_i(\log(\varepsilon))\right]\approx -b\log\varepsilon+const$$

в двойном логарифмическом масштабе. Благодаря вероятностному характеру информационной размерности этот метод требует меньшего объема данных, необходимых для обеспечения высокой точности оценивания. Так как информационная размерность предполагает выполнение взвешивания каждого элемента объема с коэффициентом, определяемым частотой попадания в него какой-либо траектории, то элементы объема, попадание в которые происходит относительно редко, вносят малый вклад в оценку информационной размерности, что повышает точность оценивания.

Корреляционная размерность. Корреляционная размерность характеризует свойства некоторой динамической системы, поведение которой задается вектором состояния $\mathbf{z}$ в d_T-мерном фазовом пространстве. Как правило, наблюдению доступно малое число компонент вектора $\mathbf{z}$; обычно наблюдается одна компонента, а остальные являются ненаблюдаемыми. На основании теоремы Такенса [13] сформулирован способ реконструкции динамической системы путем использования задержанных во времени значений наблюдаемой компоненты в качестве значений ненаблюдаемых компонент: $\mathbf{z}_k = \{z(t_k), z(t_{k+1}),..., z(t_{k+d_T-1})\}$, где d_T - размерность пространства вложения. Применение этого метода для вычисления корреляционной размерности известно под названием алгоритма Грассбергера – Прокачиа [14]. Для этого вычисляется значение корреляционной размерности d при различных значениях d_T, а в качестве результата берется предельное значение: $d = \lim\limits_{d_T \to \infty} d(d_T)$. При ограниченной длине временного ряда необходимо произвести рациональный выбор размерности пространства вложения d_T и числа векторов N_V в зависимости от значения оцениваемой корреляционной размерности.

Формальное математическое определение корреляционной размерности базируется на корреляционном интеграле, который представляет собой вероятность того, что два независимых наблюдаемых вектора находятся на расстоянии меньше r: $C_w(r) = P\left(\left\|\mathbf{z}_1 - \mathbf{z}_2\right\|_T \le r\right)$, где $\mathbf{z}_1$, $\mathbf{z}_2$ - независимые одинаково распределенные d_T-мерные векторы, w - вероятностная мера. Корреляционная размерность вероятностной меры w равна $d = \lim\limits_{r \to 0} \dfrac{\log C_w(r)}{\log r}$, $0 < D < T$.

При наблюдении выборки, состоящей из N_V векторов $\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, ..., \mathbf{z}_N\}$, корреляционная размерность определяется [14] как двойной предел

$$d = \lim_{r\to 0} \lim_{N\to\infty} \frac{\log C(r)}{\log r}, \tag{3.1}$$

где $C(r)$ - корреляционный интеграл, определяемый как частота события: расстояние между парами векторов не превышает значения r, то есть

$$C(r) = \lim_{N\to\infty} \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N_V} \frac{1}{N_V - 1} \sum_{j=i+1}^{N_V} H\left(r - \left\|\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_j\right\|\right), \tag{3.2}$$

$\|\bullet\|_T$ - означает норму в d_T-мерном действительном пространстве, $H(x) = \begin{cases} 0, x < 0 \\ 1, x \geq 0 \end{cases}$ - функция Хэвисайда. Значение измеряемой корреляционной размерности слабо зависит от выбора метрики, поэтому тип метрики выбирается с точки зрения вычислительной эффективности. В дальнейшем будем применять эвклидову метрику. Постоянное значение корреляционной размерности означает, что корреляционный интеграл подчиняется степенному закону: $C(r) \approx r^D$. Из принятого определения корреляционного интеграла можно заключить, что при условии независимости измеренных расстояний корреляционный интеграл равен вероятности того, что расстояние между векторами не больше величины заданного масштаба r.

Оценка корреляционного интеграла получается в результате проведения конечного числа $M = N_V(N_V - 1)/2$ измерений независимых расстояний между векторами:

$$\hat{C}(r) = \frac{2}{N_V(N_V - 1)} \sum_{i=1}^{N_V} \sum_{j=i+1}^{N_V} H\left(r - \left\|\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_j\right\|\right).$$

Измеренное значение корреляционного интеграла $\hat{C}(r)$ также является случайной величиной, поэтому для определения корреляционной размерности необходимо использовать статистические методы. Наиболее распространенным является оценивание параметра аппроксимации методом наименьших квадратов. [15]. Определим в двойном логарифмическом масштабе совокупность значений корреляционного интеграла на множестве значений масштаба в виде линейной зависимости от корреляционной размерности:

$$\log \hat{C}_i = a + d \log r_i , \qquad i = 1,..., N_1 = N_V \left(N_V - 1\right)/2 .$$

Систему уравнений аппроксимации значений корреляционного интеграла прямой линией запишем в матричном виде: $\mathbf{RA} = \mathbf{C}$, где

$$\mathbf{C} = \begin{vmatrix} \log C_1 \\ \log C_2 \\ \vdots \\ \log C_m \end{vmatrix}, \ \mathbf{A} = \begin{vmatrix} a_0 \\ a_1 \end{vmatrix}, \ \mathbf{R} = \begin{vmatrix} 1 & \log r_1 \\ 1 & \log r_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \log r_m \end{vmatrix} .$$

Для нахождения оценки вектора коэффициентов используем решение обратной задачи на основе псевдообращения матрицы $\mathbf{R}$:

$$\hat{\mathbf{A}} = \begin{vmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \end{vmatrix} = \mathbf{R}^{+}\mathbf{C} . \qquad (3.3)$$

Таким образом, определяется оценка коэффициентов уравнения прямой по критерию минимума среднего квадрата ошибки, один из которых $\hat{d} = a_1$ численно равен оценке корреляционной размерности.

Максимально-правдоподобная оценка корреляционной размерности. Алгоритм оценивания корреляционной размерности можно получить, основываясь на представлении корреляционного интеграла как вероятностной меры независимых расстояний между векторами [16]. Максимально правдоподобная оценка корреляционной размерности [16] основана на предположении, что корреляционный интеграл вычисляется для независимых случайных расстояний $l_k = \left\| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j \right\|_T$, $i = 1,..., n,\ j = i,..., n,\ k = 1,..., M = N_V \left(N_V - 1\right)/2$, подчиняющихся степенному закону распределения вероятностей. При условии нормировки расстояний $x_k = l_k / l_{\max}$ закон распределения вероятностей для расстояний между векторами имеет вид степенной зависимости: $F(x) = x^d$, а функция плотности распределения вероятности имеет вид

$$w(x) = \frac{dF(x)}{dx} = d \times x^{d-1}, \ 0 < x < 1 . \qquad (3.4)$$

Полагая измеренные значения расстояний $\mathbf{x} = \left\{ x_1, x_2, .., x_M \right\}$ между векторами в фазовом пространстве статистически независимыми, записываем многомерную плотность распределения вероятностей:

$$w(\mathbf{x}, d) = \prod_{i=1}^{M} w(x_i) = \prod_{i=1}^{M} d \times x_i^{d-1} .$$

Так как полученная многомерная плотность является также функцией неизвестной размерности d, то она является функцией правдопо-

добия. Оценка максимального правдоподобия корреляционной размерности получается в результате решения экстремальной задачи:

$$\hat{d} = \arg\max_{d}\left(w(\mathbf{x}, d)\right).$$

Переходя к логарифму функции правдоподобия и используя необходимое условие экстремума $\frac{d}{dd}\ln w(\mathbf{x}, d) = 0$, получаем максимально правдоподобную оценку [16]:

$$\hat{d} = -\frac{M}{\sum_{i=1}^{M}\ln x_i}. \qquad (3.5)$$

Нижняя граница дисперсии ошибки определяется неравенством Рао – Крамера [3], которое для оценки корреляционной размерности имеет вид [16]:

$$D_{err} \geq D_{RK} = -\frac{1}{\mathbf{M}\left\{\frac{\partial^2 \ln w(\mathbf{x}, d)}{\partial d^2}\right\}} = \frac{d^2}{M}. \qquad (3.6)$$

Фрактальное броуновское движение. Одним из видов случайного процесса, обладающего фрактальными свойствами, является фрактальное броуновское движение (ФБД) $X(t)$, а также его двумерный аналог – фрактальная броуновская поверхность (ФБП) $X(x, y)$ [15]. При выполнении моделирования отсчеты во времени $X_i = X(t_i)$ ФБД формируются одним из известных методов [15] и характеризуются показателем интенсивности σ, показателем Херста H и размерностью $d = 2 - H$. Дисперсия приращений ФБД на интервале времени $t_2 - t_1$ равна $\sigma^2|t_2 - t_1|^{2H}$, а корреляция приращений на различных интервалах времени для синфазной и квадратурной составляющих одинакова и определяется выражением [15]:

$$\mathbf{M}\{(X(t_2) - X(t_1))(X(t_4) - X(t_3))\} =$$

$$= \frac{1}{2}\sigma_I{}^2\left[-(t_2 - t_4)^{2H} + (t_2 - t_3)^{2H} + (t_1 - t_4)^{2H} - (t_1 - t_3)^{2H}\right].$$

Таким образом, по заданным N отсчетам ФБД формируется $M \times M$ матрица $\mathbf{R}$ корреляций всех $M = \frac{1}{2}N(N-1)$ возможных приращений $\Delta X_m = X(t_i) - X(t_j)$, $i = 1,..., N$, $j = 1,..., i$, $m = 1,..., M$. Заданный таким

образом вектор приращений $\Delta\mathbf{X} = \{\Delta X_1,..., \Delta X_M\}^{\mathrm{T}}$ имеет гауссовскую многомерную плотность распределения вероятностей:

$$w(\Delta\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^M \sqrt{\det\mathbf{R}}} \exp\left[-\frac{1}{2}\Delta\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\Delta\mathbf{X}\right], \qquad (3.7)$$

где корреляционная матрица $\mathbf{R}$ зависит от показателя Херста H, а плотность распределения вероятностей (3) может быть рассмотрена как функция правдоподобия

$$w(\Delta\mathbf{X}/H) = \frac{1}{(2\pi)^M \sqrt{\det\mathbf{R}(H)}} \exp\left[-\frac{1}{2}\Delta\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}(H)\Delta\mathbf{X}\right]$$

и использоваться для получения оценок максимального правдоподобия показателя Херста

$$\hat{H} = \arg\max_{H} w(\Delta\mathbf{X}/H). \qquad (3.8)$$

Оценки максимального правдоподобия обладают свойством асимптотической эффективности, несмещенности, состоятельности. При этом они требуют больших вычислительных затрат. В связи с этим разработаны несколько эвристических методов и алгоритмов оценивания показателя Херста и, следовательно, фрактальной размерности ФБД, которые изложены в монографии [17].

Анализ изменения дисперсии. Фрактальные свойства ФБД влияют на изменение дисперсии в зависимости от времени. Алгоритм оценивания состоит из следующих шагов:

1) интервал наблюдения из N отсчетов ФБД $X(i)$ разбивается на K блоков длиной $m = N/K$;

2) формируется усредненные отсчеты процесса $Y_m(k) = \frac{1}{m}\sum_{i=(k-1)m+1}^{km} X(i)$;

3) вычисляется выборочная дисперсия усредненных отсчетов

$$D_m = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} Y_m^2(k), \quad m = 1,2,...;$$

4) рассматривая зависимость D_m от $m = 1,...,M$ в двойном логарифмическом масштабе, получаем оценку размерности: $\hat{d} = (\hat{b} - 1)/2$, где оценка коэффициента b линейной аппроксимации $\log D_m = a + b\log m$ определяется методом наименьших квадратов

$$\begin{vmatrix}\hat{a}\\ \hat{b}\end{vmatrix} = \begin{vmatrix}1 & \log 1_1\\ 1 & \log 2\\ \vdots & \vdots\\ 1 & \log M\end{vmatrix}^{+} \times \begin{vmatrix}\log D_1\\ \log D_2\\ \vdots\\ \log D_M\end{vmatrix},$$

где знак + означает псевдообращение матрицы.

Анализ R/S статистики.

Пусть $X(i),\ i = 1,..., k$, обозначает отсчет ФБД в моменты времени i, а $\hat{X} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} X(i)$ - суммарное значение до момента времени j. Тогда размах равен:

$$R(k) = \max_{0 \le j \le k}\left[\sum_{i=1}^{j} X(i) - k\hat{X}\right] - \min_{0 \le j \le k}\left[\sum_{i=1}^{j} X(i) - k\hat{X}\right].$$

Для определения свойств, которые не зависят от масштаба $R(t,k)$, выполним нормировку с помощью коэффициента

$$S(k) = \sqrt{\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\left[X(i) - \hat{X}\right]^2}.$$

Нормированный размах или R/S статистика $R/S = R(k)/S(k)$ для многих природных явлений и $k >> 1$ имеет вид $R/S = Ck^{d+0,5}$. Следовательно, для долговременно зависимых процессов точки на R/S графиках разбросаны случайным образом, а коэффициент линейной аппроксимации a для R/S статистики в двойном логарифмическом масштабе определяет фрактальную размерность $d = a - 0,5$. Выборку данных получаем путем повторения вычисления R/S статистики достаточно большое число раз на неперекрывающихся интервалах времени. После получения выборки данных проводится оценивание коэффициента a и фрактальной размерности методом наименьших квадратов.

В качестве модели радиолокационного изображения часто используется фрактальная броуновская поверхность $X(x,y)$, получаемая методом преобразования Фурье, которое характеризуется размерностью $d = 3 - H$. Для получения ФБД использовался метод преобразования Фурье [17].

На рис. 3.1 приведено изображение ФБД размером 4096×4096 пикселей, полученное моделированием и содержащее круглый объект с размерностью $d = 2,0$ на фоне подстилающей поверхности с размерно-

стью $d = 2{,}8$. Так как яркость объекта и фона одинакова, то различить объект и фон практически невозможно. На рис. 3.2, 3.3 приведены результаты текстурной обработки с использованием в качестве признаков корреляционной размерности и размерности подобия; размер кадра анализа равен W =21. Программа текстурного анализа изображения приведена в приложении 3.

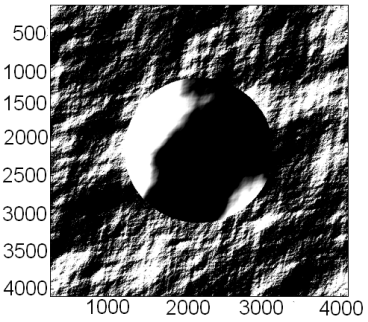


Рис. 3.1. Исходное изображение фрактальной броуновской поверхности

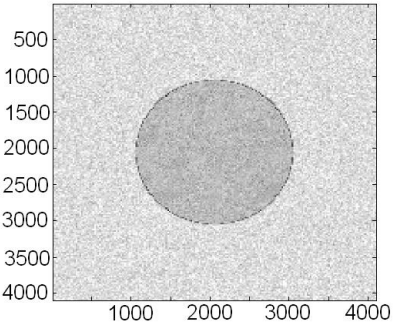


Рис. 3.2. Результат текстурной обработки ФБП с использованием корреляционной размерности

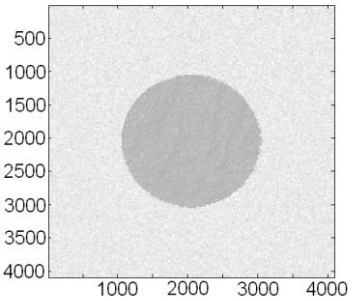


Рис. 3.3. Результат текстурной обработки ФБП с использованием размерности подобия

Сравнивая результаты расчетов фрактальной размерности ФБД различными методами, можно заключить, что для заданного фрактального объекта может существовать наилучший метод вычисления фрактальной размерности, обеспечивающий наилучшее выделение объекта.

4. Фрактальное обнаружение и выделение границ объектов

4.1. Обнаружение фрактальных сигналов и объектов

Известно несколько вариантов структурных схем фрактальных обнаружителей. Классическая схема обнаружителя (рис.4.1) представляет собой вычисление статистики обнаружения и сравнение этой статистики с порогом в пороговом устройстве [18,19]. Решение о наличии цели принимается, если значение статистики превышает значение порога. Отличием классического фрактального обнаружителя от известных обнаружителей заключается в том, что статистикой является некоторая характеристика фрактальности наблюдаемого процесса, в частности фрактальная размерность.

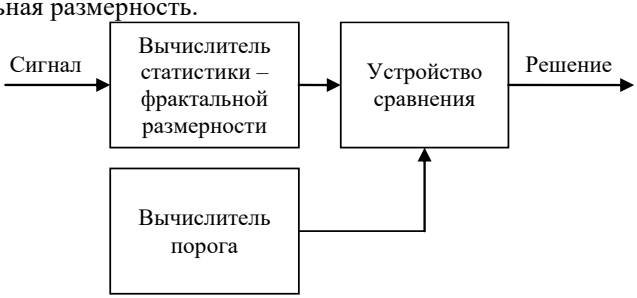


Рис. 4.1. Классический фрактальный обнаружитель

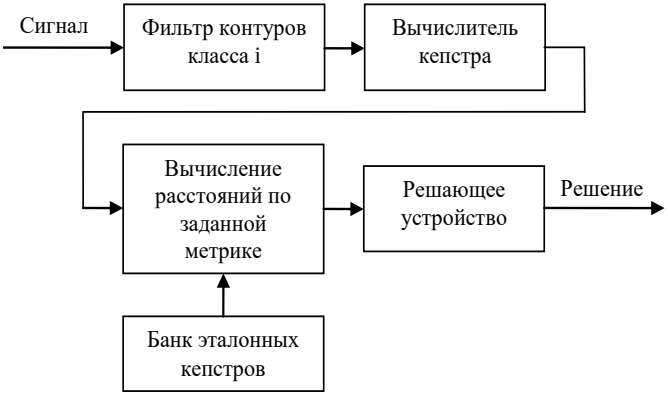


Рис.4.2. Структурная схема фрактального обнаружителя с выделением контуров

Рассмотрим структурные схемы фрактальных обнаружителей, представленные в работе [20]. Когда сложные наблюдаемые объекты имеют вид двумерного изображения, фрактальный обнаружитель объ-

ектов включает детектор контуров и вычислитель фрактальных сигнатур. Полученные сигнатуры далее сравниваются с имеющейся эталонной базой фрактальных сигнатур. Решение о наличии или отсутствии объекта принимается по какому-либо критерию, например по близости полученной и эталонной сигнатур в некоторой метрике.

На рис.4.2 показана структурная схема фрактального обнаружителя радиолокационных сигналов, в состав которой входят фильтр контуров и вычислитель фрактальных сигнатур [20]. После сравнения эталонными фрактальными сигнатурами из базы данных принимается решение о наличии и виде объекта.

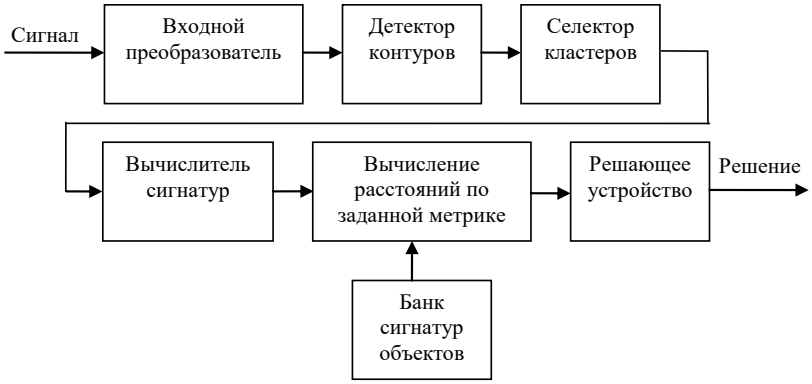


Рис.4.3. Фрактальный обнаружитель радиосигналов

Дальнейшая конкретизация структурной схемы фрактального непараметрического обнаружителя радиолокационных сигналов приведена на рис. 4.3 [20]. Входной сигнал в виде радиолокационного изображения или одномерной выборки поступает на входной преобразователь, который предназначен для аналого-цифрового преобразования сигнала, обеспечения малого уровня шума и требуемого динамического диапазона. Если число разрядов АЦП невелико, то для уменьшения шума квантования применяется передискретизация или добавление дизера во входной сигнал. Для обеспечения динамического диапазона применяется нелинейное преобразование сигнала, что, однако, может привести к уменьшению контраста изображения.

После преобразования входная выборка поступает на обнаружитель контуров, работа которого может производиться методами и в соответствии с алгоритмами, изложенными в разделе 2. В обнаружителе контуров производится измерение локальной фрактальной размерности d по всем элементам выборки. Используя гистограмму измерен-

ных значений $\hat{d}$, можно произвести предварительное обнаружение элементов контура объекта. Установить принадлежность элементов контура отдельным объектам, а также обеспечить связность контуров можно известными методами в блоке селекции кластеров. Выделенные контуры объекта поступают на вычислитель сигнатур, который формирует зависимость информативного параметра от масштаба анализа. На заключительном этапе производится сравнение вычисленной сигнатуры с эталонами из базы данных в некоторой метрике и принимается решение относительно наличия и типа наблюдаемого объекта.

4.2. Обнаружение фрактальных сигналов методом максимального правдоподобия

Доступные наблюдению данные представлены в виде упорядоченной во времени или в пространстве последовательности отсчетов. Преобразуем отсчеты данных в векторы в псевдофазовом пространстве и вычислим расстояния между всеми комбинациями несовпадающих векторов. Таким образом, для последующей обработки получаем данные в виде неупорядоченной совокупности расстояний $\mathbf{x} = \{x_i,\ i = 1,..., M\}$. Будем считать эти расстояния случайными и вследствие неупорядоченности независимыми числами с плотностью распределения вероятностей, соответствующей модели фрактального объекта с постоянной корреляционной размерностью: $w(x) = dx^{d-1},\ 0 < x < 1$. Используем это распределение для синтеза оптимального алгоритма обнаружения объекта с размерностью d_1, расположенного на фоне подстилающей поверхности с размерностью d_0.

Достаточной статистикой для задачи обнаружения является отношение правдоподобия или его логарифм:

$$z = \ln \Lambda = \ln \frac{w_1(\mathbf{x})}{w_0(\mathbf{x})} = \ln \frac{\prod_{i=1}^{M} w_1(x_i)}{\prod_{i=1}^{M} w_0(x_i)} = \sum_{i=1}^{M} \left[\ln w_1(x_i) - \ln w_0(x_i)\right] =$$

$$= \sum_{i=1}^{M} \left[\ln d_1 + (d_1 - 1)\ln x_i - \ln d_0 - (d_0 - 1)\ln x_i\right] = \sum_{i=1}^{M} \left[\ln \frac{d_1}{d_0} + (d_1 - d_0)\ln x_i\right].$$

Если размерности объекта и фона известны, то алгоритм обнаружения можно представить в виде

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 1, \ (D_1 - D_0)\sum_{i=1}^{M} \ln x_i > h, \\ 0, \ (D_1 - D_0)\sum_{i=1}^{M} \ln x_i \le h. \end{cases} \quad (4.1)$$

Значение порога h обнаружения выбирается из заданной вероятности ложной тревоги F в соответствии с критерием Неймана – Пирсона.

С учетом того, что оценка максимального правдоподобия корреляционной размерности при отсутствии усечения данных равна $\hat{d} = -\frac{M}{\sum_{i=1}^{M} \ln x_i}$ и связана с отношением правдоподобия монотонной взаимооднозначной зависимостью, эту оценку также можно считать достаточной статистикой обнаружения. Алгоритм обнаружения получается подстановкой оценки $\hat{d}$ в алгоритм максимального правдоподобия:

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 1, \ -\frac{M}{\hat{d}}(d_1 - d_0) > h \\ 0, \ -\frac{M}{\hat{d}}(d_1 - d_0) \le h \end{cases} \quad (4.2)$$

или после пересчета порога $\hat{\theta} = \begin{cases} 1, \ \hat{d}/(d_1 - d_0) > h_1 \\ 0, \ \hat{d}/(d_1 - d_0) \le h_1 \end{cases}$. Множитель $(d_1 - d_0)$ также можно пересчитать в значение порога, но только с учетом его знака.

Если значения корреляционных размерностей d_1, d_0 заранее неизвестны, то вместо точных значений можно использовать их оценки $\hat{d}_1, \hat{d}_0$, полученные на предыдущем интервале наблюдений по классифицированной выборке, что приводит к адаптивному алгоритму обнаружения:

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 1, \ (\hat{d}_1 - \hat{d}_0)\sum_{i=1}^{M} \ln x_i > h \\ 0, \ (\hat{d}_1 - \hat{d}_0)\sum_{i=1}^{M} \ln x_i \le h \end{cases} \quad \text{или} \quad \hat{\theta} = \begin{cases} 1, \ \hat{d}(\hat{d}_1 - \hat{d}_0) > h_1 \\ 0, \ \hat{d}(\hat{d}_1 - \hat{d}_0) \le h_1 \end{cases}.$$

Структурная схема фрактального обнаружителя (рис. 4.4) содержит блок формирования векторов в соответствии с теоремой Такенса, вычисление расстояний между векторами, оценку корреляционной раз-

мерности как статистики обнаружения и пороговое устройство.

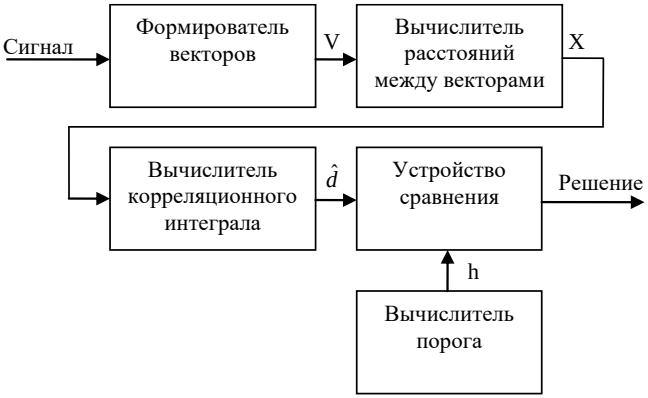


Рис. 4.4. Структурная схема фрактального обнаружителя

Эффективность обнаружителя оценим зависимостью вероятности правильного обнаружения от числа отсчетов сигнала N_S при фиксированной вероятности ложной тревоги F. Решающей статистикой для обнаружения является оценка фрактальной размерности, полученная методом максимального правдоподобия. Аппроксимируем решающую статистику гауссовской случайной величиной с математическим ожиданием, равным точному значению размерности $m = d$, и дисперсией (3.6) $\sigma^2 = D_{RK}$: для объекта $w_1(d) = N(m_1, \sigma_1)$, для подстилающей поверхности $w_2(d) = N(m_2, \sigma_2)$. Вероятности ложной тревоги и правильного обнаружения при данных условиях соответственно равны:

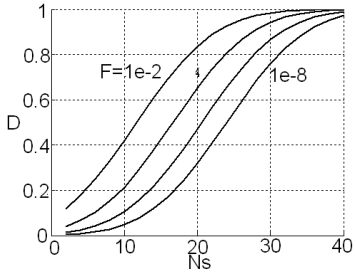
$$F = \frac{1}{2} erfc\left(\frac{h - d_1}{\sqrt{2D_{RK1}}}\right),\ D = \frac{1}{2} erfc\left(\frac{h - d_2}{\sqrt{2D_{RK2}}}\right),$$

где $erfc(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt$ - дополнительная функция ошибки, h - значение порога. При расчете дисперсии статистик полагается, что число учитываемых расстояний при оценке размерности равно $M = N_V (N_V - 1)/2$, а число векторов, формируемых в псевдофазовом пространстве, равно $N_V = N / d_T$. При фиксированной ложной тревоге вероятность правильного обнаружения равна:

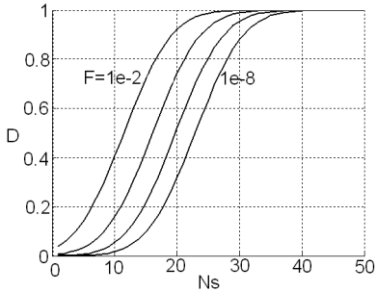
$$D = \frac{1}{2} erfc\left(\frac{m_1}{m_2} \left(\sqrt{\frac{M}{2}} + erfcinv(2F) \right) - \sqrt{\frac{M}{2}} \right),$$

где $erfcinv(x)$ - функция, обратная дополнительной функции ошибки.

На рис. 4.5 приведены зависимости вероятности правильного обнаружения от числа наблюдаемых отсчетов сигнала для объекта при различных значениях вероятности ложной тревоги F. Расчеты проводились при размерности пространства вложения $d_T = 3$, а значения размерности объекта и подстилающей поверхности соответственно равны d_1 =0,75, d_2 =0,88.



$$\frac{d_1}{d_2} = 0{,}5$$



$$\frac{d_1}{d_2} = 0{,}65$$

Рис. 4.5. Характеристики обнаружения фрактального обнаружителя

4.3. Энергетический обнаружитель

Если единственным отличием сигнала от помехи является мощность, то оптимальная решающая статистика представляет собой энергию наблюдаемого сигнала, а оптимальный обнаружитель называется энергетическим обнаружителем.

Пусть имеется наблюдаемый процесс, представленный в виде отдельных отсчетов наблюдаемого сигнала, поступающего на вход обнаружителя: $\mathbf{y} = \{y_1, ..., y_N\}$. Возможно наличие одного из двух сигналов $\mathbf{y}_1$, $\mathbf{y}_0$ с гауссовским законом распределения, которые имеют нулевое математическое ожидание, но различные дисперсии D_1, D_0. Один из этих сигналов $\mathbf{y}_1$ является полезным - объект, второй $\mathbf{y}_0$ - мешающим - подстилающая поверхность. Плотность распределения вероятностей для сигнала с независимыми отсчетами равна [21,22]:

$$w(\mathbf{y}) = \frac{1}{(2\pi D)^{\frac{N}{2}}} \exp\left(-\frac{\mathbf{y}^T\mathbf{y}}{2D}\right). \quad (4.3)$$

В качестве оптимальной решающей статистики обнаружения используется отношение правдоподобия

$$\Lambda(\mathbf{y}) = \frac{w(\mathbf{y}_1)}{w(\mathbf{y}_2)} = \left(\frac{D_2}{D_1}\right)^{\frac{N}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{1}{D_1}-\frac{1}{D_2}\right)\mathbf{y}^T\mathbf{y}\right\}. \quad (4.4)$$

или логарифм отношения правдоподобия

$$z = \ln\Lambda(\mathbf{y}) = \frac{N}{2}\ln\left(\frac{D_0}{D_1}\right) + \frac{1}{2}\left(\frac{1}{D_0}-\frac{1}{D_1}\right)\mathbf{y}^T\mathbf{y} = c + \frac{1}{2}\left(\frac{1}{D_0}-\frac{1}{D_1}\right)\sum_{i=1}^{N}|y_i|^2. \quad (4.5)$$

После упрощения получим статистику, содержащую вычисление энергии наблюдаемого сигнала:

$$z_2 = \frac{z-c}{\frac{1}{2}\left(\frac{1}{D_0}-\frac{1}{D_1}\right)} = \sum_{i=1}^{N}|y_i|^2. \quad (4.6)$$

Обнаружение производится методом сравнения статистики обнаружения с порогом с учетом знака разности дисперсий:

$$\theta = \begin{cases} 1, & z_2 \geq h \\ 0, & z_2 < h \end{cases}, \text{ если } D_1 > D_0. \quad (4.7)$$

Анализ заключается в расчете характеристик обнаружения случайного гауссовского сигнала с дисперсией D_1 при альтернативе, когда действует случайный сигнал с дисперсией D_0. Так как $y_i, i = 1,..., N$ являются независимыми гауссовскими числами с нулевым математическим ожиданием и дисперсией D, то перейдем к стандартному гауссовскому распределению: $\xi_i = \frac{y_i}{\sqrt{D}}$. При этом статистика равна: $z_2 = \sum_{i=1}^{N} y_i^2 = D\sum_{i=1}^{N}\xi_i^2 = D\xi$.

Так как $\xi_1, \xi_2, ..., \xi_N$ - независимые случайные величины, имеющие стандартное нормальное распределение $(0,1)$, то случайная величина $\xi = \sum_{k=1}^{N}\xi_k^2$ имеет χ^2-распределение с N степенями свободы [11]. При этом случайная величина $\nu = \sqrt{2\xi} - \sqrt{2N-1}$ имеет приближенно стандартное нормальное распределение $(0,1)$. Соответственно величина

$\sqrt{\xi} = \frac{\nu}{\sqrt{2}} + \sqrt{N - \frac{1}{2}}$ имеет гауссовское распределение с параметрами $\left(\sqrt{N - \frac{1}{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$, а распределение вероятностей статистики $\sqrt{z_2} = \sqrt{D}\sqrt{\xi}$ также является гауссовским с параметрами: $\left(\sqrt{D}\sqrt{N - \frac{1}{2}}, \frac{\sqrt{D}}{\sqrt{2}}\right)$.

Так как статистика $z_2 > 0$, то произведенное преобразование статистики $z_3 = \sqrt{z_2}$ является монотонным и взаимооднозначным, поэтому z_3 может быть использована для обнаружения. Вероятность правильного обнаружения при заданной вероятности ложной тревоги равна:

$$D = \int_h^\infty \frac{1}{\sqrt{\pi D_1}} e^{\frac{-\left(x - \sqrt{D_1}\sqrt{N - \frac{1}{2}}\right)^2}{D_1}} dx, \quad F = \int_h^\infty \frac{1}{\sqrt{\pi D_2}} e^{\frac{-\left(x - \sqrt{D_0}\sqrt{N - \frac{1}{2}}\right)^2}{D_0}} dx.$$

4.4. Комплексированный энергетико-фрактальный обнаружитель

В состав РЛС с синтезированной апертурой могут входить несколько устройств обработки информации, различным образом решающих одну и ту же задачу. При этом возникает проблема их наилучшего объединения в единый комплекс – комплексную систему обработки информации с целью повышения точности действия, помехозащищенности, надежности. Комплексирование может быть использовано как для объединения измерителей параметров сигнала, так и для объединения устройств обнаружения и различения сигналов и объектов. Примером системы, в которой реализуется совместная обработка информации от нескольких обнаружителей и измерителей, служит многопозиционная РЛС.

Комплексирование устройств обработки информации возможно как на этапе первичной обработки информации, так и на этапе вторичной обработки информации. Комплексирование на этапе вторичной обработки требует меньше вычислительных затрат, а также меньше априорной информации о свойствах наблюдаемых сигналов, так как задачи первичной и вторичной обработки информации решаются отдельно. При комплексировании обнаружителей исходными данными для вторичной обработки являются результаты обнаружения каждого обнаружителя δ_1, δ_2, которые имеют двоичное представление.

Рассмотрим комплексирование двух обнаружителей - энергетического и фрактального методом максимального правдоподобия, принцип действия которых рассмотрен в п.4.2, 4.3. Структурная схема комплексированного обнаружителя приведена на рис. 3.6. Целью комплексирования является повышение качества обнаружения объекта путем совместного анализа результатов обнаружения отдельных обнаружителей.

Основы теории комплексирования обнаружителей изложены в работе [18]. Достаточная статистика определяется выражением: $z = \sum_{i=1}^{l} \delta_i \ln \frac{D_i(1-D_i)}{F_i(1-F_i)}$. Для случая двух обнаружителей статистика принимает вид $z = \sum_{i=1}^{2} \delta_i a_i = \delta_1 a_1 + \delta_2 a_2$. Весовые коэффициенты a_1, a_2 могут принимать любое неотрицательное значение, а $\delta_i = [0,1]$. Поэтому статистика z может принимать только 4 различных значения в зависимости от величины δ_i. Если $\delta_1 = 0$ и $\delta_2 = 0$, то $z = 0$. Если $\delta_1 = 1$ и $\delta_2 = 1$, то $z = a_1 + a_2$. Если одна из величин δ_i равна 1, а вторая 0, то сумма равна a_1 или a_2 соответственно.

Из дискретного характера статистики следуют возможные вероятности обнаружения при различных областях значений порога h:

$$P(z > h) = P(\delta_1 = 1)\,P(\delta_2 = 1) = \begin{cases} D_1 D_2, \theta = 1 \\ F_1 F_2, \theta = 0, \end{cases}$$

$$P(z > h) = P(\delta_1 = 1)\,P(\delta_2 = 0) + P(\delta_1 = 0)P(\delta_2 = 1) =$$

$$= \begin{cases} D_1(1-D_2) + D_2(1-D_1), \theta = 1 \\ F_1(1-F_2) + F_2(1-F_1), \quad \theta = 0, \end{cases}$$

$$P(z > h) = P(\delta_1 = 0)\,P(\delta_2 = 0) = \begin{cases} (1-D_1)(1-D_2), \theta = 1 \\ (1-F_1)(1-F_2), \ \theta = 0. \end{cases}$$

Так как параметры сигнала, учитываемые разными обнаружителями, сильно различаются по величине и по физическим свойствам, то для сравнительного анализа характеристик обнаружения необходимо выбрать такие показатели, которые однозначно характеризовали бы возможности обнаружения каждого обнаружителя.

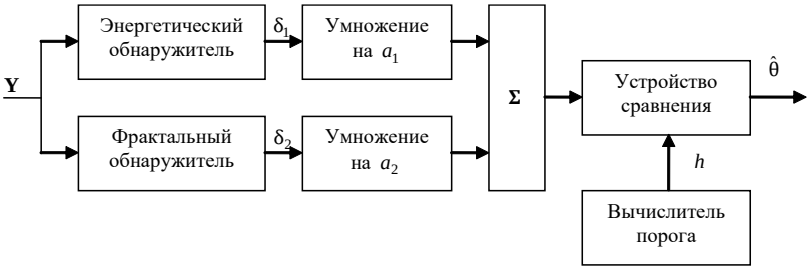
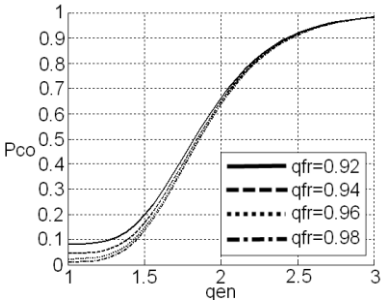
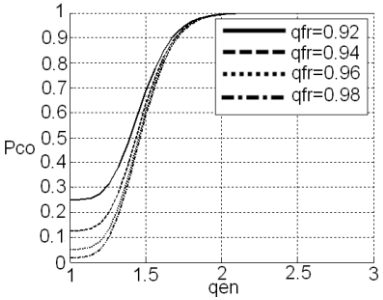


Рис. 4.6. Структурная схема комплексированного энергетико-фрактального обнаружителя

С учетом этих требований для оценивания эффективности комплексированного обнаружителя используются зависимости вероятности правильного обнаружения от отношения дисперсий сигналов $q_{en} = \frac{D_1}{D_2}$, различаемых в энергетическом обнаружителе, а величина отношения корреляционных размерностей сигналов $q_{fr} = \frac{d_1}{d_2}$ используется как параметр при расчете семейства характеристик обнаружения. На рис. 4.7 приведены примеры характеристик обнаружения комплексированного обнаружителя при различных значениях числа отсчетов сигнала, величины порога, вероятности ложной тревоги. Программа расчета характеристик обнаружения приведены в приложении 3.

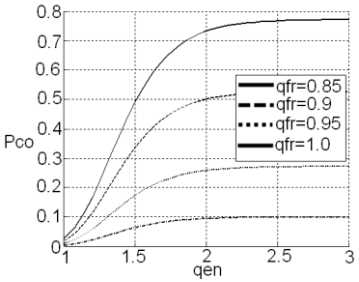


N=50, порог в области 01/10, *F*=0,01

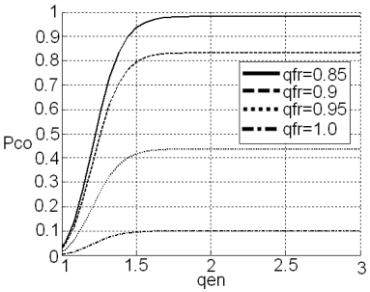


N=150, порог в области 01/10, *F*=0,01

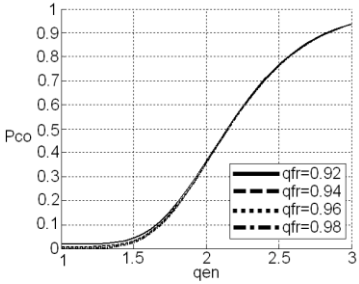
Рис. 4.7. Характеристики обнаружения комплексированного энергетико-фрактального обнаружителя



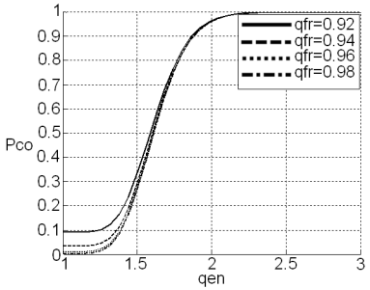
N=50, порог в области 11, *F*=0,01



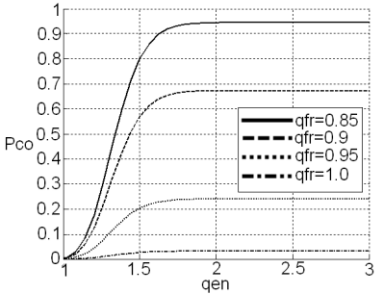
N=150, порог в области 11, *F*=0,01



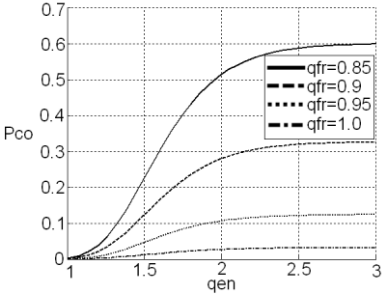
N=50, порог в области 01/10, *F* =0,001



N=150, порог в области 01/10, *F* =0,001



N=50, порог в области 11, *F* =0,001



N=150, порог в области 11, *F*=0,001

Рис. 4.7. Окончание

4.5. Оптимальный обнаружитель фрактального сигнала

Рассмотрим обнаружение случайного гауссовского сигнала на фоне некоррелированного гауссовского шума. В качестве модели случайного сигнала используется фрактальное броуновское движение, характеризуемое интенсивностью σ^2, показателем Херста H и фрак-

тальной размерностью $d = 2 - H$ [15]. Отсчеты ФБД в дискретные моменты времени формируются методом преобразования Фурье [15]. Двумерное изображение аппроксимируется фрактальной броуновской поверхностью (ФБП). Размерность двумерной ФБП определяется показателем Херста $d = 3 - H$.

Пусть имеется двумерное изображение, заполненное отсчетами сигнала вида ФБП $s(x, y)$ на фоне гауссовского шума $v(x, y)$:

$$X(x, y) = s(x, y) + v(x, y).$$

Дисперсия приращений ФБП равна $\sigma^2\left(\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}\right)^{2H}$, а корреляция приращений на различных интервалах времени равна [7]

$$\mathbf{M}\{(X(x + \Delta x, y) - X(x, y))(X(x, y + \Delta y) - X(x, y))\} =$$
$$= \frac{1}{2}\sigma^2\left[\Delta x^{2H} + \Delta y^{2H} - \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}^{2H}\right].$$

Для проведения обработки изображение представляется в виде последовательности отсчетов, каждый из которых соответствует пикселю изображения. Полученное количество отсчетов равно $N = N_x \times N_y$, где N_x, N_y - размеры изображения по двум измерениям. Таким образом, по N отсчетам формируется $M \times M$ матрица $\mathbf{R}$ корреляций всех $M = \frac{1}{2}N(N-1)$ возможных приращений:

$$\Delta X_m = X_i - X_j,\ i = 1,..., N,\ j = 1,..., i,\ m = 1,..., M.$$

Заданный таким образом вектор приращений $\Delta\mathbf{X} = \{\Delta X_1,..., \Delta X_M\}^{\mathrm{T}}$ имеет многомерную плотность распределения вероятностей:

$$w(\Delta\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2}\sqrt{\det\mathbf{R}}}\exp\left[-\frac{1}{2}\Delta\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\Delta\mathbf{X}\right],$$

где корреляционная матрица $\mathbf{R}$ приращений зависит от показателя Херста H.

В общем случае произвольно заданных моментов времени вычисление определителя и обращение корреляционной матрицы приращений $\mathbf{R}$ представляют собой сложную вычислительную задачу. Поэтому в некоторых случаях целесообразно принимать в рассмотрение только некоррелированные приращения на непересекающихся интервалах времени, для которых корреляция равна

$$\mathbf{M}\{\Delta X_i \Delta X_j\} = \delta_{ij}\sigma^2\Delta t_i^{2H},$$

где δ_{ij} - символ Кронекера, $i = 1,..., N-1$. В этом случае матрица $\mathbf{R}$

является диагональной, определитель данной матрицы равен $\det \mathbf{R} = \sigma^{2N} \prod_{n=1}^{N-1} \Delta t_n^{2H}$, а ее обращение дает

$$\mathbf{R}^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} \begin{vmatrix} \Delta t_1^{-2H} & 0 & ... & 0 \\ 0 & \Delta t_2^{-2H} & 0 & ... \\ ... & 0 & & 0 \\ 0 & ... & 0 & \Delta t_{N-1}^{-2H} \end{vmatrix}.$$

Многомерная плотность распределения вероятностей для этого случая имеет вид

$$w(\Delta \mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{(N-1)/2} \sqrt{\sigma^{2N} \prod_{n=1}^{N-1} \Delta t_n^{2H}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^{N-1} \frac{\Delta X_n^2}{\Delta t_n^{2H}} \right].$$

Обработка сигналов и изображений. Пусть сигнал ФБД X_n наблюдается на фоне гауссовского шума V_n :

$$\mathbf{Y} = \{ Y_n = X_n + V_n,\ n = 1,..., N \},$$

где N - число отсчетов во времени наблюдаемого процесса $\mathbf{Y}$, V_n - независимые отсчеты гауссовского шума с дисперсией D_V . Плотность распределения вероятности гауссовского шума наблюдений $\mathbf{V} = \{ V_n,\ n = 1,.., N \}$ имеет вид

$$w(\mathbf{V}) = \frac{1}{(2\pi D_V)^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2D_V} \mathbf{V}^{\mathrm{T}} \mathbf{V} \right).$$

Для решения статистической задачи обнаружения сигнала на фоне шума необходимо вычислить достаточную статистику – отношение правдоподобия или его логарифм. При рассмотрении неповторяющихся приращений одномерного ФБД на фоне приращений гауссовского шума выражение отношения правдоподобия имеет вид

$$\Lambda = \frac{\sqrt{\det(D_V \mathbf{I})}}{\sqrt{\det(\mathbf{R} + D_V \mathbf{I})}} \exp\left[-\frac{1}{2} \Delta \mathbf{Y}^{\mathrm{T}} (\mathbf{R} + D_V \mathbf{I})^{-1} \Delta \mathbf{Y} + \frac{1}{4D_V} \Delta \mathbf{Y}^{\mathrm{T}} \Delta \mathbf{Y} \right].$$

Алгоритм содержит операцию обращения матрицы, что делает его реализацию затратной в вычислительном отношении. Более простой вариант алгоритма учитывает только некоррелированные приращения:

$$\Lambda = \frac{\left(2D_V\right)^{(N-1)/2}}{\sqrt{\sigma^{2N}\prod_{n=1}^{N-1}\Delta t_n^{2H}}}\exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{n=1}^{N-1}\left(\frac{1}{\sigma^2\Delta t_n^{2H}}-\frac{1}{2D_V}\right)\Delta Y_n^2\right].$$

Данный алгоритм является квазиоптимальным, так как не учитывает корреляцию приращений на перекрывающихся интервалах. Вместе с тем он обладает существенными вычислительными преимуществами, так как не содержит затратных в вычислительном отношении операций обращения матриц.

Известно [15], что спектральная плотность мощности сигнала вида ФБД равна $G(f)\propto\frac{1}{f^{2H+1}}$. Модель ФБД может быть также задана в спектральной области в виде совокупности гармоник $\underline{\mathbf{S}}=\left\{\underline{S}_1,...,\underline{S}_M\right\}$, полученных дискретным преобразованием Фурье от значений ФБД $\left\{s_1,...,s_N\right\}$, где все гармоники являются независимыми комплексными гауссовскими величинами [23], дисперсии которых равны $\mathbf{M}\left\{\left|\underline{S}_m\right|^2\right\}=\frac{G_X}{m^{2H+1}}$, $m=1,...,M=N/2$ - номер гармоники.

Многомерные плотности распределения вероятностей спектральных составляющих одномерного ФБД и гауссовского шума соответственно имеют вид:

$$w_X\left(\underline{\mathbf{S}}\right)=\frac{\prod_{m=1}^{M}m^{2H+1}}{\pi^M G_X^M}\exp\left[-\frac{1}{G_X}\sum_{m=1}^{M}\left|\underline{S}_m\right|^2 m^{2H+1}\right],$$

$$w_V\left(\underline{\mathbf{S}}\right)=\frac{1}{\pi^M G_V^M}\exp\left[-\frac{1}{G_V}\sum_{m=1}^{M}\left|\underline{S}_m\right|^2\right].$$

Для спектрального представления наблюдаемых данных отношение правдоподобия имеет вид

$$\Lambda=\frac{1}{\prod_{m=1}^{M}\left(\frac{G_X}{G_V m^{2H+1}}+1\right)}\exp\left[-\sum_{m=1}^{M}\left(\frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}}+G_V}-\frac{1}{G_V}\right)\left|\underline{S}_m\right|^2\right].$$

Таким образом, в спектральной области алгоритм вычисления отношения правдоподобия получается более простым по сравнению с обработкой во временной области, сохраняя при этом свойство оптимальности.

Обнаружение ФБД на фоне гауссовского шума в спектральной области производится в результате вычисления статистики

$$z = \ln \Lambda = -\sum_{m=1}^{M} \ln\left(\frac{G_X}{G_V m^{2H+1}} + 1 \right) + \sum_{m=1}^{M} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right) \left| \underline{S}_m \right|^2$$

и сравнения ее с порогом h: $\hat{\theta} = \begin{cases} 1, & z > h \\ 0, & z \le h \end{cases}$.

Как следует из данного соотношения, достаточная статистика обнаружения имеет χ^2 распределение с $2M$ степенями свободы [24]. При большом числе степеней свободы $M >> 1$ статистика z имеет асимптотически гауссовское распределение. Математическое ожидание и дисперсия случайной статистики z при наличии и отсутствии ФБД в наблюдаемом процессе соответственно равны:

$$m_{z/1} = \sum_{m=1}^{M} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right) \left(\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V \right),$$

$$m_{z/0} = G_V \sum_{m=1}^{M} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right).$$

Дисперсии статистики обнаружения z при наличии и отсутствии ФБД в наблюдаемом процессе соответственно равны:

$$D_{z/1} = 2\sum_{m=1}^{M} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right)^2 \left(\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V \right)^2,$$

$$D_{z/0} = 2G_V^2 \sum_{m=1}^{M} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right)^2.$$

Использовав полученные выражения для статистических моментов, записываем отношение сигнал-шум при наличии ФБД сигнала:

$$q_1 = \frac{(m_{z/1} - m_{z/0})^2}{D_{z/1}} = \frac{\left[\sum_{m=1}^{M}\left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V}\right)\frac{G_X}{m^{2H+1}}\right]^2}{2\sum_{m=1}^{M}\left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V}\right)^2\left(\frac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V\right)^2}.$$

Расчеты характеристик проводятся при заданном отношении сигнал-шум, определяемом следующим образом: $q = \frac{D_X}{D_V}$, где $D_X = \sum_{m=1}^{M}\overline{|\underline{S}_m|^2} = G_X\sum_{m=1}^{M}\frac{1}{m^{2H+1}}$ - дисперсия фрактального броуновского движения, $D_V = \sum_{m=1}^{M}\overline{|\underline{V}_m|^2} = MG_V$ - дисперсия гауссовского шума. Соответственно при заданном отношении сигнал-шум q постоянная величина, определяющая мощность ФБД, рассчитывается по выражению

$$G_X = G_V\frac{Mq}{\sum_{m=1}^{M}\frac{1}{m^{2H+1}}}.$$

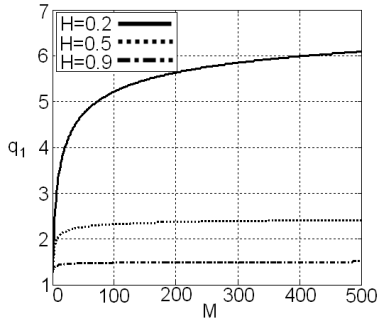


Рис. 4.8. Зависимость отношения сигнал-шум от количества гармоник, $q = 10$

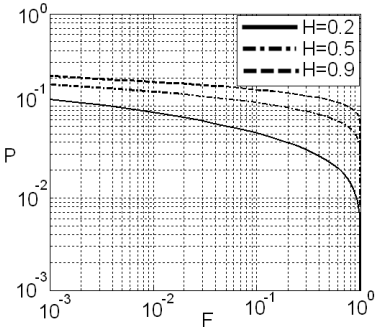


Рис. 4.9. Характеристики обнаружения в гауссовском приближении, $q = 1,\ M = 100$

Результаты расчетов (рис. 4.8) показывают, что отношение сигнал-шум увеличивается при уменьшении показателя Херста, что соответствует стремлению размерности $d \to 2$.

Полученные соотношения можно непосредственно использовать для оценки качества обнаружения, а также для расчета характеристик обнаружения в гауссовском приближении. Вероятность пропуска сигнала и вероятность ложной тревоги соответственно равны:

$$P = \int_{-\infty}^{h} w_1(z)dz\,, \qquad F = \int_{h}^{\infty} w_0(z)dz\,,$$

где h - значение порога принятия решения. Используя выражение для интеграла вероятности $erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^x e^{-t^2}dt$, записываем вероятности ошибочных решений:

$$P = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}erf\left(\frac{h - m_{z/1}}{\sqrt{2D_{z/1}}}\right), \qquad F = \frac{1}{2} - \frac{1}{2}erf\left(\frac{h - m_{z/0}}{\sqrt{2D_{z/0}}}\right).$$

Представленные на рис.4.9 характеристики обнаружения показывают, что вероятность ошибки снижается при увеличении показателя Херста. Качественно это согласуется с данными расчета отношения сигнал-шум, приведенными на рис. 4.8. Отметим, что точность гауссовской аппроксимации невелика из-за быстрого уменьшения слагаемых статистики в случае $\theta = 1$ при уменьшении номера гармоники. Это не позволяет получить эффективную нормализацию статистики. В случае $M > 1$ более точные результаты можно получить путем расчета плотности распределения вероятности суммы нескольких независимых χ^2 случайных величин с различными дисперсиями. Расчет выполняется путем преобразования Фурье от характеристических функций. Плотность распределения вероятности суммы случайных величин равна свертке их частных плотностей распределения вероятностей

$$w_\theta(z) = F^{-1}\left\{\prod_{m=1}^{M} F\{w_{m\theta}(S)\}\right\},$$

где $F\{\bullet\}$, $F^{-1}\{\bullet\}$ соответственно означают прямое и обратное преобразование Фурье, $w_{m\theta}(S) = \frac{1}{D_{m\theta}}\exp\left(-\frac{S}{D_{m\theta}}\right)$ - экспоненциальное распределение каждого слагаемого статистики z в случае наличия ($\theta = 1$) и отсутствия ($\theta = 0$) ФБД в наблюдаемых данных:

$$D_{m\theta} = \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\dfrac{G_X}{m^{2H+1}} + G_V} \right) \left(\frac{\theta G_X}{m^{2H+1}} + G_V \right).$$

При данной форме плотности распределения вероятности статистики слагаемое характеристической функции равно

$$\varsigma_m(\omega) = F\{w_{m\theta}(S)\} = \frac{1}{1 + j\omega D_{m\theta}}.$$

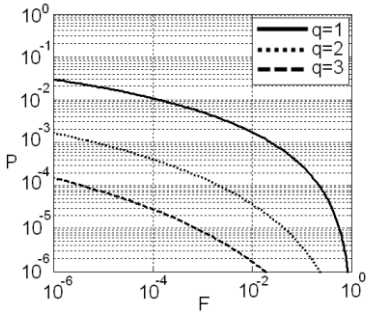


Рис. 4.10. Характеристики обнаружения, $M = 100$, $H = 0{,}5$

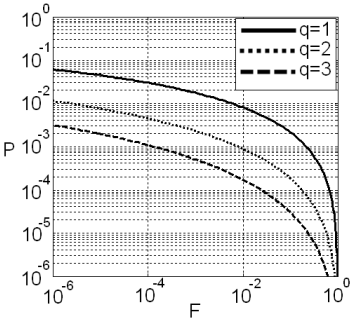


Рис. 4.11. Характеристики обнаружения, $M = 100$, $H = 0{,}9$

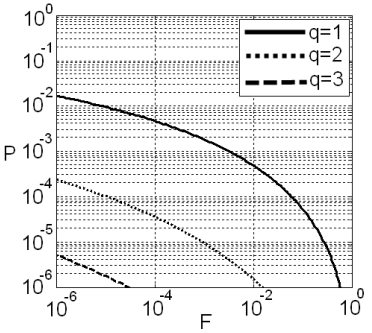


Рис. 4.12. Характеристики обнаружения, $M = 100$, $H = 0{,}3$

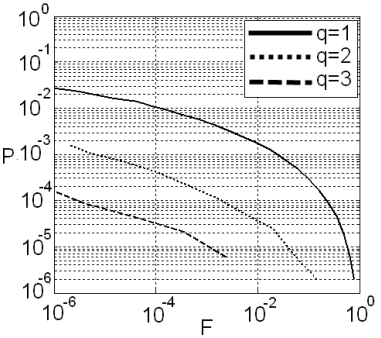


Рис. 4.13. Характеристики обнаружения, полученные моделированием, $M = 100$, $H = 0{,}5$

Характеристики обнаружения, полученные методом преобразования Фурье характеристических функций, представлены на рис. 4.10-4.12. Они получены при различных значениях отношения сигнал-шум q и показателя Херста. Необходимо отметить, что отношение сигнал-

шум зависит от отношения спектральных дисперсий G_X / G_v, показателя Херста H и номера гармоники M.

Сравнение характеристик обнаружения фрактального броуновского движения, полученных методом статистического моделирования (рис.4.13) при числе экспериментов, равном 10^6, показывает хорошее соответствие теоретическим расчетам (рис.4.10) и высокое качество обнаружения при различных отношениях сигнал-шум, показателях Херста и числе гармоник ФБД.

Алгоритм обнаружения объекта в виде двумерной фрактальной броуновской поверхности (ФБП) (п. 3.2) при наблюдении пространственных отсчетов получается сложным с вычислительной точки зрения из-за необходимости обращения матрицы большого размера. Для упрощения вычислительного процесса предлагается выполнить преобразование ФБП в спектральную область с помощью двумерного преобразования Фурье. После выполнения преобразования модель ФБП задается в спектральной области совокупностью гармоник $\underline{\mathbf{S}} = \{\underline{S}(k,n)\},\ k = 1,...,N_x, n = 1,...,N_y$, где все гармоники являются независимыми комплексными гауссовскими величинами [23], дисперсии которых равны $\mathbf{M}\left\{\left|\underline{S}(k,n)\right|^2\right\} = \dfrac{G_X}{\left(k^2+n^2\right)^{H+1}}$, $k = 1,..., N_x, n = 1,..., N_y$ - номер пространственной гармоники.

В спектральном представлении многомерная плотность распределения вероятностей спектральных составляющих ФБП и соответствующее отношение правдоподобия имеют вид:

$$w_X\left(\underline{\mathbf{S}}\right) = \frac{\prod\limits_{k=1}^{N_x}\prod\limits_{n=1}^{N_y}\left(k^2+n^2\right)^{H+1}}{\pi^M G_0^M}\exp\left[-\frac{1}{G_X}\sum_{k=1}^{N_x}\sum_{n=1}^{N_y}\left|\underline{S}(k,n)\right|^2\left(k^2+n^2\right)^{H+1}\right],$$

$$\Lambda = \frac{1}{\prod\limits_{k=1}^{N_x}\prod\limits_{n=1}^{N_y}\left(\dfrac{G_X}{G_V\left(k^2+n^2\right)^{H+1}}+1\right)}\times$$

$$\times\exp\left[-\sum_{k=1}^{N_x}\sum_{n=1}^{N_y}\left(\frac{1}{\dfrac{G_X}{\left(k^2+n^2\right)^{H+1}}+G_V}-\frac{1}{G_V}\right)\left|\underline{S}(k,n)\right|^2\right].$$

Обнаружение объекта в виде ФБП на фоне гауссовского шума в спектральной области производится в результате вычисления статистики –

логарифма отношения правдоподобия

$$z = \ln \Lambda =$$

$$= -\sum_{k=1}^{N_x}\sum_{n=1}^{N_y} \ln\left(\frac{G_X}{G_V\left(k^2+n^2\right)^{H+1}} + 1 \right) + \sum_{k=1}^{N_x}\sum_{n=1}^{N_y} \left(\frac{1}{G_V} - \frac{1}{\frac{G_X}{\left(k^2+n^2\right)^{H+1}} + G_V} \right) \left|\underline{S}(k,n)\right|^2$$

и сравнения ее с порогом h: $\hat{\theta} = \begin{cases} 1, & z > h \\ 0, & z \le h \end{cases}$.

4.6. Выделение границы объекта на изображении

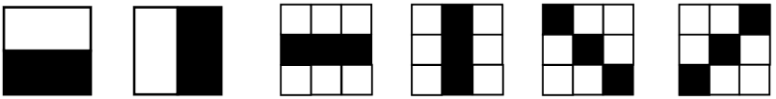
Рассмотрим задачу оптимального выделения границы объекта, отличающегося от фона значением корреляционной размерности. Значения отсчетов объекта образуют совокупность M векторов с корреляционной размерностью d_1, а фон представлен совокупностью векторов со значением размерности d_2. Для выделения границы формируется область изображения – квадратный кадр, сформированный на основе некоторых примитивов, задающих форму границы. Решение о наличии границы и ее форме принимается по результатам анализа данных, содержащихся в кадре, при его перемещении по горизонтали и вертикали с заданным шагом в пределах изображения.

Возможны два способа выделения границы: оптимальный и адаптивный. Оптимальный способ обнаружения границы производится методом максимального правдоподобия на основе покадрового анализа всего изображения. Размерности объекта и фона в этом случае являются априорно известными. Решение о наличии или отсутствии границы принимается по результату сравнения отношения правдоподобия с порогом.

Адаптивный алгоритм выделения границы предназначен для устранения неопределенности относительно фрактальной размерности объекта и фона путем оценивания размерности по данным одного кадра, в котором измеряется M независимых расстояний между векторами, методом максимального правдоподобия [16] $\hat{d} = -M \Big/ \sum_{i=1}^{M} \ln r_i$.

При моделировании и исследовании эффективности работы оптимального и адаптивного алгоритмов были рассмотрены два типа кадров, в которых производится обработка. Для кадра первого типа анализируемый квадратный кадр разбивается на два поля 2x1. Сканирование изображения производится с шагом, равным половине размера кадра, и

выполняется сначала в горизонтальном, а затем в вертикальном направлении. Результаты анализа объединяются путем логического сложения. Для кадра второго типа используется разбиение анализируемого кадра на 9 полей, расположенных в виде квадрата 3x3 [25]. На кадр последовательно накладываются маски, которые формируются в соответствии с выбранным примитивом: средние поля, располагающиеся по вертикали, горизонтали, а затем по двум диагоналям, равны нулю.



а б в г д е

Рис. 4.14. Структура примитивов

Для описания формы границы используются различные примитивы, приведенные на рис. 4.14: при делении кадра анализа на 2 поля – рис. 4.14, а,б, при делении кадра анализа на 9 полей – рис. 4.14, в-е.

Обнаружение границы производится путем вычисления отношения правдоподобия для проверяемой гипотезы: для кадра размером 2x1 предполагается наличие объектов с различными значениями размерности в соседних полукадрах, а для кадра размером 3x3 – в полях с противоположных сторон от нулевых областей. При условии равновероятных расположений объекта и фона относительно границы отношение правдоподобия принимает вид для кадра 2x1

$$\Lambda = \frac{\prod_{i=1}^{M/2} d_1 r_{1i}^{d_1-1} \times \prod_{j=1}^{M/2} d_2 r_{2j}^{d_2-1} + \prod_{i=1}^{M/2} d_2 r_{1i}^{d_2-1} \times \prod_{j=1}^{M/2} d_1 r_{2j}^{d_1-1}}{\prod_{i=1}^{M} d_1 r_i^{d_1-1} + \prod_{i=1}^{M} d_2 r_i^{d_2-1}}, \qquad (4.8)$$

а для кадра 3x3

$$\Lambda_k = \frac{\prod_{i=1}^{M/3} d_1 r_i^{d_1-1} \times \prod_{j=1}^{M/3} d_2 r_j^{d_2-1} + \prod_{i=1}^{M/3} d_2 r_i^{d_2-1} \times \prod_{j=1}^{M/3} d_1 r_j^{d_1-1}}{\prod_{i=1}^{2M/3} d_1 r_i^{d_1-1} + \prod_{i=1}^{2M/3} d_2 r_i^{d_2-1}}, \qquad (4.9)$$

где M - число расстояний между векторами, формируемых во всем кадре, $k = 1,...,4$ - номер примитива, определяющего форму границы. Если отношение правдоподобия превышает пороговый уровень, то принимается решение о наличии границы в предполагаемой области

кадра в зависимости от выбранного примитива. Из всех результатов расчетов, превысивших порог, выбирается максимальное значение, а граница устанавливается в соответствии с примитивом, соответствующим этому значению. В оптимальных алгоритмах (4.8), (4.9) используются точные значения размерностей d_1, d_2, которые полагаются априорно известными. При наличии априорной неопределенности точные значения размерностей в (4.8), (4.9) заменяются их максимально правдоподобными оценками $\hat{d}_1$, $\hat{d}_2$.

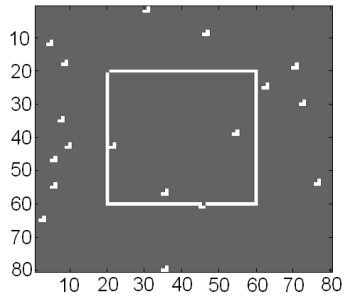


Рис.4.15. Результат обработки оптимальным алгоритмом, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

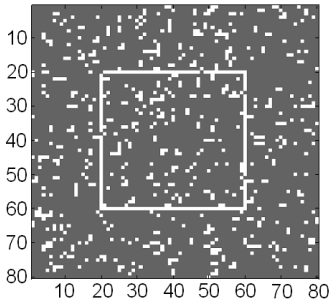


Рис.4.16. Результат обработки адаптивным алгоритмом, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

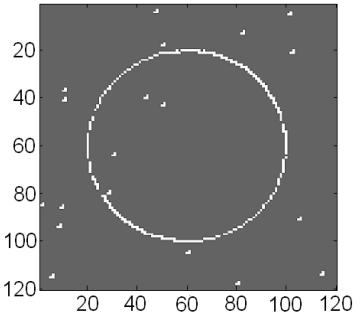


Рис. 4.17. Результат обработки оптимальным алгоритмом, область 2x1 полей, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

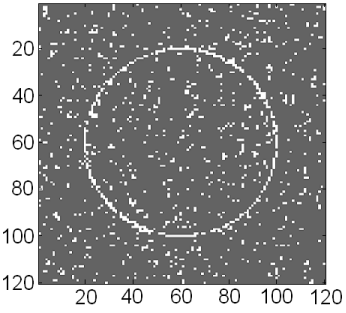


Рис. 4.18. Результат обработки адаптивным алгоритмом, область 2x1 полей, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

Анализ эффективности выделения границы проводился методом статистического моделирования алгоритмов (4.8), (4.9). На рис. 4.15-4.16 приведены результаты выделения границы прямоугольного объек-

та оптимальным и адаптивным алгоритмами при различных значениях размерностей объекта и фона, $M = 1300$.

При различном расположении границ объекта появляются определенные трудности в выделении границы алгоритмом (4.8), так как при равных размерах кадра количество данных в двух полукадрах может сильно отличаться при попадании кадра на границу объекта. В этих случаях алгоритм (4.9) обеспечивает лучшее выделение границы на границе объекта и фона.

Исследование влияния криволинейности границы объекта проводится на примере объекта с границей в виде окружности. На рис. 4.17-4.20 приведены результаты выделения границы круглого объекта оптимальным и адаптивным алгоритмами вида (4.8), (4.9) при различных значениях размерностей объекта и фона, $M = 600$, тип кадра 2x1 и 3x3. Из результатов анализа следует, что применение адаптивного алгоритма позволяет частично устранить априорную неопределенность ценой повышения вероятности появления ложных границ. При увеличении различия размерностей объекта и фона вероятность появления ложных границ уменьшается как для оптимального, так и для адаптивного алгоритмов.

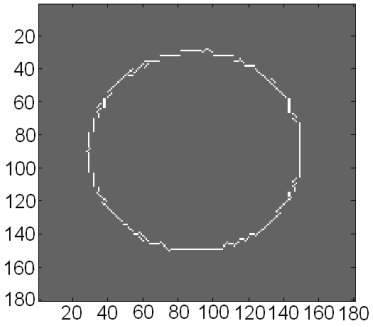


Рис. 4.19. Результат обработки оптимальным алгоритмом, область 3x3 полей, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

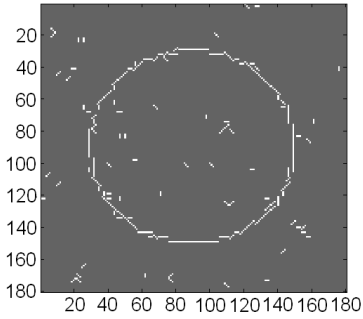


Рис. 4.20. Результат обработки адаптивным алгоритмом, область 3x3 полей, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

Визуальные методы оценки качества обработки изображения не позволяют объективно произвести сравнение анализируемых алгоритмов и определить их количественные показатели. Предлагается оценивать эффективность алгоритмов выделения границ по вероятностным характеристикам, аналогичным вероятности ложной тревоги и вероятности правильного обнаружения обнаружителей.

Для каждого из способов считывания задается эталонная граница, получаемая в идеальных условиях измерения, когда устанавливается большое различие фрактальных размерностей и радиояркости объекта и фона или $M >> 1$. Критерием качества работы алгоритма являются вероятность появления ложных отметок на изображении $F = \dfrac{\overline{N_{FB}}}{N_P - N_B}$ и вероятность правильного выделения границы изображения $P = \dfrac{\overline{N_{CB}}}{N_B}$, где N_{FB} - число ложных отметок на изображении, N_P - общее число пикселей анализируемого изображения, N_{CB} - число правильно обнаруженных пикселей, N_B - общее число пикселей на эталонной границе, линия над буквенным обозначением означает статистическое усреднение. Отсюда следует выражение для вероятности пропуска границы: $P_{UP} = 1 - P$.

На рис. 4.21 приведены результаты моделирования зависимостей вероятности пропуска границы P_{UP} от вероятности появления ложных отметок F при различных значениях размера кадра. При анализе изменяется величина порога, с которым производится сравнение статистик для кадров видов 2x1 и 3x3, и фиксируются значения вероятности появления ложных отметок F и вероятности пропуска границы P_{UP}.

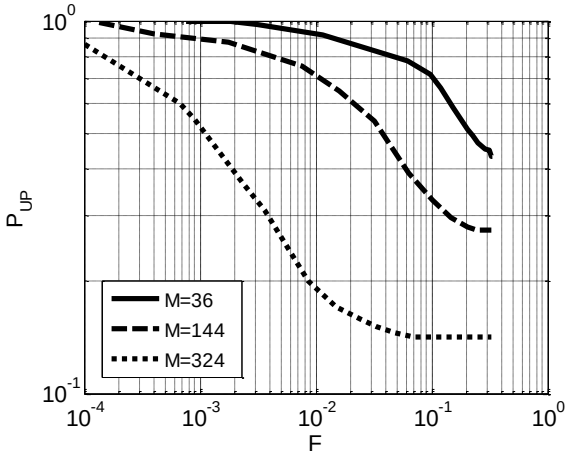


Рис. 4.21. Вероятностные характеристики фрактального обнаружителя границы для кадра 3x3 поля, $d_1 = 1{,}3, d_2 = 1{,}7$

Установлено, что структура и размер анализируемого кадра влияют на результирующую толщину границы объекта, а также на качество выделения границы при различном расположении границ относительно направления считывания данных изображения. При использовании кадра 3x3 граница формируется более тонкая, однако в некоторых случаях наблюдается дублирование границы. Введение гипотез о нескольких вариантах расположения границы объекта в кадре позволяет более точно определить ее действительное положение на изображении. Выделение границ криволинейных объектов затруднено, по сравнению с объектом прямоугольной формы, что делает актуальной разработку оптимальных алгоритмов на основе рационального выбора примитивов.

Из результатов анализа следует, что применение адаптивного алгоритма позволяет частично устранить априорную неопределенность ценой повышения вероятности появления ложных границ. При увеличении различия размерностей объекта и фона вероятность ложных границ уменьшается как для оптимального, так и для адаптивного алгоритмов. Таким образом, алгоритмы выделения границы объекта, полученные методом максимального правдоподобия, обеспечивают высокую эффективность, если значения размерностей объекта и фона априорно известны. Дальнейшее повышение качества оценивания размерности и, следовательно, качества выделения границы возможно путем увеличения объема данных M. Для этого проводится предварительное обнаружение объекта и на основе этого формируются данные обучающей выборки.

Библиографический список

1. Аэрокосмический радиолокационный мониторинг Земли: коллективная монография / под ред. А.И. Канащенкова. – М.: Радиотехника, 2006. – 240 с.

2. Караваев В.В., Сазонов В.В. Основы теории синтезированных антенн. – М.: Сов. радио, 1974.

3. Сосулин Ю.Г. Теоретические основы радиолокации и радионавигации: учеб. пособие для вузов – М.: Радио и связь, 1992.

4. Андреев Г.А., Базарский О.В., Глауберман А.С., Колесников А.И., Коржик Ю.В., Хлявич Я.Л. Анализ и синтез случайных пространственных текстур // Зарубежная радиоэлектроника. – 1984. – №2. С. 3-33.

5. Харалик Р.М. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. – 1979. – Т. 67. – №5. – С. 98-120.

6. Потапов А.А. Новые информационные технологии на основе вероятностных текстурных и фрактальных признаков в радиолокационном обнаружении малоконтрастных целей // Радиотехника и электроника. – 2003. – Т. 48. – №9. – С. 1101-1119.

7. Колодникова Н.В. Обзор текстурных признаков для задач распознавания образов // Автоматизированные системы обработки информации, управления и проектирования: Доклады ТУСУР. - Томск: ТУСУР, 2004. - С. 113-123.

8. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – Кн.1. – 312 с. – Кн.2. – 480 с.

9. R.M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein. Textural features for image classification // IEEE transactions on systems, man and cybernetics. Vol. SMC-3. No. 6. November, 1973. P. 610-621.

10. Сосулин Ю.Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов. – М.: Советское радио, 1978. – 320 с.

11. Потапов А.А. Фракталы в радиофизике и радиолокации: топология выборки. - М.: Университетская книга, 2005. - 847 с.

12. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

13. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence // Lecture Notes in mathematics. – V. 898. – 1981. P. 366-381.

14. Grassberger P., Procaccia I. Characterization of strange attractors // Physical Review Letters. – V.50. – 1983. – P.346-349.

15. Кроновер Р.М. Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории. – М: Постмаркет, 2000. – 352 с., с. 137.

16. Luciana De Luca, Dario Luzio, Massimo Vitale. A ML Estimator of the Correlation Dimension for Left-Hand Truncated Data Samples // Pure and applied geophysics. – V.159. – № 11-12. – 2002. – P. 2789-2803.

17. Шелухин О.И., Тенякшев А.М., Осин А.В. Фрактальные процессы в телекоммуникациях: монография / под ред. О.И. Шелухина. – М.: Радиотехника, 2003. – 480 с.

18. Сосулин Ю.Г., Русскин А.Б. Фрактальное обнаружение протяженных малоконтрастных объектов на изображениях // Радиотехника. – 2009. – № 12. – С. 48-57.

19. Parshin A., Parshin Yu. Usage of non-Gaussian statistics for RF signals detection by complex energy and fractal detector // International radar symposium - IRS 2013, Proceeding, V. I, II, Drezden, Germany. – German institute of navigation. – 2013. – 1090 p. – P. 779-784.

20. Потапов А.А., Гильмутдинов А.Х., Ушаков П.А. Фрактальные элементы и радиосистемы: физические аспекты: монография / под ред. А.А. Потапова. – М.: Радиотехника, 2009. – 200 с.

21. Ширман Д.Я. Теоретические основы радиолокации. – М.: Советское радио, 1970.

22. Тихонов В.И. Оптимальный прием сигналов. – М.: Радио и связь, 1983. – 320 с.

23. Временные ряды. Обработка данных и теория / Давид Р. Брилинджер. /пер. на рус. – М.: Мир, 1980. – 536 с.

24. Справочник по теории вероятностей и математической статистике. 2-е изд. перераб., доп. / Королюк В.С., Портенко Н.И., Скороход А.В. Турбин А.Ф. – М.: Наука, 1985. – 640 с.

25. Буй Т.Т.Ч., Спицын В.Г. Анализ выделения краев на цифровых изображениях // Вестник Томского вычислительного университета. Управление вычислительная техника и информатика: доклады ТУСУРа. – №2 (22). – Ч 2. – 2010. – С. 221-223.

26. Кондратенков Г.С., Фролов А.Ю. Радиовидение. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли: учеб. пособие для вузов / под ред. Г.С. Кондратенкова. – М.: Радиотехника, 2005. – 368 с.

27. Радиолокационные системы землеобзора космического базирования / под ред. В.С. Вербы. – М.: Радиотехника, 2010. – 675 с.

28. Паркер Т.С., Чжуа Л. О. Введение в теорию хаотических систем для инженеров // ТИИЭР. – 1987. – Т. 75. – № 8. – С. 6-40.

Приложение 1. Список условных обозначений

$A(\omega_1, \omega_2)$	амплитудный спектр изображения
$b(i), i = 1,..., L$	квантованное значение пикселя
d	размерность сигнала, изображения
d_T	размерность пространства вложения, топологическая размерность
D	дисперсия
F	вероятность ложной тревоги
$\underline{F}(\omega_1, \omega_2)$	комплексный спектр изображения
h	значение порога при принятии решения, высота границы
$\mathbf{H} = \{H(i, j), i, j = 1,..., W\}$	импульсный отклик линейной системы контрастирования
L	число уровней квантования изображения, сигнала
M	число значений при анализе в заданном фрагменте изображения, число расстояний между векторами
$N_x,\ N_y$	размер изображения
N	число отсчетов сигнала
N_V	число векторов в псевдофазовом пространстве
P	вероятность
$\mathbf{P} = \{P_{i,j}, i, j = 1,..., L\}$	матрица смежности
T_k	текстурный признак
$w(\bullet)$	плотность распределения вероятностей
W	размер фрагмента изображения при анализе текстуры
$W(i, j)$	весовая функция окна
$\mathbf{X} = \{X_i, i = 1,..., M\}$	измеренные значения расстояний между векторами
$X(i, j)$	значение пикселя в точке пространства с координатами i, j
$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{N}$	наблюдаемые данные
$Z(i, j)$	результат контрастирования
z	логарифм отношения правдоподобия
Λ	отношение правдоподобия
Δ_x, Δ_y	шаг смещения кадра при анализе изображе-

	ния
θ	параметр обнаружения, угловое положение радиуса-вектора
ρ	длина радиуса-вектора
$\otimes$	оператор свертки
$\hat{x}$	оценка величины x

Приложение 2. Текстурные признаки

Для обработки изображения и выделения малоконтрастных объектов используется текстурная обработка. Принцип текстурной обработки заключается в выборе кадра на изображении размером $N_x \times N_y$ пикселей, в пределах которого производится измерение текстурного признака. Затем из кадров формируется новое изображение, которое состоит из значений измеренных признаков. Если изображение образует квадратный растр, то $N_x = N_y$. Каждый пиксель $X(i, j)$ может принимать L дискретных значений, которые определяются видом квантования изображения. Для вычисления текстурных признаков на изображении формируется область – кадр размером $W \times W$ пикселей.

Для некоторых признаков используются свойства, определяемые матрицей смежности $\mathbf{P} = \{P(i, j, d, \alpha) = P_{i,j} = P_{j,i},\ i, j = 1,..., L\}$, которая представляет собой относительную частоту наличия пары соседних пикселей, расположенных на расстоянии d под углами $\alpha = 0^\circ; 45^\circ; 90^\circ; 135^\circ$ и принимающих значения i и j. Далее обозначено Q_j - число пикселей на изображении с яркостью j, M - общее количество пар примыкающих друг к другу пикселей, например для $d = 1,\ \alpha = 0^\circ$ количество пар равно $M = 2W(W-1)$.

Текстурные признаки, основанные на измерении пространственных частот

Зернистость текстуры $T(j,k) = \sum_{\xi=-T}^{T} \sum_{\eta=-T}^{T} \xi^2 \eta^2 A(\xi, \eta; j, k)$,

где $A(\xi, \eta; j, k) = \dfrac{\sum_{m=j-W/2}^{j+W/2} \sum_{n=k-W/2}^{k+W/2} X(m,n) X(m-\xi, n-\eta)}{\sum_{m=j-W/2}^{j+W/2} \sum_{n=k-W/2}^{k+W/2} X^2(m,n)}$ - автокорреляционная функция, вычисляется в окне размером $W \times W$ для каждой точки

изображения с координатами (j,k) и при смещении $(\xi,\eta)=0;\pm1;...,\ \pm T$.

Для определения текстурных признаков на основе спектральных свойств вводится дискретное преобразование Фурье для кадра в виде матрицы $W\times W$ элементов:

$$F(u,v)=\frac{1}{W^2}\sum_{k=0}^{W-1}\sum_{j=0}^{W-1}f(k,j)e^{-2\pi i(ku+jv)},\quad 1\le(u,v)\le W.$$

Система признаков, построенная на дискретном преобразовании Фурье, имеет вид:

$$\Phi_{r_1r_2}=\sum_{u=0}^{W-1}\sum_{\substack{v=0\\ r_1^2\le u^2+v^2\le r_2^2}}^{W-1}|F(u,v)|^2$$ - признак по размеру элементов в диапазоне интенсивности $r_1^2\le u^2+v^2\le r_2^2$, число колец не более 5,

$$\Phi_{\theta_1\theta_2}=\sum_{u=0}^{W-1}\sum_{\substack{v=0\\ \theta_1\le arctg\frac{u}{v}\le\theta_2}}^{W-1}|F(u,v)|^2$$ - признак по ориентации элементов в диапазоне углов $\theta_1\le\operatorname{arctg}\dfrac{u}{v}\le\theta_2$, число секторов не более 5.

Для исключения эффекта ложной направленности используют метод подавления влияния апертуры, основанный на зеркальном отражении заданного изображения по осям *x* и *y* для получения изображения размером $2W\times2W$. В новом изображении верхние и нижние строки, а также крайние столбцы совпадают и краевых эффектов не возникает.

Статистические текстурные признаки, полученные по одномерной гистограмме $\mathbf{G}=\{G_j,\ j=1,...,L\}$, равной частоте появления пикселя с интенсивностью $b(j)$.

k-й начальный момент $T_1^k=\dfrac{1}{W^2}\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{W}[X(i,j)]^k=\dfrac{1}{W^2}\sum_{i=1}^{L}b(i)G_i$,

где $X(i,j)$ - значение пикселя в точке (i,j) анализируемого кадра, $b(i),\ i=1,...,L$ - всевозможные значения пикселя.

Энтропия $T_2=-\sum_{j=1}^{L}\dfrac{G_j}{W^2}\log_2\dfrac{G_j}{W^2}$ выражает неравномерность распределения яркостных свойств изображения в пределах выбранного кадра.

Энергия $T_3 = \sum_{j=1}^{L} G_j^2$.

Дисперсия $T_4 = \sum_{j=1}^{L} \left(b(j) - T_1^1\right)^2 \frac{G_j}{W^2}$.

Коэффициент асимметрии $T_{4A} = \frac{1}{T_2^{3/2}} \frac{1}{W^2} \sum_{j=1}^{L} \left(b(j) - T_1^1\right)^3 G_j$.

Коэффициент эксцесса $T_{4E} = \frac{1}{T_2^2} \frac{1}{W^2} \sum_{j=1}^{L} \left(b(j) - T_1^1\right)^4 G_j - 3$.

Текстурные признаки на основе двумерной гистограммы распределения значений пикселей [8]. Гистограмма $\mathbf{G} = \left\{G_{i,j} : G\left(f(m_1, n_1) = b(i), f(m_2, n_2) = b(j)\right), i, j = 1,..., L\right\}$ равна частоте появления пар элементов изображения с интенсивностями $b(i), b(j)$.

Автокорреляция $T_{1y} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} b(i) b(j) G_{i,j}$.

Ковариация $T_{2y} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \left(b(i) - T_{1x}\right)\left(b(j) - T_{1x}\right) G_{i,j}$.

Момент инерции $T_{3y} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \left(b(i) - b(j)\right)^2 G_{i,j}$.

Средняя абсолютная разность $T_{4y} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \left|b(i) - b(j)\right| G_{i,j}$.

Средняя обратная разность $T_{5y} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{G_{i,j}}{1 + |i - j|^2}$.

Энергия $T_{6y} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \left|G_{i,j}\right|^2$.

Энтропия $T_{7y} = -\sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \frac{G_{i,j}}{W^2} \log_2 \frac{G_{i,j}}{W^2}$.

Текстурные признаки, вычисляемые на основании матрицы смежности $\mathbf{P} = \left\{P(i, j, d, \alpha) = P_{i,j},\ i, j = 1,..., L\right\}$.

Среднее значение $T_5 = \sum_{i=1}^{L} \left(b(i) \sum_{j=1}^{L} P_{i,j} \right)$.

Энергия $T_6 = \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} {P_{i,j}}^2$.

Вариация

$$T_7 = \sum_{i=1}^{L}\left[\left(b(i) - T_5\right)^2 \sum_{j=1}^{L} P_{i,j} \right].$$

Однородность $T_8 = \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \frac{P_{i,j}}{1+|i-j|}$.

В работах [4,6] приведены следующие текстурные признаки.

Второй угловой момент $T_9 = \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} {P_{i,j}}^2$ является мерой однородности изображения и для однородного изображения принимает минимальное значение.

Контраст $T_{10} = \sum_{n=1}^{L} b^2(n) \left[\sum_{i=1}^{L} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=n}}^{L} P_{i,j} \right]$ определяется величиной локальных вариаций яркости изображения. С увеличением числа локальных вариаций контраст возрастает.

Коэффициент корреляции

$$T_{11} = \frac{1}{\sqrt{T_7}} \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \left[b(i) b(j) P_{i,j} - T_5^2 \right].$$

Коэффициент корреляции служит мерой линейности регрессионной зависимости яркости на изображении.

Дисперсия $T_{12} = \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \left(b(i) - T_5\right)^2 P_{i,j}$ определяет вариации значения пикселя относительно среднего значения.

Момент обратной разности $T_{13} = \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2}$ является альтернативой контрасту в случае влияния краевых структур, поскольку относительно большие разности в значениях яркости вносят минимальный вклад в конечный результат.

Суммарное среднее $T_{14} = \sum_{n=2}^{2L} b(n) p_+(n)$, где $p_+(n) = \sum_{i=1}^{L} \sum_{\substack{j=1 \\ i+j=n}}^{L} P_{i,j}$,

$n = 2,3,..,2L$ - гистограмма сумм значений яркости.

Суммарная дисперсия $T_{15} = \sum_{n=2}^{2L} \left(b(n) - T_{14}\right)^2 p_+(n)$ служит мерой вариаций яркости относительно суммарного среднего.

Суммарная энтропия $T_{16} = -\sum_{n=2}^{2L} p_+(n) \log_2 p_+(n)$ определяется классической мерой статистической теории информации и выражает неравномерность распределения яркостных свойств элементов изображения.

Энтропия $T_{17} = -\sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} P_{i,j} \log_2 P_{i,j}$.

Дифференциальная дисперсия

$$T_{18} = \sum_{n=1}^{L} \left[b(n) - \sum_{m=1}^{L} b(m) p_-(m) \right]^2 p_-(n),$$

где $p_-(n) = \sum_{i=1}^{L} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=n}}^{L} P_{i,j}$ при $n = 1,2,...,L$ - гистограмма разностей значений пикселей. Дифференциальная дисперсия выражается через гистограмму разностей значений пикселей $p_-(n)$ по парам пикселей изображения, которая образуется из матрицы смежности.

Дифференциальная энтропия $T_{19} = -\sum_{n=1}^{L} p_-(n) \log_2 p_-(n)$ рассчитывается как суммарная энтропия и энтропия для матрицы смежности, но для гистограммы разностей значений пикселей.

Информационная мера корреляции

$$T_{20} = \left\{ \frac{T_{17} + \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} P_{i,j} \log_2 \left(\sum_{k=1}^{L} P_{i,k} \times \sum_{k=1}^{L} P_{k,j} \right)}{\max\{H(X), H(Y)\}} \right\},$$

где $H(X) = -\sum_{i=1}^{L} \left(\sum_{k=1}^{L} P_{i,k} \right) \log_2 \sum_{k=1}^{L} P_{i,k}$, $H(Y) = -\sum_{j=1}^{L} \left(\sum_{k=1}^{L} P_{k,j} \right) \log_2 \sum_{k=1}^{L} P_{k,j}$.

Информационная мера

$$T_{21} = \left\{ 1 - \exp\left[-2 \left(-\sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} K_{i,j} - T_{17} \right) \right] \right\}^{1/2},$$

где $K_{i,j} = \sum_{k=1}^{L} P_{i,k} \times \sum_{k=1}^{L} P_{k,j} \times \log_2 \left(\sum_{k=1}^{L} P_{i,k} \times \sum_{k=1}^{L} P_{k,j} \right)$.

Максимальный коэффициент корреляции $T_{22} = \lambda^{1/2}$, где λ - второе наибольшее собственное значение матрицы

$$\mathbf{Q} = \left\{ Q_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{L} P_{i,k} P_{k,j}}{\sum_{k=1}^{L} P_{i,k} \times \sum_{k=1}^{L} P_{k,j}},\ i, j = 1,..., L \right\}.$$

Данная матрица представляет собой нормированную энергию матрицы смежности, вычисляется по рядам из элементов строк и столбцов этой матрицы и обладает свойствами, которые не проявляются в коэффициенте корреляции.

Текстурные признаки $T_9, T_{16}, T_{17}, T_{19}, T_{20}, T_{22}$ обладают свойством инвариантности относительно монотонных преобразований значений пикселей.

Текстуры комплексного изображения определяются по интенсивности оцифрованного изображения одного S и второго R каналов данных. Для квантованных значений сигналов каждого из каналов $s \in S$ и $r \in R$ производится вычисление относительных частот появления всех пар значений $(s = b(i), r = b(j))$ в массиве $\mathbf{B} = \{B_{i,j},\ i, j = 1,..., L\}$. На основании этой двумерной гистограммы распределения значений пискселей можно выделить следующие основные текстурные признаки [15].

Среднее по каналу S: $T_{23} = \sum_{i=1}^{L} \left[b(i) \sum_{j=1}^{L} B_{i,j} \right],\ b(i) \in S(s,r)$.

Среднее по каналу R: $T_{24} = \sum_{j=1}^{L} \left[b(j) \sum_{i=1}^{L} B_{i,j} \right],\ b(j) \in R(s,r)$.

Энтропия $T_{25} = -\sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} B_{i,j} \log_2 B_{i,j}$.

Энергия $T_{26} = \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} B_{i,j}^2$.

Корреляция $T_{27} = \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} (b(i) - T_{23})(b(j) - T_{24}) B_{i,j}$.

Информационная мера $T_{28} = \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \left(\sum_{k=1}^{L} B_{i,k} \right) \left(\sum_{k=1}^{L} B_{k,j} \right) \log_2 B_{i,j}$.

В качестве признаков использованы свойства структурных элементов, например средняя длина серии текстуры, равная числу пик-

селей строки растра, имеющих постоянное значение. Пусть $C_\rho(i,j)$ означает количество линий, длина которых равна j, а ориентация определяется параметром ρ. Эти линии состоят из пикселей, значения которых равны $b(i)$.

Вес линий, имеющих постоянную плотность,

$$T_{29} = \frac{\sum_{i=1}^{L} b^2(i) \sum_{j=1}^{W} C_\rho(i,j)}{\sum_{j=1}^{W} \sum_{i=1}^{L} C_\rho(i,j)}.$$

Этот признак характеризуется тем, что для любого уровня серого вес каждой линии увеличивается по мере увеличения длины.

Распределение уровней серого $T_{30} = \frac{\sum_{i=1}^{L} \left(\sum_{j=1}^{W} C_\rho(i,j) \right)^2}{\sum_{j=1}^{W} \sum_{i=1}^{L} C_\rho(i,j)}$. Этот признак имеет минимум в тех случаях, когда число линий постоянной плотности равномерно распределено по возможным значениям.

Распределение длины линий постоянной плотности

$T_{31} = \frac{\sum_{j=1}^{W} \left(\sum_{i=1}^{L} C_\rho(i,j) \right)^2}{\sum_{j=1}^{W} \sum_{i=1}^{L} C_\rho(i,j)}$ имеет минимум при равномерном распределении длины серии.

Относительное число линий постоянной плотности $T_{32} = \sum_{j=1}^{W} \sum_{i=1}^{L} C_\rho(i,j)$ максимально, когда все линии имеют малые длины.

Фрактальные текстуры, обладающие свойством инвариантности к преобразованию масштаба изображения.

Измерение корреляционной размерности изображения в кадре методом наименьших квадратов:

$$\hat{D}_C = \frac{M \sum_{i=1}^{M} \ln C(r_i) \ln r_i - \sum_{i=1}^{M} \ln C(r_i) \sum_{j=1}^{M} \ln r_j}{M \sum_{i=1}^{M} (\ln r_i)^2 - \left(\sum_{i=1}^{M} \ln r_i \right)^2},$$ где M - число расстояний

между векторами, r_i, $i=1,...,M$ - значения расстояний между векторами, $C(r)=\lim\limits_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum\limits_{i=1}^{N}\frac{1}{N-1}\sum\limits_{\substack{j=1\\ i\neq j}}^{N}H\left(r-\left\|x_i-x_j\right\|\right)$ - значения корреляционного интеграла.

Измерение корреляционной размерности изображения в кадре методом максимального правдоподобия: $\hat{D}_C=\left[-\frac{1}{M}\sum\limits_{m=1}^{M}\ln r_m\right]^{-1}$, где M - число расстояний между векторами, r_i, $i=1,...,M$, - значения расстояний между векторами.

Измерение корреляционной размерности изображения в кадре методом полиномиальной аппроксимации:

$$\sum_{m=1}^{M}\frac{k_m-N_1\hat{a}r_m^{\hat{D}_C}}{1-\hat{a}r_m^{\hat{D}_C}}=0, \qquad \sum_{m=1}^{M}\frac{k_m-N_1\hat{a}r_m^{\hat{D}_C}}{\left(1-\hat{a}r_m^{\hat{D}_C}\right)r_m}=0,$$

где $\hat{D}_C$ - искомая оценка корреляционной размерности, $\hat{a}$ - оценка вспомогательного параметра, N_1 - общее число опытов, k_m - число расстояний $r<r_m$, M - число интервалов по оси расстояний.

Измерение размерности Хаусдорфа в кадре триангуляционным методом: $D_T=-\lim\limits_{\delta\to 0}\log_2\frac{S_1}{S_2}$, где S_1, S_2 - площади поверхности при исходном масштабе δ и при уменьшенном в два раза масштабе $\delta/2$ соответственно.

Приложение 3. Программное обеспечение текстурного анализа

1. Программа для расчета характеристик обнаружения сигнала в виде фрактального броуновского движения.

Программа позволяет получить графики характеристик обнаружения сигнала при заданном показателе Херста и отношении сигнал-шум.

```
clc; clear;
Nst=10000; % количество повторений для усреднения
N=16; % размер матрицы данных
H=0.1; % показатель Херста
Nh=100; % количество отсчетов
q=[1 2 3]/10; % отношение сигнал-шум
```

```
for k=1:size(q,2)
z1=zeros(1,Nst);  z2=zeros(1,Nst); % матрица данных статистики для обнаружения
for i=1:Nst
A=zeros(N);
for m=1:N
   for l=1:N
      A(m,l)=(m^2+l^2).^(-H-1);
   end
end
    Gx=q(k)*(N^2)/(sum(sum(A)));
 S=zeros(N);
MG=zeros(N);
V=zeros(N);
for m=1:N
   for l=1:N
      V(m,l)=(randn+j*randn); % отсчеты шума
      S(m,l)=V(m,l)+sqrt(Gx/((m^2+l^2)^(H+1)))*(randn+j*randn);  % отсчеты сигнала
      MG(m,l)=1-1/(Gx/((m^2+l^2)^(H+1))+1); % спектральные отсчеты
   end
end
z1(1,i)=sum(sum(MG.*(abs(S).^2)));
z2(1,i)=sum(sum(MG.*(abs(V).^2)));
end % i
[zmin,kz]=min([z1 z2]);
[zmax,kz]=max([z1 z2]);
h=zmin+linspace(1,Nh,Nh)*(zmax-zmin)/Nh/2; % порог обнаружения
n1=zeros(1,Nh);  n2=zeros(1,Nh);
for i=1:Nst
% обнаружитель
for i1=1:size(h,2);
if z1(i)<h(i1) % пропуск
   n1(i1)=n1(i1)+1;
end
if z2(i)>h(i1) % ложная тревога
   n2(i1)=n2(i1)+1;
end
end % i1
end % i
 P(k,:)=n1/Nst;
```

```
F(k,:)=n2/Nst;
end % k
 F=abs(F); P=abs(P);
figure(1) % вывод характеристик обнаружения
loglog(F(1,:),P(1,:),'k-',F(2,:),P(2,:),'k:',F(3,:),P(3,:),'k--','LineWidth',2);
grid;
legend('q=0.05', 'q=0.1', 'q=0.15');
ylabel('P');
xlabel('F');
```

2. Текстурная обработка изображения

Программа используется для текстурной обработки изображений формата *.tif и комплексных изображений формата *.cos. Выбранный оператором текстурный признак method=p(1,4:size(p,2)) вычисляется с помощью функции TextProcess(A) для кадра A размером w.

```
function [Image2]=TextureAnalysis(i,o,t,b,l,r,w,p)

global method
inputfile=i(1,4:size(i,2)); % имя исходного файлы
outputfile=o(1,4:size(o,2)); % имя выходного файла
top=str2double(t(1,4:size(t,2))); % значение верхней границы фрагмента
bot=str2double(b(1,4:size(b,2))); % значение нижней границы фрагмента
left=str2double(l(1,4:size(l,2))); % значение левой границы фрагмента
right=str2double(r(1,4:size(r,2))); % значение правой границы фрагмента
method=p(1,4:size(p,2)); % метод обработки
mmm=str2double(w(1,4:size(w,2))); % размер окна обработки
ext=inputfile(1,size(inputfile,2)-3:size(inputfile,2));
Frame=1000;
Width=right-left;
Height=bot-top;
if Frame>Height
   Frame=Height;
end

switch ext
   case '.cos'
Fid=fopen(inputfile,'r','b');
       A=fread(Fid,7,'int32');
       FWidth=A(3);
       fseek(Fid,(FWidth+2)*(4+top)*4+2*4+left*4,'bof');
```

```
 StepHeight=ceil(Height/Frame);
Image2=zeros(fix(Height/mmm),fix(Width/mmm));
k=0;
h = waitbar(k,'Image processing...');
for l=1:StepHeight
   if l==StepHeight
      FrReal=zeros(Height-(l-1)*Frame,Width);
      FrImag=zeros(Height-(l-1)*Frame,Width);
      fseek(Fid,(FWidth+2)*4*4+(FWidth+2)*(l-
1)*Frame*4+2*4+left*4,'bof');
      for i=1:Height-(l-1)*Frame
         FrReal(i,1:Width)=fread(Fid,Width,'int16',2);
         fseek(Fid,(FWidth-right)*4+left*4+2*4,'cof');
      end
      clear i
      fseek(Fid,(Width+2)*4*4+(Width+2)*(l-
1)*Frame*4+2*4+left*4+2,'bof');
      for i=1:Height-(l-1)*Frame
         FrImag(i,1:Width)=fread(Fid,Width,'int16',2);
         fseek(Fid,(FWidth-right)*4+left*4+2*4,'cof');
      end
      clear i
      FrAmp=sqrt(FrReal.^2+FrImag.^2);
      clear FrImag FrReal

      for i=1:fix((Height-(l-1)*Frame)/mmm)
         for j=1:fix(Width/mmm)
            Data=FrAmp(1+mmm*(i-1):mmm*i,1+mmm*(j-1):mmm*j);
            B=TextProcess(Data);
            Image2(i+fix(Frame/mmm)*(l-1),j)=B;
            clear B
         end
         waitbar((l-1)*1/(ceil(Height/Frame))+i*(1/(Height/mmm)))
      end
    else
      FrReal=zeros(Frame,Width);
      FrImag=zeros(Frame,Width);
      fseek(Fid,(FWidth+2)*4*4+(FWidth+2)*(l-
1)*Frame*4+2*4+left*4,'bof');
      for i=1:Frame
         FrReal(i,1:Width)=fread(Fid,Width,'int16',2);
```

```
            fseek(Fid,(FWidth-right)*4+left*4+2*4,'cof');
        end
        clear i
        fseek(Fid,(FWidth+2)*4*4+(FWidth+2)*(l-
1)*Frame*4+2*4+left*4+2,'bof');
        for i=1:Frame
            FrImag(i,1:Width)=fread(Fid,Width,'int16',2);
            fseek(Fid,(FWidth-right)*4+left*4+2*4,'cof');
        end
        clear i
        FrAmp=sqrt(FrReal.^2+FrImag.^2);
        clear FrImag FrReal
        for i=1:fix(Frame/mmm)
            for j=1:fix(Width/mmm)
                Data=FrAmp(1+mmm*(i-1):mmm*i,1+mmm*(j-1):mmm*j);
                B=TextProcess(Data);
                Image2(i+fix(Frame/mmm)*(l-1),j)=B;
                clear B
            end
            waitbar((l-1)*1/(ceil(Height/Frame))+i*(1/(Height/mmm)))
        end
    end
end
close(h)
Image2=Image2/(max(max(Image2)))*256;
imwrite(Image2,gray(256),outputfile);
    case {'.tif','tiff'}
Trunc1=fix(Height/mmm);
Trunc2=fix(Width/mmm);
k=0;
h = waitbar(k,'Image processing...');
Image2=zeros(Trunc1,Trunc2);
for l=1:ceil(Trunc1*mmm/Frame)
    if l==ceil(Trunc1*mmm/Frame)
        Image1=double(imread(inputfile,'PixelRegion',{[1+top+Frame*(l-1)
top+Frame*(l-1)+Trunc1*mmm] [left left+Trunc2*mmm]}));
        for i=1:Trunc1-Frame*(l-1)/mmm
            for j=1:fix(Trunc2)
        A=Image1(1+mmm*(i-1):mmm*i,1+mmm*(j-1):mmm*j);
        B=TextProcess(A);
        Image2(i+fix(Frame/mmm)*(l-1),j)=B;
```

```
        clear B
           end
        waitbar((l-1)*1/(ceil(Trunc1*mmm/Frame))+i*(1/Trunc1))
       end
     else
        Image1=double(imread(inputfile,'PixelRegion',{[1+top+Frame*(l-1)
top+Frame*l] [left left+Trunc2*mmm]}));
        for i=1:fix(Frame/mmm)
           for j=1:fix(Trunc2)
              A=Image1(1+mmm*(i-1):mmm*i,1+mmm*(j-1):mmm*j);
              B=TextProcess(A);
              Image2(i+fix(Frame/mmm)*(l-1),j)=B;
              clear B
           end
        waitbar((l-1)*1/(ceil(Trunc1*mmm/Frame))+i*(1/Trunc1))
        end
    end
end
close(h)
Image2=Image2/(max(max(Image2)))*256;
imwrite(Image2,gray(256),outputfile);
     otherwise
        disp('Неподходящий формат. Выберите файл COSAR или TIFF')
        Image2=[];
end
end
```

Оглавление

Введение…….. 3
1. Формирование радиолокационных изображений в РЛС с синтезированной апертурой……... 4
1.1. Принцип работы РЛС с синтезированной апертурой……... 4
1.2. Обработка сигналов и изображений в РСА……... 5
1.3. Вторичная обработка РЛИ…….. 12
2. Текстурные признаки при обработке сигналов и изображений…….... 23
2.1. Принципы текстурной обработки…….. 23
2.2. Некоторые задачи обработки изображений…….. 24
2.3. Вычисление текстурных признаков……... 40
3. Формирование фрактальных характеристик сигналов и изображений 42
3.1. Основные понятия о фрактальных характеристиках сигналов и изображений……..… 42
3.2. Оценивание фрактальной размерности по экспериментальным данным……..……... 45
4. Фрактальное обнаружение и выделение границ объектов……... 54
4.1. Обнаружение фрактальных сигналов и объектов……... 54
4.2. Обнаружение фрактальных сигналов методом максимального правдоподобия…….. 56
4.3. Энергетический обнаружитель……. 59
4.4. Комплексированный энергетико-фрактальный обнаружитель……. 61
4.5. Оптимальный обнаружитель фрактального сигнала…….. 64
4.6. Выделение границы объекта на изображении…… 73
Библиографический список……. 79
Приложение 1. Список условных обозначений……. 81
Приложение 2. Текстурные признаки……. 82
Приложение 3. Программное обеспечение текстурного анализа…… 89

П а р ш и н Александр Юрьевич
П а р ш и н Юрий Николаевич
Текстурный анализ сигналов и изображений
РЛС с синтезированной апертурой

Редактор Р.К. Мангутова
Корректор С.В. Макушина
Подписано в печать 30.07.14. Формат бумаги 60x84 1/16.
Бумага писчая. Печать трафаретная. Усл. печ. л. 6,0.
Тираж 50 экз. Заказ .
Рязанский государственный радиотехнический университет.
390005, Рязань, ул. Гагарина, 59/1.
Редакционно-издательский центр РГРТУ.

Оператор ЭДО ООО "Компания "Тензор"

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ

СОГЛАСОВАНО **ФГБОУ ВО "РГРТУ", РГРТУ,** Паршин Юрий Николаевич, Заведующий кафедрой РТУ **07.07.26** 14:04 (MSK) Простая подпись