Министерство образования Российской Федерации Ульяновский государственный технический университет

На правах рукописи

Дементьев Виталий Евгеньевич

ОБНАРУЖЕНИЕ ПРОТЯЖЕННЫХ АНОМАЛИЙ НА МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Специальность: 05.13.18 – «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ»

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель д. т. н., профессор К.К. Васильев

Ульяновск – 2006

ВВЕДЕНИЕ
1. МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ 12
1.1 Постановка задачи
1.2 Обзор задач ДЗЗ13
1.3 Общие подходы к решению задач, связанных с обработкой
многозональных изображений16
1.4 Сегментация и фильтрация многозональных изображений21
1.5 Моделирование многозональных изображений
1.6.Обнаружение аномалий на многозональных изображениях 38
1.7 Выводы
2. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ МНОГОЗОНАЛЬНЫХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ
2.1 Постановка задачи
2.2 Моделирование последовательности кадров многозональных
зображений
2.3 Модели отдельных кадров многозональных изображений54
2.4 Авторегрессионные модели с кратными корнями
характеристических уравнений57
2.5 Имитация неоднородных изображений с использованием модели
с кратными корнями характерестических уравнений
2.6 Имитация многозональных изображений
2.7 Выводы
3. ОБНАРУЖЕНИЕ АНОМАЛИЙ НА МНОГОЗОНАЛЬНЫХ
ИЗОБРАЖЕНИЯХ
3.1 Постановка задачи
3.2 Обнаружение аномалий с известными уровнями на

3.3 Анализ эффективности обнаружения аномалий н	Ia
многомерных случайных полях8	5
3.4 Обнаружение аномалий с неизвестными уровнями н	ıa
многозональных изображениях9	5
3.6 Выводы	2
4. РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ И ОБРАБОТКА РЕАЛЬНОГ	0
СПУТНИКОВОГО МАТЕРИАЛА10	3
4.1 Постановка задачи	4
4.2 Модель наблюдений10	5
4.3 Фильтрация мультипликативных помех, характерных для сканер)a
MODIS	1
4.4 Сегментация многозональных изображений 11	8
4.5 Анализ влияния предварительной обработки многозональны	[X
изображений на качество обнаружения аномалий 12	4
4.6 Описание программного продукта12	7
4.5 Выводы	0
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	2
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 13	5

введение

Актуальность

В последнее время широкое распространение получили системы мультиспектральной (до 10 спектральных диапазонов) И гиперспектральной (до 300 диапазонов) регистрации участков земной поверхности. Однако работ, посвященных решению задач автоматизированной обработки спутниковых снимков, очень мало. этого, обработки Кроме существующие алгоритмы обычных изображений имеют ряд существенных недостатков с точки зрения работы с многозональными изображениями.

Во-первых, известные решения не учитывают тот факт, что снимок из космоса может состоять не только из одиночного изображения, но и естественным образом коррелированных между собой съемок, сделанных в разных спектральных зонах. Во-вторых, основанные на общих принципах обработки изображений, алгоритмы оказываются слишком медленными для решения задач обработки изображений в реальном времени, т.е. в режиме поступления информации. Наконец, кроме всего прочего существующие решения не всегда дают удовлетворительный (качественный) результат, поэтому необходимы новые решения, с использованием, в том числе, комбинирования существующих методов.

Все это обусловливает необходимость разработки новых методов качественного и количественного анализа аэрокосмических наблюдений как единой многомерной совокупности. Для ряда приложений особый интерес представляют задачи обнаружения и оценивания параметров аномалий на многозональных изображениях. Учитывая изложенное, представляется актуальным разработка и исследование быстродействующих алгоритмов обнаружения движущихся и неподвижных изображений объектов в условиях априорной неопределенности координат и относительных уровней яркости объекта на фоне пространственно-неоднородного многозонального изображения.

Актуально также построение алгоритмов предварительной обработки реальных многозональных изображений для минимизации возможных ошибок, связанных с работой синтезируемых обнаружителей.

Цель и задачи исследования

Целью работы является разработка и исследование алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей на многозональных изображениях земной поверхности в условиях априорной неопределенности координат изображения объекта и относительных уровней яркости при наличии случайной помехи.

Для достижения этой цели необходимо решение следующих задач:

- анализ моделей формирования многозональных изображений и методов обнаружения изображений объектов;

- синтез моделей многозональных изображений, учитывающих их неоднородность и изотропию ковариационной функции;

синтез оптимальных и быстродействующих субоптимальных алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей С формой произвольной на фоне однородного многозонального изображения случайной при наличии помехи С известными характеристиками получение характеристик обнаружения И синтезированных алгоритмов в аналитическом виде для разного априорной неопределенности параметров локальной состава неоднородности;

 проведение сравнительного анализа вероятностных характеристик обнаружения известных и синтезированных алгоритмов обнаружения локальной неоднородности на сымитированных и реальных многозональных изображениях;

 синтез процедур предварительной обработки многозональных изображений и анализ влияния их применения на качество обнаружения;

Результаты, выносимые на защиту:

1. Алгоритмы обнаружения локальной неоднородности неоднородностей с произвольной формой и неизвестными координатами и относительными уровнями яркости на каждом из кадров многозонального изображения, на фоне пространственнооднородного многозонального изображения при наличии случайной помехи с известными характеристиками.

2. Аналитические выражения для расчета характеристик обнаружения синтезированных алгоритмов в условиях известных и неизвестных параметров полезного сигнала.

3. Математическое описание многозональных изображений и их последовательностей, основанное на авторегрессионной модели с кратными корнями характеристических уравнений, позволяющие имитировать пространственно-неоднородные квазиизотропные многозональные изображения с произвольными межкадровыми корреляционными характеристиками.

4. Алгоритм сегментации многозонального изображения, учитывающий его межкадровые корреляционные характеристики и позволяющий улучшить качество обработки на 15-30 % в сравнении с известными алгоритмами по количеству верно отнесенных пикселей.

5. Результаты сравнительного анализа известных И синтезированных алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей с произвольной формой, позволяющие сделать вывод о превосходстве найденных решений над известными на 20-80 % по величине порогового сигнала В условиях априорной неопределенности относительно параметров полезного сигнала.

Научная новизна:

 Синтезирован оптимальный алгоритм обнаружения локальных неоднородностей с произвольной (но известной) формой и неизвестными координатами и относительными уровнями яркости на фоне пространственно-однородного многозонального изображения при наличии случайной помехи.

2. Получены аналитические выражения для расчета характеристик обнаружения синтезированных алгоритма.

3. Показано, что (при выполнении определенных условий) разработанные незначительно алгоритмы уступают по эффективности обнаружителям известным С известными параметрами сигнала.

4. Синтезированы модели многозонального изображения, близкие по своим корреляционным свойствам к реальным сигналам и позволяющие описать такие важные свойства спутникового изображения как его изотропность и неоднородность

5. Синтезирован алгоритм сегментации, позволяющий существенно улучшить качество обнаружения на реальном спутниковом материале за счет.

Практическая ценность диссертационной работы заключается в следующем:

1. Проведенные исследования известных и синтезированных процедур обнаружения протяженных аномалий на многозональных изображениях дают разработчиках систем обработки таких изображений конкретные рекомендации по применению тех или иных решений в различных условиях.

2. По результатам анализа синтезированных алгоритмов сформирован представительный каталог сравнительных характеристик эффективности обнаружителей различных И сформулированы рекомендации для минимизации вычислительных затрат при реализации процедур обнаружения.

3. Результаты исследования влияния межкадровых корреляционных связей внутри многозонального изображения на качество обнаружения дают возможность обоснованного уменьшения вычислительных затрат в несколько раз.

4. Результаты исследования влияния отдельных блоков обработки изображения в разработанных алгоритмах на помехоустойчивость указанных алгоритмов позволяют осуществлять варьирование исследованных блоков параметрами с целью минимизации вычислительных затрат при практической реализации алгоритмов обнаружения.

Методы исследований, использованные при решении поставленных задач, основаны на применении аппарата теории вероятностей, математическои статистики и численных методов; используются средства современной информатики и вычислительной техники, включая языки программирования и программные средства работы с графическими изображениями.

Внедрение результатов работы. Основные результаты, полученные в диссертационной работе, использованы при выполнении работ по гранту РФФИ №05-08-33712А

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на:

- Седьмой международной научно-практической конференции «Pattern Recognition and Image Analysis», С. - Петербург, 2004

- Четвертой Всероссийской научно-практической конференции «Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем», Ульяновск, 2004

- VIII Международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение», Москва,2006

- Международной научно-технической конференции «Континуальные алгебраические логики, исчисление и нейроинформатика в науке и технике» Ульяновск, 2006

- 61 научной сессии, посвященной дню радио, Москва, 2006

- ежегодных конференциях профессорско-преподавательского состава Ульяновского государственного технического университета (2005-2007).

Публикации: Основные научные результаты диссертационной работы отражены в 12 публикациях, среди которых 11 статей (2 статьи в журналах, входящих в перечень ВАК).

Структура диссертационной работы: Диссертационная работа написана на русском языке и состоит из введения, четырех глав и заключения. Работа изложена на X1 страницах, содержит X2 рисунка, X3 таблицы и список литературы из X4 наименований.

Основное содержание работы.

Во введении обоснована актуальность работы, сформулированы цели и основные задачи, которые необходимо решить для достижения поставленной цели, показана научная

новизна и практическая ценность работы, перечислены основные результаты, полученные в диссертации и выносимые на защиту.

В первой главе дается краткий обзор существующих методов обнаружения аномалий на изображениях в зависимости от состава априорных данных об обнаруживаемом изображении объекта и условий наблюдения. Также рассмотрены математические модели, которые наиболее часто применяются для описания многозональных изображений, а также ряд известных алгоритмов предварительной обработки спутникового материала. Рассмотрены условия применения этих методов и моделей. Среди них выявлены наиболее близкие к постановке задачи. Показано, что на настоящее время поставленная в данной работе задача не решена.

Bo второй главе построены математические модели многозональных изображений, реализации которых имеют свойства близкие к характеристикам реального спутникового материала. Показано, что авторегрессионные модели с кратными корнями характеристических уравнений обладают квазиизотропными свойствами. Предложена методика моделирования неоднородных многозональных изображений с использованием комбинаций моделей с кратными корнями.

В третьей главе синтезированы алгоритмы обнаружения локальной неоднородности с произвольной, но известной формой на фоне пространственно однородного многозонального изображения в условиях априорной неопределенности координат и относительных уровней яркости на каждом из кадров. Получены аналитические выражения для расчета характеристик обнаружения синтезированных алгоритмов в условиях известных и неизвестных параметров полезного сигнала. Проведен сравнительный анализ известных и синтезированных обнаружителей.

В четвертой главе предложены алгоритмы предварительной обработки реальных многозональных изображений, направленные на повышение качества последующего обнаружения. Получены результаты экспериментального исследования синтезированных алгоритмов обнаружения.

В заключении сформулированы основные научные и практические результаты диссертационной работы.

1. МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

1.1 Постановка задачи

Большое внимание, которое в настоящее время уделяется проблемам цифровой обработки изображений в различных областях народного хозяйства, обусловлено многообразием практических задач, в которых используются либо сами изображения, либо результат их обработки. Необходимость в обработке и анализе изображений возникает при изучении космоса ИЗ природных ресурсов Земли, управлении движущимися объектами, визуализации изображений, распознавании образов, количественной оценке параметров объектов и т.п.

На современном этапе в качестве исходных материалов для мониторинга используются многозональные (или космического многоспектральные) спутниковые снимки. Обработка такого рода материала отличается от обработки обычных изображений, поэтому общеизвестные алгоритмы некоторые для таких снимков или неприменимы или требует значительной модификации. Разработке и модификации исследованию таких алгоритмов или уже существующих и посвящена настоящая работа.

В общий обзор начале настоящее главы дан задач дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) и описаны особенности современной многозональной космической съемки (п. 1.2). В п. 1.3 рассматриваются общие подходы к решению задач, связанных с обработкой изображений. Далее многозональных (п. 1.4)

анализируются основные методы сегментации фильтрации И изображений и возможность применения этих методов для обработки многозональных изображений. В п. 1.5 рассматриваются известные изображений, подходы к имитации заданных В дискретном пространстве-времени. При этом основное внимание уделено авторегрессионным стохастическим моделям, но рассмотрены также волновые и аппликативно-сплайновые модели СП. В п. 1.6. дан аналитический обзор существующим алгоритмам обнаружения аномалий на изображениях.

1.2 Обзор задач ДЗЗ

Дистанционное зондирование природной среды охватывает область человеческой деятельности, задачей которой является исследование природы неинвазивными (без воздействия) методами исследуемого объекта. как на расстоянии ОТ так И В непосредственной близости от него (вплоть до контакта) [93,94]. Примером могут служить аэрогеофизические методы (аэромагнитная съемка). Однако традиционно к данным ДЗ относят только те методы, которые позволяют получить из космоса или с воздуха изображение земной поверхности каких-либо В участках электромагнитного спектра. В узком смысле дистанционное зондирование Земли - это получение информации с использованием аппаратуры, установленной на борту космических аппаратов [94].

Дистанционные методы характеризуются тем, что регистрирующий прибор значительно удален от исследуемого объекта. При таких исследованиях явлений и процессов на земной поверхности расстояния до объектов могут изменяться от сотен до тысяч километров. Это создает максимальный обзор поверхности и позволяет получать максимально генерализованные изображения. При дистанционных исследованиях можно получать информацию об объекте исследования в разных спектральных диапазонах: рентгеновском, ультрафиолетовом, видимом, инфракрасном. Чем меньше длина волны, тем выше точность измерения положения объекта.

Длины волн оптического диапазона меньше длин волн теплового или радиолокационного диапазона. Поэтому оптические наблюдения, фиксируемые на фотопленку или с помощью сканирующих устройств, более информативны и точны.

Различные отражательные свойства исследуемого объекта и состояние окружающей среды влияют на характеристики излучения и фиксируются прибором дистанционного зондирования. Так собираются и накапливаются данные дистанционного зондирования.

Дальнейшая задача обработки заключается в интерпретации имеющихся данных для получения информации о свойствах исследуемых объектов.

Однако сложность и особенность получения ДДЗ определяется значительным влиянием помех на полезный сигнал. Действительно, в отличие, например, от наземной фотограмметрической съемки, где влияние среды и условий съемки практически исключается, при космической съемке аппарат непрерывно перемещается относительно объекта исследований, что приводит к непрерывной смене условий съемки, в частности могут меняться отражающие характеристики объекта исследований. Кроме того, величина помех при космических съемках может на порядки превосходить помехи при наземной съемке.

Не смотря на перечисленные недостатки спутниковые данные обладают рядом существенных преимуществ. Ключевыми из этих преимуществ являются точность и оперативность данных дистанционного зондирования. Поэтому космические снимки служат

наилучшим средством оперативного контроля и мониторинга. В отличие от карт они позволяют оперативно выявлять новые явления и процессы их развития

Среди современных спутниковых систем преобладают системы, предназначенные для многозональной (или многоспектральной) При такой регистрация земной съемки. съемке поверхности осуществляется одновременно В нескольких спектральных лиапазонах. Это позволяет значительно анализировать проще особенно получаемые изображения, с применением методов автоматической обработки данных. Кроме этого многозональное изображение, в силу описанных особенностей получения данных, содержит существенно больший объем информации, нежели обычное цветное или черно-белое изображение.

Ранее широко применялись многозональные системы, которые спектральных 3 Дальнейшим имели 7 каналов. развитием многозональной системы является переход к гиперзональному зондированию, когда число спектральных каналов достигает 200 -1000 при очень высоком спектральном разрешении (от 0.1 – 10 нм) и достаточно хорошим пространственным разрешением (до нескольких Переход от традиционной многозональной метров). съемки К гиперзональной не только увеличивает количество информации, но обеспечивает совершенно новый, уникальный качественный характер данных гиперзональной съемки.

10 Широкое использование методов многозональной (до спектральных диапазонов) и гиперзональной (до 300 диапазонов) регистрации участков земной поверхности, обусловливает необходимость разработки новых методов их качественного И количественного анализа как единой многомерной совокупности экспериментальных изображений. Особый интерес представляет обнаружением спектр задач, связанных С аномалий на

многозональных изображениях. В то же время, несмотря на обилие экспериментального материала, работы, посвященные решению проблем обработки многозональных спутниковых снимков, практически отсутствуют.

1.3 Общие подходы к решению задач, связанных с обработкой многозональных изображений

Задачи оперативного спутникового контроля природных ресурсов, исследования динамики протекания природных процессов и явлений, анализа причин, прогнозирования возможных последствий и выбора способов предупреждения чрезвычайных ситуаций являются на современном этапе неотъемлемым атрибутом методологии сбора информации о состоянии интересующей территории, необходимой для принятия правильных своевременных управленческих решений.

Ha настоящий существует общепринятой момент не классификации научных и сельскохозяйственных задач, при решении которых используется космическая информация [66,67]. В той или иной форме спутниковый материал используется при решениях задач. связанных сельским хозяйством (инвентаризация С сельхозугодий, сельскохозяйственная гидрология, метеорология и др.), контролем глобальных атмосферных изменении (контроль концентрации газов в атмосфере, исследование радиационного баланса атмосферы, наблюдение облачного покрова и др.), поиском полезных ископаемых и энергоносителей (поиск нефти, газа, угля, получения информации, необходимой для создания и эксплуатации гидроэлектростанций и др.), землепользованием (топографическое картографирование, наблюдение за пастбищами и др.), наблюдением прибрежных зон и океанов (изучение океанских ресурсов, выявление источников загрязнения океана, наблюдение за планктоном и др.),

лесным хозяйством (контроль за уничтожением лесов, картографирование лесов, оценка запасов пиломатериалов и др.) и контролем водных ресурсов (мониторинг ледовой обстановки, определение характеристик снежного покрова, мониторинг наводнения).

В общем виде технологическая схема обработки многозональных изображений [93], включающая в себя регистрацию данных, визуальный анализ данных, фильтрацию изображений, классификацию объектов изображения, во многом совпадает с этапами обработки обычных двумерных изображений. Однако есть и немаловажные отличия [4], обуславливающие сложность решения задач, связанных с обработкой многозональных изображений:

Все снимки, как изображения одного и того же участка местности, являются сильно коррелированными, что, даже с чисто психологической точки зрения, может вызвать серьезные проблемы при попытках визуальной селекции наиболее информативных (с точки зрения исследования) участков поверхности;

В соответствии с физическим характером мультиспектральной регистрации, наиболее важные (с точки зрения поставленной задачи) особенности участков анализируемой поверхности могут проявляться лишь на небольшой части совокупности исходных снимков;

Участки изображения, содержащие необходимую информацию, зачастую, являются слабо различимыми (или вообще неразличимыми) при прямом визуальном анализе исходных снимков.

Известные [4,93]к подходы анализу мультиспектральных изображений базируются на методологии псевдоцветового RGB кодирования (но лишь для трех спектральных диапазонов) или вариантов различных использования декоррелирующих преобразований, отображением связанных С многомерных изображений в информационном базисе, образованном главными компонентами корреляционной матрицы всей совокупности многоили гиперзональных изображений [4].

Большое значение для последующей эффективной обработки многозональных изображений имеет предварительная обработка Действительно, улучшая обрабатываемого данных. качество изображения. области выделяя С возможным сигналом, или наоборот, подавляя малоинформативные участки, можно добиться существенного роста качества обработки.

Среди методов предварительной обработки многозональных изображений наиболее широко используются метод главных компонент и метод "наложения" [47,51].

Метод главных компонент (МГК) [46] используется как эффективный инструмент анализа данных. Он позволяет выявить основные закономерности анализируемых изображений, выявляя и подавляя различные помехи. В конечном итоге, объем данных уменьшается, а их информативность увеличивается. Изображения, полученные с помощью МГК, дополняют друг от друга, и обычно легче поддаются интерпретации, чем исходные данные.

Основной идеей МГК является вращение осей спектрального пространства таким образом, чтобы добиться максимальной некоррелированности координат анализируемых точек. Очевидно, что при этом происходит изменение координат каждого пиксела относительно новых осей, т.е. меняются их яркостные значения. которая Продольная секущая, соответствует главной (самой длинной) оси эллипса, называется первой главной компонентой (ПГК) данных.

Направление первой главной компоненты - первый собственный вектор, а ее длина - первое (максимальное) собственное число. Новая ось спектрального пространства определяется этой

первой главной компонентой, а точкам в системе координат, соответствующей этой оси, теперь присваиваются новые координаты.

Первая компонента показывает направление и длину главной оси эллипса. Вдоль нее яркости пикселов будут иметь в среднем наибольший диапазон изменчивости, что облегчает разделение объектов по различным яркостным градациям.

После применения МГК количество каналов, данные которых анализируются, остается прежним, т.к. поворот осей в п-мерном пространстве не понижает его размерности. Однако, несколько первых новых каналов учитывают максимальный разброс данных - в некоторых случаях почти 100, - поэтому данными остальных каналов часто можно пренебречь без потери полезной информации. Таким образом, практически МГК позволяет уменьшить объем данных и понизить количество используемых каналов.

Отдельный анализ различий по второй И последующим компонентам выявить минимальные различия может данных основных составляющих каналов. По этим компонентам, после устранения влияния предыдущих, можно выделить очень тонкие изображения, которые были затенены более детали высоким контрастом в первоначальном изображении. В ряде случаев они могут использоваться, наоборот, для целей фильтрации, исключая характерный ШУМ В данных (например, помехи В данных, полученных со старых или неисправных сканеров).

Обратное преобразование изображения, обработанного МГК, в исходное со снижением уровня шумов после удаления последних главных компонент, содержащих эти шумы, называется инверсией главных компонент. Этот прием используется для более качественного и точного распознавания объектов и их свойств другими цифровыми методами.

Часто возникают ситуации, когда обработке совместной следует подвергать снимки с различным пространственным разрешением. В этом случае можно воспользоваться следующим алгоритмом, реализованным в программном пакете Erdas Imagine. Пусть необходимо объединить несколько снимков различного разрешения для получения изображения, обладающего лучшими характеристиками обоих исходных снимков. Тогда необходимо "наложить" один из каналов изображения с высоким разрешением на канал изображения среднего разрешения, каждый что можно наглядно описать следующей формулой:

E x (1s + 2s + 3s + 4s) = 1es + 2es + 3es + 4es,

где E – один из каналов исходного изображения с высоким разрешением; 1s, 2s, 3s, 4s – каналы исходного изображения со средним разрешением; 1es, 2es, 3es, 4es – получившиеся каналы синтезированного изображения, имеющие высокое пространственное разрешение и цветовую подложку от снимка среднего разрешения.

Особый интерес при обработке многозональных изображений представляют алгоритмы, позволяющие выполнять параллельную обработку многозональных изображений. Действительно, размер многозональных изображений, включающих себя реальных В большое число спектральных диапазонов, составляет, как правило, сотни мегабайт. Это, вкупе со сложными алгоритмами обработки, требующими на свою реализацию больших вычислительных ресурсов, приводит к невозможности автоматизированной обработки спутникового материала в режиме реального времени на обычных Общепринятой вычислительных комплексах. технологией, позволяющей решить описанное затруднение, является выполнение обработки алгоритмов одновременно на разных компьютерах [35,43,44,86]. При этом исходное многозональное изображение подвергается предварительной пространственной и спектральной классификации [2], соответствии результатами В С которой разбивается на отдельные сегменты. Каждый из этих в дальнейшем обрабатывается отдельно сегментов на разных вычислительных комплексах.

В целом можно отметить, что описанные алгоритмы позволяют производить обработку реального спутникового материала с требуемым в большинстве приложений уровнем качества. Однако существует целый задач предварительной обработки ряд спутниковых данных, которые до настоящего времени не имеют удовлетворительного решения. Среди этих задач необходимо отметить сегментации фильтрации задачи И многозональных изображений.

1.4 Сегментация и фильтрация многозональных изображений

Реальные изображения наряду с полезной информацией содержат различные помехи. Помехами являются собственные шумы фотоприемных элементов, зернистость фотоматериалов, шумы Наконец, возможны геометрические каналов СВЯЗИ. искажения, изображение может быть расфокусировано. Поэтому сглаживание поступающих от датчиков зашумленных изображений с целью минимизации искажающего действия шумов на последующих этапах обработки данных является важным этапом обработки изображений изображений является. Метолы сглаживания можно условно разделить на две группы. К первой относятся методы, требующие знания полной априорной информации о статистических свойствах неискаженного изображения и шума. Такие методы, как правило, базируются на основе фильтров Винера и Калмана [21,20,41,39,101]. Ко второй группе относятся локальные операторы, действующие на При обработке зашумленном изображении. каждого элемента

изображения используются только отсчеты в небольшой ее окрестности. При этом за счет потери качества обработки достигается возможность сокращения общего объема вычислений.

Простейшей локальной операцией является усреднение В окрестности точки. При этом яркость элемента заменяется средним взвешенным значением уровней яркости, полученных путем свертки изображения отсчетов В скользящем окне с некоторым прямоугольным шаблоном коэффициентов [6]. весовых Усовершенствованием данного метода является сглаживание со взвешиванием отсчетов по обратному градиенту [107]. В этом случае чем больше разность яркостей текущей и центральной точек, тем меньше вес данного отсчета.

Другая группа локальных операторов основана на полном исключении вклада в усредненное значение тех отсчетов, которые не удовлетворяют некоторому критерию однородности [12]. Например, замена текущего значения усредненным осуществляется при условии, что разность между этими значениями меньше заданной. Типичным примером такого локального оператора может служить сигма-фильтр [76]. К этому же подклассу локальных операторов можно отнести и медианный фильтр [6, 77]. Наиболее эффективна медианная фильтрация при отбраковке импульсных помех. Несомненным достоинством медианного фильтра являются малые вычислительные затраты в связи с отсутствием операций умножения.

К третьей группе локальных операторов можно отнести сглаживание по наиболее неоднородной окрестности центральной точки [56]. В пределах окна выбирается несколько окон меньшего размера и для каждого вычисляется среднее и дисперсия. Элементу присваивается среднее значение из окрестности с минимальной дисперсией. Возможны и другие критерии выбора.

Четвертая группа локальных операторов реализует аппроксимационный подход [102]. Полный кадр разбивается на фрагменты, в пределах которых изображение аппроксимируется полиномом по методу наименьших квадратов.

К пятой группе локальных операторов можно отнести комбинированные методы [15].

Из перечисленных выше локальных процедур только две в достаточной степени пригодны при решении задач фильтрации изображений из смеси с аддитивным шумом: фильтр скользящего среднего и аппроксимация полиномом. Однако, фильтр скользящего качество фильтрации, среднего дает невысокое а хорошая аппроксимация полиномом требует больших вычислительных затрат. Остальные же локальные операторы ориентированы в основном на фильтрацию импульсных помех и мало пригодны, например, для построения прогноза при обнаружении аномалий на изображениях [28].

Несмотря появление специализированных на алгоритмов изображений [60], фильтрации предпринимаются попытки использовать для этой цели винеровские процедуры. Так, в работе [96] был предложен подход, позволяющий производить винеровскую фильтрацию изображений путем рекурсивного пересчета, что повышает скорость обработки по сравнению с «классическим» вариантом фильтра Винера.

Недостатком данного подхода является то, что результаты фильтрации будут близкими к оптимальным лишь при условии, что спектр изображения может быть факторизован на спектр по столбцу и спектр по строке, что является довольно редкой ситуацией.

Одной из первых публикаций решения задач рекуррентного оценивания изображений является [101]. Достоинством фильтра Хабиби является его простота и, как следствие, высокая

вычислительная эффективность. К наиболее существенным недостаткам следует отнести невозможность распространения предлагаемой процедуры на более широкий класс СП, имеющих отличные от множительной корреляционные функции, а также относительно невысокое качество оценки фильтруемого поля вблизи границ наблюдаемых кадров.

Наибольшую популярность в задачах фильтрации случайных последовательностей завоевал, благодаря своей рекуррентности, фильтр Калмана [7]. Однако он имеет практическое значение лишь для кадров небольших размеров, т.к. требует большого количества матричных операций на каждом шаге фильтрации, что с ростом кадров становится практически нереализуемым.

B работе [76] предложен вариант прямого применения алгоритмов Калмана с использованием «скользящего окна». Такой подход основывается на включении в вектор состояния элементов, принадлежащих квадратному или прямоугольному окну. Окно «скользит» по изображению с единичным шагом. Таким образом, при движении вдоль строки каждый элемент изображения в окне 3×3 участвует в оценке 14 своих соседей, а, значит, оценивается на основе информации в 14 соседних точках, несмотря на то, что 9 размер вектора состояния – всего элементов. При этом оцененными наилучшим образом всегда являются элементы x_1 , x_6 и *x*₇ вектора состояния. Следует подчеркнуть, что окно «скользит» по изображению с единичным шагом не только по индексу ^{*i*}, но и по индексу ^{*j*}. Таким образом, получаются три слабо зависимые оценки, которые затем складываются с определенными весами. Слабую зависимость этих оценок удается получить благодаря предложенному Дикшитом нетрадиционному способу развертки изображения «змейкой», вследствие чего оценка каждый раз

производится на основе различных (хотя и пересекающихся наборов данных).

Несомненным достоинством такого способа сканирования изображения является «объемность» вектора состояния, благодаря чему появляется возможность фильтровать не только аддитивный шум, но и учитывать линейные искажения. Естественно, при такой постановке задачи размер окна должен быть достаточно большим, чтобы можно было учесть соответствующие параметры «смаза» или расфокусировки изображения.

Следует отметить, что в рамках такого подхода окно \bar{x}_{ij} не является областью локальных состояний, а выбирается исходя из компромисса между сложностью и эффективностью алгоритма.

В последние годы все большее распространение получают специализированные квазиоптимальные рекуррентные алгоритмы оценивания изображений [1, 81, 84].

В работах [40, 32] показано, что радикального сокращения объема вычислений можно достичь отказом от прямого применения калмановских процедур, как не соответствующих задачам обработки изображений. Установлено, что одной из причин противоречия между требованиями глобальной оптимальности и рекуррентности является использование растровой развертки двумерного поля, т.е. считывание значений $\{z_{ij}\}$ по каждому индексу в одном направлении. С точки зрения синтеза рекуррентных процедур оптимального $\left\{x_{ij}\right\}$ поля такой марковского способ считывания оценивания приводит к необходимости на каждом шаге фильтрации оперировать всеми элементами по крайней мере одной строки. Для построения оптимальных процедур, основанных лишь на оценках «ближайших» соседей очередного элемента, необходимо, чтобы соседние элементы были Наиболее представлены строго оптимальными оценками.

просто этого можно достичь при использовании «треугольной» развертки, т.е. построчного считывания элементов с изменением направления считывания после анализа очередной строки [20]. Особенностью такого способа считывания является постоянное расстояние между любыми двумя элементами при последовательном анализе.

Данный алгоритм оценивания обладает высоким быстродействием [20, 85] при величине максимального проигрыша по дисперсии ошибки порядка 40 %. Однако, заложенные в алгоритме идеи сложно применить для СП размерности больше двух.

Многие нелинейные фильтры, в том числе и медианный, в основном ориентированы на сохранение границ крупномасштабных объектов изображения, а не малоразмерных его деталей. Кроме этого эти фильтры неспособны эффективно подавлять мультипликативный шум. Для фильтрации такого рода применяют робастные нелинейные алгоритмы [44, 49].

робастного Опишем кратко операции фильтра. Фильтр итерационную схему вычислений, использует следующую ИЗ классической нахождения М-оценки. В схемы отличие OT классической оценки, основанной на медиане выборки в качестве начального приближения, оценка в новом фильтре формируется на основе центрального элемента окна с тем, чтобы обеспечить сохранение в изображении мелких деталей.

На текущей итерации из выборки данных формируется набор элементов, наиболее близких по значениям к оценке на предыдущем шаге. Далее по полученной таким образом промежуточной выборке вычисляется значение этой выборки. Затем мелианы ЛЛЯ вычисленное значение медианы используется в качестве предыдущей итераций. Число ближайших следующем оценки на шаге ПО значениям соседей среди элементов выборки *Кz* вычисляется перед

итераций выполнением не при следующих И меняется итерациях. Оно отражает локальную активность данных в окне и присутствие импульсной помехи в центральном его элементе. Таким образом, значение Kz вычисляется для каждого элемента, чтобы корректировать свойства фильтра к локальным характеристикам изображения. Такой фильтр существенно подавляет импульсные шумы при одновременном сохранении мелких деталей на изображении. Кроме того, использование такой итерационной схемы уменьшает число наиболее близких по Kz. значению соседей необходимых для подавления импульсных шумов, а при меньших значениях *Kz* предложенный фильтр лучше сохраняет его мелкие детали. Итерацию следует остановить, когда текущая оценка равна предыдущей. Обычно для этого достаточно трех-четырех шагов.

Рассмотренные алгоритмы позволяют обрабатывать широкие классы изображений, но в тех случаях, когда природа искажений известна, эти алгоритмы существенно проигрывают в эффективности методам другого рода, основанным на знании модели формирования изображения.

Еше важной задачей обработке одной возникающей при сегментация многозонального спутникового материала является изображения. Действительно, представление изображения в виде совокупности однородных областей (т.е. сегментирование) всегда привлекали интерес исследователей. Кроме этого особая актуальность задачи сегментации многозональных космических изображений обуславливается острой необходимостью автоматизированного тематического дешифрирования спутникового материала [3,93,67].

Существуют два общих подхода к решению задачи сегментации изображений, которые базируются на альтернативных методологических концепциях. Первый подход, широко известный и

хорошо освещенный в литературе, основан на «разрывности» свойств точек изображения при переходе от одной области к другой [1]. Этот подход сводит задачу сегментации к задаче выделения границ областей. Второй подход основан на выделении точек изображения, однородных по своим локальным свойствам и объединении их в область, которой позже будет присвоено имя или смысловая метка [1,9].

В целом все методы сегментации изображений можно разделить на следующие четыре основные группы [100].

1. Сегментация на основе визуальной однородности области. Методы этой группы используют критерий однородности для получения связных областей изображения. Здесь можно выделить три подгруппы методов

а) Методы наращивания областей [3,97]. В этой подгруппе методов задается количество базовых однородных областей или множество стартовых точек, затем применяются разные способы присоединения к ним соседних точек. Отличие методов этого класса состоит в наличии стартовых точек или областей, объединение которых не является исходным изображением.

б) Методы расщепления и слияния [78,120]. Методы данной подгруппы начинают обработку с анализа начального разбиения исходного изображения на совокупность произвольных областей и разделяют их на подобласти до тех пор, пока эти подобласти не станут однородными, после чего к этим однородным областям применяют процедуры слияния для получения больших однородных областей.

в) Методы классификации контуров [45]. Методы данной подгруппы выделяют контуры на изображении с применением теории графов. 2.Сегментация на основе выделения краев [111]. Методы этой группы основаны на гипотезе разрывности яркостных свойств изображения при переходе от одной однородной области к другой, т.е. на существовании краев областей. Края принадлежат границам областей, соответствующих результату сегментации. Методы выделения краев делятся на локальные и глобальные.

а) Локальные. Для определения краевой точки локальные методы используют информацию только о соседних точках [3,73]. С этой целью вычисляют ориентированную контрастность изображения в каждой точке.

б) Глобальные. Сегментация цветных изображений описывается с помощью марковских случайных полей [3,115]. В этом методе исходное изображение сглаживают другим изображением и одновременно находят горизонтальные и вертикальные краевые элементы.

3. Сегментация на основе свойств элементов

а) Методы на базе гистограмм [41,43]. Общим для этих методов является построение одной или нескольких гистограмм для заданного цветного изображения, нахождение пиков гистограмм, определение интервалов, содержащих эти пики, и использование этих интервалов для классификации пикселей.

б) Сегментация путем кластеризации значений [41,66]. Алгоритм находит максимумы двумерной гистограммы цветового пространства для определения центров кластеров, образуемых пикселями обрабатываемого изображения. Максимумы определяются путем вычисления разницы между значением совокупной гистограммы и средним значением окружающего окна. Для отнесения пикселя к некому кластеру, вместо анализа цветового расстояния от пикселя до центра кластеров, анализируется расстояние от него до прямой, соединяющей центры двух кластеров.

в) Нечеткая кластеризация в цветовом пространстве [38,100]. Так областей как число сегментации неизвестно, делается предварительная сегментация путем анализа одномерных гистограмм, вычисленных для каждого базового цвета. Этот анализ позволяет надежно обнаружить пики гистограмм и в то же время определяет интервалы вокруг этих пиков. Границы интервалов определяются при обращении в нуль производной второго порядка масштабированной версии каждой гистограммы. лля ττмасштабирование гистограммы определяется сверткой с гауссовской функцией, которая имеет нулевое среднее и стандартное отклонение τ.

4.Сегментация на основе физических свойств изображения [38,39,72]. Особенностью методов этой группы является ориентация на выделение области, соответствующей изображению реального физического объекта. Это является трудной задачей, поскольку измерения изображения, соответствующие отдельной области, могут иметь значительное изменение вследствие таких эффектов, как отражение, текстура поверхности, погрешности устройств регистрации, неоднородная освещенность и др.

Для исследования качества обработки тех или иных алгоритмов сегментации обычно применяют два подхода [39, 70]. Оба этих подхода основаны на предварительной генерации неоднородного изображения и последующей его сегментации. Первый подход, рассматривающий ошибку определения объекта, может применяться для «простых» изображений (изображение, содержащее объекты менее чем трех типов геометрических форм). Ошибка сегментации определяется следующим образом:

$$E = \sum_{i} \sum_{j} |X(i,j) - Y(i,j)|$$

где X(i, j) отсчеты симитированного изображения; Y(i, j) результаты сегментации. Второй подход, применяемый для «сложных» изображений, состоит в построении функции качества сегментации [112]:

$$Y = \sqrt{M} \sum_{i=1}^{M} \frac{e_i^2}{A}$$

где *М* число областей на сегментированном изображении; *A_i* - число точек в *i*-ой области; *e_i* - евклидово расстояние между яркостями исходного и сегментированного изображения в *i*-й области.

Таким образом, описанные алгоритмы позволяют обрабатывать широкие классы цветных и полутоновых изображений, однако для эффективной обработки многозональных снимков, в силу их многомерности, они малопригодны. Поэтому в реальных системах обработки спутниковых данных эти методы применяют только к одному из кадров многозонального изображения, что приводит к потере значительной части информации, содержащейся в остальных кадрах.

1.5 Моделирование многозональных изображений

Большинство существующих алгоритмов основаны на общих представлениях об изображениях, составляющих многозональный снимок, и не учитывают характер взаимодействия составляющих его изображений. В настоящее время не существует универсального способа формирования СП с произвольными вероятностными характеристиками. Кроме того, отсутствует достаточно полное решение проблемы описания реальных изображений. Поэтому известные модели СП соответствуют реальным изображениям лишь числу параметров ПО ограниченному (форма корреляционной функции, распределение амплитуд и т.п.). Рассмотрим ряд известных моделей СП, которые могут быть использованы для приближенного описания многозональных изображений при синтезе различных процедур обработки.

Многозональное изображение обычно описывается случайным [20,22,25,24,30,38,39,66,117], заданным полем на многомерных сетках. При этом для многозонального изображения может быть использована тензорная модель, описываемая тензорными разностными стохастическими уравнениями. Показано [20,22], что многомерного СП такое представление сопряжено co значительными вычислительными трудностями. Поэтому во многих удобно каузальное случаях использовать представление многомерных изображений.

Наиболее изученными в классе каузальных моделей являются авторегрессионные модели СП (АР-модели) [20, 39, 40,62]. Это объясняется тем, что на основе АР уравнений был разработан математический аппарат для моделирования случайных последовательностей. Класс авторегрессионных моделей СП порождается линейными стохастическими разностными уравнениями следующего вида [20,33]:

$$x_{\bar{i}} = \sum_{\bar{j} \in D} \alpha_{\bar{j}} x_{\bar{i}-\bar{j}} + \beta \xi_{\bar{i}}, \ \bar{i} \in \Omega$$

где $X = \{x_{\bar{i}}, \bar{i} \in \Omega\}$ – моделируемое СП, определенное на N-мерной сетке $\Omega = \{\bar{i} = (i_1, i_2, \dots, i_N): \{i_k = \overline{1 \dots M_k}\}, k = \overline{1 \dots N}\}; \{\alpha_{\bar{j}}, \beta, \bar{j} \in D\}$ – коэффициенты модели; $\Xi = \{\xi_{\bar{i}}, \bar{i} \in \Omega\}$ – порождающее белое СП; $D \subset \Omega$ – каузальная область локальных состояний.

Наиболее часто в качестве порождающего поля Ξ выбирают нормально распределенное СП с независимыми компонентами. В этом случае СП X также имеет гауссовское распределение.

Оценка параметров авторегрессионной модели не представляет собой сложной задачи [22]. Кроме этого модель хорошо исследована и описана. Однако у таких моделей есть позволяющие существенные недостатки, не В полной мере использовать ее в качестве модели многозонального изображения. Среди этих недостатков нужно отметить однородность И стационарность порождаемого случайного поля, в то время как реальные изображения отличает существенная неоднородность и нестационарность.. Поэтому для адекватного моделирования В необходимо либо рамках авторегрессии расширить область локальных состояний, что ведет К значительному росту вычислительных затрат при моделировании СП, либо отказаться от авторегрессионной модели [20,21].

Другой подход предполагает использование моделей с кратными корнями характеристических уравнений [22,81]. Эти модели основаны на возможности расширения на многомерный случай аторегрессий второго и более высоких порядков. Например, для процесса AP второго порядка

$$x_i = 2\rho x_{i-1} + \rho^2 x_{i-2} + \xi_i$$

может быть получена соответствующая восьмиточечная модель двумерного СП:

$$\begin{aligned} x_{ij} &= 2\rho_y x_{i-1,j} + 2\rho_x x_{i,j-1} - 4\rho_y \rho_x x_{i-1,j-1} - \\ &- \rho_y^2 x_{i-2,j} - \rho_x^2 x_{i,j-2} + 2\rho_y^2 \rho_x x_{i-2,j-1} + \\ &+ 2\rho_x^2 \rho_y x_{i-1,j-2} - \rho_y^2 \rho_x^2 x_{i-2,j-2} + b\xi_{ij} \end{aligned}$$

Можно показать [117], что КФ данной модели значительно отличается от КФ обычной авторегрессионной модели и принимает следующий вид:

$$R(r_{y}, r_{x}) = \sigma_{x}^{2} \left(1 + \frac{1 - \rho_{y}^{2}}{1 + \rho_{y}^{2}} |r_{y}|\right) \left(1 + \frac{1 - \rho_{x}^{2}}{1 + \rho_{x}^{2}} |r_{x}|\right) \rho_{y}^{|r_{y}|} \rho_{x}^{|r_{x}|}$$

где σ_x^2 – дисперсия поля X, ρ_y , ρ_x – параметры модели. Анализ показывает [22], что сечения высоких уровней КФ близки к эллипсоидам. Таким образом, за счет использования моделей с кратными корнями появляется возможность использования простых методов формирования близких к реальным изображениям реализаций СП с квазиизотропными свойствами.

Другим вариантом перехода к изотропной модели может быть поиск в отличном от авторегрессионых моделей классе. Таким классом могут быть, например, волновые модели [20]. Для волновых моделей СП формируется следующим образом:

$$S(x,t) = \sum_{\{i:\tau \leq t\}} f(x,t; u_i, \tau_i; \overline{\varpi}_i),$$

где $x = (x_1, x_2, ..., x_n), u = (u_{i_1}, u_{i_2}, ..., u_{i_n}) - точки$ *n* $-мерного пространства; <math>t, \tau_i$ время; $\{(u_i, \tau_i)\}$ – дискретное поле случайных точек (ПСТ); $\overline{\varpi}_i$ –вектор случайных параметров.

Такие СП можно трактовать как результат суммарного воздействия случайных возмущений (волн) $f(x,t; u_i, \tau_i; \overline{\varpi}_i)$, возникающих в случайных местах u_i в случайные моменты времени τ_i и изменяющихся по некоторому закону во времени и в пространстве. Выбор способа формирования волн f, параметров ПСТ и $\overline{\varpi}_i$ позволяет получить широкий спектр типов СП, например пуассоновские поля, модель взвешенных сумм, модели случайных блужданий. К недостаткам данной модели можно отнести излишнюю гладкость получаемых полей, что значительно сужает круг возможных применений. Кроме того, для формирования такого поля требуются существенные вычислительные затраты. Наконец, в настоящее время не решен и представляется весьма сложным вопрос об аналитическом представлении законов распределения вероятностей волновых моделей.

неоднородные Моделью, позволяющую формировать изображения, может служить аппликативно-сплайновая модель [46]. изображения При синтез неоднородного заключается в ЭТОМ случайному закону плоскости изображения разбиении ΠО на кластеры. В пределах каждого из кластеров предполагается модели. После заполнения (аппликации) однородность этих кластеров выборочными фрагментами СП, синтезируемых на основе различных однородных моделей, полученное изображение будет обладать существенно неоднородной структурой. Для заполнения однородных фрагментов используется процедура сплайновой интерполяции эквидистантной сетки отсчетов, распределенных по нормальному закону.

Для описания и обработки изображений, в том числе и многозональных, применяются гиббсовские модели, позволяющие описывать марковские поля произвольной размерности, учитывая механизмы их взаимодействия, в том числе нелинейные, нестационарные и некаузальные [32,39].

Для построения гиббсовской модели двумерного СП $X = \{X_{ij} : (i, j) \in L\}$, заданного на решётке $L = \{(i, j) : 0 \le i < N_1, 0 \le j < N_2\}$, необходимо определить на множестве L отношение соседства, причем соседними могут быть объявлены произвольные точки решётки. Множество $c \subseteq L$ попарно соседних точек называется

кликой. Каждой клике $c \in O$ из множества клик O сопоставляется функция $V_c(X)$, называемая потенциалом клики и зависящая только от значений поля в точках клики с. Распределение Гиббса поля X имеет вид

$$P(X = x) = Z_x^{-1} \exp\{-\sum_{c \in O} V_c(x)\}$$

где Zx — нормирующая константа, x — реализация поля X.

обработки гиббсовских полей применяется Для метод стохастической релаксации. Процедура стохастической релаксации порождает эргодическую марковскую цепь [39] И после стационаризации служит генератором реализаций СП с заданным Гиббса. распределением Аналогичная процедура может использоваться для обработки (фильтрации, восстановления и т.п.). При этом генерируются реализации, подчиняющиеся распределению CП, апостериорному которое должно иметь гиббсовскую форму, а решение принимается на основе получаемых реализаций в соответствии с выбранным критерием оптимальности, например, критерием максимума апостериорной вероятности.

Итерационный характер алгоритмов стохастической релаксации, применяемых для генерирования и обработки СП на основе гиббсовских моделей, перестает быть препятствием к их применению благодаря развитию средств цифровой обработки сигналов с учетом высокой степени параллелизма алгоритмов.

[13] моделирование многоспектральных В работе пространственно-неоднородных динамических полей яркости осуществляется на основании использования методов синтеза случайных текстур. В качестве базовой математической модели для генерации реализаций двумерных стохастических текстур используется метод фазового спектра. При этом используются [13] реализации двумерной пространственной спектральной модели,
обобщающей результаты обработки изображений полей яркости природных образований, полученных в аэрокосмических экспериментах для разных условий наблюдения. Они строятся с учетом особенностей метода синтеза и состава входных данных, которыми оперирует пользователь при синтезе изображений.

В общем случае спектральную плотность мощности можно представить в виде

$$G(v_{x}, v_{y}) = \begin{cases} v^{-p}, ecnu & f(v_{x}, v_{y}) \le 0\\ Qv^{-q}, ecnu & f(v_{x}, v_{y}) > 0 \end{cases}$$

где $f(v_x, v_y)$ - функция формы ПС; р и q- параметры наклона; Q - некторый коэффициент.

Такой подход позволяет имитировать многозональные изображения, близкие по своим свойствам к реальным. Однако сложность описанной процедуры синтеза многозональных изображений определяет значительные трудности при решении задач аналитического представления законов распределения вероятностей такой модели.

ряде работ [46,47] предлагается использовать B модель спутниковых изображений, основанную на использовании систем дифференциальных стохастических уравнений В качестве компактного способа кодирования статистических свойств объектов Ha наблюдаемой сцены. основе введенной модели строятся алгоритмы определения границ объектов, идентификации типа их текстуры, выделения облачности и объектов графической сети на многозональных космических снимках.

Анализ представленных моделей показывает, что в классе удобнее СП однородных моделей BO многих случаях всего использовать авторегрессионные модели CG. Более сложные модели В исследования эффективности применяются основном ДЛЯ разработанных алгоритмов при отклонении параметров входных данных от свойств предполагаемой модели или для решения узкой задачи.

1.6.Обнаружение аномалий на многозональных изображениях

Одной из актуальных задач по обработке многозональных изображений является обнаружение на них различных аномалий. При этом сложность задачи обнаружения существенно возрастает по сравнению с двумерным случаем в связи с ростом размерности анализируемых данных. Модель наблюдений, которая используется в алгоритмах обнаружения [19,20,28,67,72], известных обычно представляет собой аддитивную смесь полезного сигнала и белого шума. Это значительно упрощает решение задачи обнаружения, но область применения такого решения. сужает Сам алгоритм обнаружения обычно проводится в два этапа [19,20,26,33,50,68-72]. На первом проводится компенсация коррелированной составляющей фона, на втором - обнаружение сигнала на фоне некоррелированных помех.

Операция компенсации коррелированного фона представляет собой вычитание из наблюдаемого отсчета информационного поля *Я*(*n*,*m*), вычисленного X(n,m)прогноза на основе соседних $\mathbf{X}(n,m)$ наблюдений. Прогноз вычисляется обычно на основе линейного алгоритма предсказания [39]:

$$\widehat{\mathcal{K}}(n,m) = \sum_{l,k \in M} a(l,k) x(n-l,m-k)$$

где М область предсказания; a(l,k)- весовые коэффициенты. Критерием оптимизации весовых коэффициентов a(l,k) обычно принимают минимум дисперсии ошибки прогноза. В некоторых задачах могут быть определены модели и вероятностные характеристики изображений [51]. Тогда, зная соответствующие условные плотности распределения наблюдений $W(Z,H_0)_{\rm U}$ $W(Z,H_1)$, где H_0 и H_1 - соответственно гипотезы об отсутствии или присутствии аномалии в анализируемой области, для решения задачи обнаружения сигнала можно воспользоваться сравнением с пороговым уровнем Λ_0 :

$$\Lambda = \frac{W(Z, H_1)}{W(Z, H_0)} = \begin{cases} \geq \Lambda_0, & \text{есть сигнал,} \\ <\Lambda_0, & \text{нет сигнала.} \end{cases}$$

В работе [20] показано, что при аппроксимации условных плотностей распределения гауссовскими сравнение с пороговым значением принимает вид:

$$\Lambda = \sum_{i,j\in G} s_j V_{i,j}^{-1}(z_j - \mathbf{f}_{jj}) = \begin{cases} \geq \Lambda_0, & \text{есть сигнал}, \\ < \Lambda_0, & \text{нет сигнала}, \end{cases}$$

где $V_{i,j}$ ковариационная матрица наблюдений, s_j - уровень сигнала, z_j наблюдения в точке j, \pounds_{j} - прогноз в эту точку. Преимуществом такого подхода является существенное снижение вычислительных затрат, необходимых на реализацию алгоритма.

Для упрощения вывода решающего правила на основании отношения правдоподобия, иногда [9] для проверки гипотез H_0 и H_1 записывается решающее правило отношения правдоподобия с учетом независимости наблюдений.

$$L(r,\mu_{1}) = \frac{\prod_{l=1}^{r-1} f_{0}[\xi_{l}(u,v)] \cdot \prod_{l=r}^{n} f_{1}[\xi_{l}(u,v)]}{\prod_{l=1}^{n} f_{0}[\xi_{l}(u,v)]} = \prod_{l=r}^{n} \frac{f_{1}[\xi_{l}(u,v)]}{f_{0}[\xi_{l}(u,v)]} =$$

$$=\prod_{l=r}^{n}\frac{\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^{2}}\iint\left(\overset{\circ}{\xi}_{l}(u,v)-\mathbf{y}_{l}^{*T}\boldsymbol{\varphi}(u,v)\right)^{2}dudv\right\}\sum_{j=r,j\neq l}^{n}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^{2}}(\mathbf{y}_{l}^{*}-\widetilde{\mathbf{y}}_{j})^{T}(\mathbf{y}_{l}^{*}-\widetilde{\mathbf{y}}_{j})\right\}}{\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^{2}}\iint\left(\overset{\circ}{\xi}_{l}(u,v)-\mathbf{x}_{l}^{*T}\boldsymbol{\varphi}(u,v)\right)^{2}dudv\right\}\sum_{j=r,j\neq l}^{n}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^{2}}(\mathbf{x}_{l}^{*}-\widetilde{\mathbf{x}}_{j})^{T}(\mathbf{x}_{l}^{*}-\widetilde{\mathbf{x}}_{j})\right\}}\overset{H_{1}}{\overset{\circ}{H_{1}}}$$

 $\xi_1(u,v),...,\xi_r(u,v)$ - квазистационарная выборка, центрирование гле производится относительно соответствующих мат. ожиданий, а коэффициенты разложения (их оценки максимального Уи х правдоподобия) подсчитываются относительно $\varphi(u,v), \phi(u,v)$. B pafore соответствующих базисов Карунена-Лоэва рассматривается результат [8] упрощения этого отношения, основанный на том, что в модели изображения изменяется при наличии сигнала лишь математическое ожидание, а коррелированные связи процесса остаются те же и описываются набором базисных функций. Другое упрощение связано с тем, что усреднение в функционала осуществляется выражении плотности для С использованием несобственного распределения, заданного в виде расширяющемся носителе Тогда логарифм константы на A. отношения правдоподобия имеет вид:

$$\begin{split} \mathbf{\Lambda}_{n}(r,\mu_{1}) &= \sum_{l=r}^{n} \frac{1}{2\sigma^{2}} \Biggl\{ \iint_{\mathbf{u}^{2}} \Bigl\{ \xi_{l}(u,v) - \mu_{0}(u,v) - \mathbf{x}_{l}^{*^{T}} \boldsymbol{\phi}(u,v) \Bigr\}^{2} du dv - \\ &- \iint_{\mathbf{u}^{2}} \Bigl\{ \xi_{l}(u,v) - \mu_{1}(u,v) - \mathbf{x}_{l}^{*^{T}} \boldsymbol{\phi}(u,v) \Bigr\}^{2} du dv \Biggr\} = \end{split}$$

 H_1

где $\mu_1(u,v) \cong \frac{1}{n-r+1} \sum_{l=r}^n \xi_l(u,v)$

В работе [8] предлагается брать в качестве вероятностной модели последовательности наблюдений для построения решающего обнаружения параметризацию Джонсона. Достоинство правила данного подхода заключается в том, что несложное обобщение представления через ортонормированный базис Карунена-Лоэва позволяет строить линейные модели для векторных изображений с компонентами, полученными В нескольких спектральных диапазонах. К недостаткам можно отнести значительные упрощения при выводе алгоритма обнаружения. Эти упрощения значительно сужают область применения алгоритма и не позволяют использовать его при решения значительного числа реальных задач спутникового мониторинга.

В некоторых работах [50,68,71,77,110] предлагается повысить эффективность решения задачи обнаружения малоразмерных объектов за счет использования не одного кадра, а целой последовательности. Идея алгоритма для обнаружения неподвижных объектов состоит в вычислении разности между обрабатываемыми кадрами. Обнаружение аномалий происходит на основе этой разности. Сам алгоритм состоит из 5 этапов [50,110]:

1. Согласованная фильтрация текущего кадра по строкам (на основе метода оптимального линейного прогноза). При этом согласованный фильтр *F* при одномерной фильтрации имеет форму

объекта, рассчитывается заранее и храниться в «памяти». Фильтрация производится согласно выражению:

$$\widetilde{T}_{ij} = \sum_{l=-k}^{+k} T_{ij+1}^* F_l$$

где k = 5 - 7; $F^T F = 1$; T^* и \tilde{T} - обрабатываемое и получаемое изображения.

2. Поиск локальных экстремумов по строке, их сжатие до точки, объединение локальных экстремумов в разных точках. \widetilde{T}_{ij} - локальный экстремум, если $\widetilde{T}_{ij} \ge \widetilde{T}_{ij-l}$ при l = -k, +k.

3. Определение порога по гистограмме выделенных экстремумов и формирование списка отметок

4. По заданному уровню ошибки второго рода в полученной гистограмме выбирается порог и формируется конечный набор отметок

5. Найденные отметки поступают на дальнейшую обработку алгоритмом траекторной селекции, подавляющего ложные отметки.

Алгоритм, обнаруживающий подвижные малоразмерные объекты, включает в себя описанный алгоритм и представляет собой следующую последовательность действий:

1. В процессе обработки участвуют два кадра последовательности: текущий и предыдущий. Для устранения смещения между ними производится целочисленная привязка двух изображений

2. Исключение фоновой составляющей методом оптимального линейного прогноза.

3. Далее проводится межкадровая фильтрация с получением межкадровой разницы.

4. Выделение отметок алгоритмом для обнаружения неподвижных объектов, но с модифицированным фильтром.

В работе [110] авторы развивают описанную идею, модифицируя алгоритм так, чтобы в процессе его выполнения учитывались рельеф Земли, местоположение и угол наклона спутника. К очевидным преимуществам данного алгоритма относятся высокая адекватность реальным изображениям И, как следствие, хорошие экспериментальные результаты. Минусы алгоритма заключаются в Особенно трудностях его реализации. это касается обработки многомерных изображений.

Недостатком линейного алгоритма является необходимость априорного знания корреляционных свойств поля X(n,m), так что если фон изображения нестационарен, то ковариационная матрица СП должна оцениваться для каждого элемента отдельно, что потребует весьма существенных аппаратурных затрат.

проблемой Важной является обнаружение И локализация объектов на малоразмерных существенно неоднородном фоне. Действительно, обычно фон реальных изображений, например спутниковых снимков, отличает от смоделированных изображений неоднородность. Авторы [3] предлагают существенная первым этапом производить сегментацию изображения. Вторым этапом предлагается производить выравнивание неоднородного фона, путем поочередного заполнения всех сегментированных областей значением яркости, равным среднему значению яркости в текущей зоне. Третьим этапом является обнаружение объектов на таком псевдооднородном фоне.

Значительным недостатком такого подхода является выполнение перед алгоритмами обнаружения процедур сегментации, реализация которых сама по себе представляют сложную задачу.

В некоторых работах [79,80,87] предлагаются локальные алгоритмы обнаружения на многомерных изображениях, основанные на оценках градиента поля изображения, и не локальные, в которых решение принимается по всем (или почти всем) точкам исследуемого фрагмента изображения. К их числу принадлежат подходы, основанные, например, на применении преобразования Хока [63,75]. Существенным недостатком таких алгоритмов является необходимость угадывания критического уровня для принятия решения.

Другим направлением учета, неоднородности фона является применение адаптивных алгоритмов компенсации коррелированных помех [24,55]. Адаптивная псевдоградиентная компенсация фона [24] основана на вычитании из очередного отсчета Z_j значения его прогноза ${}^{{\mathcal D}_{j}}$, по некоторому вектору наблюдений \overline{Z}_{j} , не содержащему Z_j . Обычно [37] прогноз ищется в виде некоторой функции $\mathcal{E}_{j} = f(\overline{Z}_{j}, \overline{\alpha}_{j})$, где $\overline{\alpha}_{j}$ оптимизируемый вектор параметров (например в смысле минимума дисперсии ошибки прогноза). При этом очередное приближение вектора параметров $\overline{\alpha}_{j}$ получается из $\overline{\alpha}_{_{j-1}}$ увеличением или уменьшением каждой его компоненты на $^{\lambda_j}$ в зависимости совпадения или несовпаления знака ошибки 0Т текущем соответствующей компенсации на шаге co знаком компоненты вектора производных оценки

$$\overline{\alpha}_{j} = \overline{\alpha}_{j-1} - \lambda_{j}(sign\varepsilon_{j}(\overline{\alpha}_{j-1}))sign\frac{\partial \varepsilon_{j-1}(z_{j-1},\overline{\alpha}_{j-1})}{\delta\overline{\alpha}_{j-1}}$$

Если существует оптимальное значение $\overline{\alpha}_{j}^{*}$, то величины λ_{j} бесконечно убывают. Таким образом, в данном алгоритме адаптация производится на каждом шаге, Существуют подходы [55], когда решение о необходимости перестройки принимается только по достижении величины ошибки определенного порогового уровня. Такой подход позволяет повысить быстродействие системы, но качество обработки в целом снижается.

Из линейный перечисленных выше подходов только алгоритм предсказания дает строго оптимальный прогноз. Адаптивные же алгоритмы компенсации неизбежно проигрывают по условии стационарности фона. Это качеству прогноза при объясняется самой структурой адаптивных алгоритмов, когда при прогнозировании учитываются не вероятностные характеристики СП, а текущие наблюдения.

B ряде работ [23,118] предлагается также предварять непосредственное применение алгоритмов обнаружения «выбеливанием» многомерного изображения. Это позволяет достаточно просто решать как задачи обнаружения аномалий с неизвестными параметрами положения, так и более сложные проблемы многоальтернативного обнаружения нескольких видов сигналов.

Для уменьшения объема анализируемой в задаче обнаружения информации можно воспользоваться методами выделения фона, описанными, например, в работе [63]. Обычно для задач выделения фона для улучшения качества обработки, объектом исследования выбирается не отдельное изображение, а целая последовательность. Сам фона алгоритм выделения тогда состоит ИЗ ДВУХ последовательных этапов: Сначала строятся оценки яркости пикселей и первых двух производных по времени с помощью калмановской фильтрации. Затем к областям, соответствующим фону, применяется пороговая обработка и производится удаление влияния пороговых шумов.

Известно, что при составлении яркостно - геометрических моделей объектов и разработке робастных алгоритмов их выделения, важнейшую роль играет иерархический анализ "первичных" особенностей изображений – так называемых характерных черт. Они могут быть использованы для обнаружения объектов в большом числе методов, например, при иерархической корреляционной обработке, сопоставлении изображений, или в качестве "событий" или "свидетельств" в различных методах голосования. Ввиду высокой значимости "характерных черт" (ХЧ) для разработки алгоритмического обеспечения задач обнаружения и выделения объектов, в данной работе были проведены исследования свойств различных типов ХЧ на типичных сюжетах – авиационных снимках местности.

[45,47,74] B работ строится ряде И рассматривается классификация характерных черт (XY), которые могут присутствовать на изображениях. ХЧ могут быть, например точки (углы, соединения линий, точки высокой кривизны градиента яркости, центр тяжести области, концы линий, точки экстремальных значений признаков), линии (прямые или криволинейные структуры, области областей), (сегментированные области, границы специфические формы) и т.д. В работе [45] предложен ряд основных критериев, на основании которых должен основываться выбор конкретных ХЧ И атрибутов ИХ для построения алгоритмов обнаружения.

При работе с реальными изображениями эти критерии являются противоречивыми. Поэтому конкретный выбор ХЧ и их атрибутов зависит от доступной вычислительной мощности и от минимальной требуемой робастности описания ХЧ. В работе проанализировано качество различных свойств характерных черт, исследованы различные алгоритмы их выделения, приведены соответствующие рекомендации по выбору ХЧ, в частности, для использования в условиях высокой изменчивости входных цифровых полей.

В последнее время в некоторых работах [1,17,66], предлагается для обработки многомерных данных и поиска на них аномалий

воспользоваться аппаратом теории нечетких множеств и генетическими алгоритмами.

Нечеткое множество \tilde{A} , заданное на универсальном множестве X, определяется как множество пар $\widetilde{A} = \{x_i, \mu_{\widetilde{A}}(x_i)\}_{i=1,n},$ где $x_i \in X$, $\mu_{\tilde{A}}(x_i) \in [0,1]$ - степень универсального множества его элемент принадлежности нечеткому множеству \widetilde{A} . Функцию $\mu_{\widetilde{A}}(x_i)$ называют Â. функцией принадлежности нечеткого множества Для использования теории нечетких множеств необходимо преобразовать многомерные изображения в нечеткую область с помощью функций принадлежности. К полученному фаззифицированному изображению можно применять весь набор известных нечетких алгоритмов, в том числе и для решения задач обнаружения. Идея генетических алгоритмов состоит в автоматизированном построении близких к оптимальным процедур идентификации и обнаружения объекта на изображении по его эталонному изображению с использованием изображений обучающей выборки. Описанные в работах процедуры обнаружения и идентификации легко обобщаются на многомерный случай, характерный для многозональных изображений.

Можно отметить также, что в настоящее время начинают [16], предназначенные появляться алгоритмы для поддержки модельно-ориентированной методологии разработки обеспечения алгоритмического И программного задачах В обнаружения и идентификации объектов на цифровых изображениях. Такая система по входному структурному описанию объекта поиска осуществляет автоматическое построение процедур его обнаружения, которые реализуют алгоритмы заданных типов. В качестве базовых типов алгоритмов в работе были реализованы алгоритмы для обнаружения объектов, заданных следующими иерархическими нерекурсивными структурномоделями:

47

вероятностными моделями и рекурсивными структурновероятностными моделями. Такой подход позволяет адаптировать алгоритм к изображению, существенно улучшая качество его работы.

Иногда, при решении задач обнаружения, используют выделение объектов по яркостному порогу [47,70,72,76,77]. Этот метод используется в ситуациях, когда известен приблизительный разброс яркостей выделяемого объекта в том или ином канале рассматриваемого изображения. Этот разброс можно получить, используя гистограмму и ход спектральных кривых объекта, полученных по тестовым точкам. В таком случае пользователь задает приблизительные значения (пороги), в пределах которых может колебаться яркость выделяемого объекта, и выделить его с необходимой степенью точности.

Во многих задачах требуется не только обнаружить объект на изображении, но и оценить параметры его движения. Решение этой [38,74,76] задачи основывается сравнение нескольких на изображений рассматриваемой сцены, относящихся к различным моментам времени. При этом необходимо, чтобы, была произведена взаимная геометрическая привязка сравниваемых изображений, а также обеспечено соответствие яркостных характеристик изображений.

1.7 Выводы

1. Широкое распространение многозональной спутниковой съемки требует разработки новых эффективных алгоритмов, основанных на знании модели наблюдения и специфики космической съемки.

2. Анализ различных широко применяемых в приложениях моделей случайных полей (авторегрессионных, волновых и др.) показал, что для представления последовательностей многомерных кадров наиболее предпочтительными по вычислительным затратам является класс моделей пространственной авторегрессии.

3. Анализ известных авторегрессионных моделей позволил сделать вывод о наличии у них двух главных недостатков. Первый заключается в значительной анизотропии порождаемых СП при малых областях локальных состояний. Второй недостаток связан с решения отсутствием задачи построения таких моделей ПО корреляционной виду заданному функции. Наименее ЯВНО отмеченные недостатки проявлены у авторегрессионных моделей с кратными корнями характеристических уравнений.

4. В силу специфических особенностей многозональных спутниковых изображений известные алгоритмы фильтрации и сегментации являются малопригодными для эффективной обработки такого материала.

5. Практическое применение известных методов обнаружения аномалий для обработки многозональных изображений ограничено необходимостью априорного знания параметров полезного сигнала. В частности, до настоящего времени не получила своего решения задача обнаружения аномалий с неизвестными относительными уровнями на разных кадрах многозональных изображений.

6. В настоящее время практически отсутствуют аналитические оценки характеристик обнаружения аномалий при известных и неизвестных параметрах сигнала.

Таким образом, анализ литературы по исследуемой теме показывает, что в настоящее время отсутствует общее решение целого ряда актуальных задач, связанных с оцениванием

49

многозональных изображений и поиском на них аномалий, различной формы. Это позволяет сделать вывод об актуальности сформулированной в настоящей работе цели и задач.

2. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

2.1 Постановка задачи

Случайные поля (СП) являются хорошими математическими моделями реальных сигналов и помех в разнообразных приложениях, таких как системы технического зрения, спутниковые системы дистанционного исследования Земли и др. Разработка моделей реальных данных не только дает возможность лучше понять их природу, но и позволяет синтезировать оптимальные алгоритмы обработки наблюдений. Несмотря на большое число публикаций, посвященных проблемам представления и обработки СП, решение задач представления и статистического анализа многомерных СП далеко от своего завершения. Применение хорошо изученных методов теории случайных процессов при переходе ко многим измерениям зачастую приводит к трудно реализуемым процедурам. СΠ Одним ИЗ перспективных классов с точки зрения вычислительных затрат являются многомерные авторегрессионные модели [20,22,41,86].

Целью данной главы является построение модели отдельного многозонального изображения, последовательности динамически формирующихся многозональных изображений, исследование CП. основанных моделей на использовании авторегрессий С кратными корнями характеристических уравнений, идентификации параметров этой модели на основе реальных данных и решение задачи имитации неоднородных космических изображений.

2.2 Моделирование последовательности кадров многозональных ищображений

Отметим, прежде всего, некоторые особенности, характерные для многозональных изображений, получаемых со спутника.



Рис. 2.1 Условная схема, описывающая изменяющееся во времени многозональное изображение

нескольких спектральных зонах [93].

2. Кадры делаются в различные моменты времени, поэтому время в данной модели дискретно.

3. При съемке каждое изображение состоит собственно из изображения участка местности и различных помех (облаков, искажений, вызванных несовершенством оптики, и т.д.).

Все это позволяет применить для описания последовательностей многозональных изображений модели в виде многомерных (четырехмерных) СП [22,33].

На рис. 2.1 представлена схема, на которой условно показаны кадры многозонального изображения.

Определим исследуемые кадры как изменяющееся В дискретном времени СП, заданное на многомерной сетке [33], т.е. на $J_t = \{ \bar{j} = (j_1, j_2, j_3); j_l = 1, M_l, l = 1, 2, 3 \}$ где j_1, j_2 можно считать пространственными координатами, а ^{*j*} номером спектральной зоны. При этом элементами СП являются скалярные величины (яркости изображения в данной точке). Таким образом, последовательность изменяющихся кадров исследуемого изображения можно рассматривать как СП на прямом произведении $J_t \otimes T$ [33], элементы этого СП будем обозначать, как x_j^i (значение, которое наблюдатель оценивает в момент времени t в точке j).

В ряде случаев в качестве математической модели рассматриваемого процесса можно взять следующее линейное тензорное стохастическое разностное уравнение [33]:

$$x_{j}^{t} = \rho_{jl}^{t} x_{j}^{t-1} + \mathcal{G}_{jl}^{t} \xi_{l}^{t} , \quad \bar{j}, \bar{l} \in J_{t},$$
(2.1)

где $\{\xi_{l}^{t}, \overline{l} \in J_{l}\}$ - СП независимых стандартных гауссовских СВ; $\rho_{jl}^{t}, \vartheta_{jl}^{t}$ тензоры ранга 6 с двумя групповыми индексами [33]. Это соотношение определяет гауссовское марковское СП на прямом произведении $J_{t} \otimes T$. Т.е прошлое $(\Gamma_{t}^{-} = \{x_{j}^{q}, j \in J_{q}, q < t\})$ и будущее $(\Gamma_{t}^{+} = \{x_{j}^{q}, j \in J_{q}, q > t\})$ независимы относительно кадра $\Gamma_{t} = \{x_{j}^{t}, j \in J_{q}\}$. Задачи анализа и синтеза этой модели рассмотрены в работе [33].

Обобщением (2.1) служит следующее нелинейное тензорное стохастическое разностное уравнение:

$$x_{j}^{t} = \varphi_{j}^{t}(x_{l}^{t-1}) + \vartheta_{j}^{t}(x_{s}^{t-1})\xi_{l}^{t}$$
(2.2)

где $\overline{j} \in J_t$; $\overline{l}, s \in J_{t-1}$; φ_j^t , ϑ_j^t - функции над тензорами.

Очевидно, даже при значительных упрощениях объем вычислений, необходимый для реализации данной модели значителен, поэтому возможно использовать [33] представление СП рекуррентными процедурами, в общем случае записываемое как

$$x_j = \varphi_j(x_l, \xi_l), \ l \in G_j,$$
(2.3)

где Gj области элементов $\overline{l} \in J$, на которых уже определены предыдущие значения СП ${x_j}$ (каузальное окно) [22,33]. Следует отметить, что свойства моделей (2.2) и (2.3) даже при условии значительных упрощений мало изучены. В основном предметом исследования остаются СП, спектральные плотности которых могут быть факторизованы. Очевидно, модели (2.1),(2.2),(2.3) могут эффективно применяться только при условии достаточной внутри и межкадровой корреляции (эти условия эквивалентны в настоящей задаче малому промежутку времени между съемками).

2.3 Модель отдельного кадра многозонального изображения

Модели, рассмотренные в предыдущем подразделе, достаточно просты, но их конкретная реализация связана с громоздкими и длительными вычислениями (действиями с матрицами и тензорами больших размеров). Поэтому возникает задача построения более простых в смысле объема вычислений моделей. Рассмотрим модель отдельного, получаемого в некоторый момент времени, кадра рассматриваемого четырехмерного изображения. В дальнейшем этот отдельный кадр будем просто называть многозональным изображением.

Итак, многозональное изображение представляет собой снимок некоторого объекта или поверхности Земли, сделанный в один момент времени в разных спектральных зонах. Будем считать, что отдельные снимки, составляющие многозональное изображение, не имеют смещений относительно друг друга. При этом изображения, расположенные в соседних спектральных зонах, будут коррелированны между собой.

В качестве модели для многозонального изображения возьмем модель трехмерного дискретного СП со скалярными значениями в каждой точке. Эти значения при современной спутниковой съемке суть целые числа, изменяющиеся от 0 до N (например, в спутниках MODIS применяют 16 битные изображения, т.е. N=65535). Третье измерение появляется раз силу как В многозональности изображения. Так, рассматриваемого если В многозональном изображении будет К спектральных зон (36 у спутников MODIS), то "глубина" рассматриваемого поля также будет равна К.

Необходимо сначала определить порядок формирования СП. Для этого надо так линейно упорядочить узлы сетки, на которой задано поле, чтобы про два любых элемента можно было сказать, что один из них предшествует другому. Вариантов такого упорядочивания может быть очень много. Рассмотрим один из них.

Пусть СП формируется послойно, т.е. элементы последующего слоя получают значения только тогда, когда завершено формирование элементов предыдущего слоя. Для отдельного слоя можно выбрать одну из описанных в литературе [20,22] схем формирования (например "змейкой" или построчно).

Такое задание СП позволяет, в частности, применить при формировании каждого отдельного слоя методику моделирования, применяемую при описании обычных изображений.

Итак, пусть ^{x^k_{ij}} точка многозонального изображения (k – номер спектральной зоны; i,j пространственные координаты). Способ формирования значения СП в этой точке можно записать так:

$$x_{ij}^{k} = F(L(x_{ij}^{k}), D^{1}(x_{ij}^{k-1}), D^{2}(x_{ij}^{k-2}), ..., D^{k}(x_{ij}^{1}), \xi_{ij}^{k}),$$
(2.4)

где $L(x_{ij}^k)$ - область локальных состояний при формировании k слоя в точке с пространственными координатами (i,j); $D^i(x_{ij}^k)$ опорная область (набор точек поля в первом слое от значений поля в которых будет зависеть значение точки во вновь формируемом k-м слое); ξ_{ij}^k - СП случайных независимых гауссовских величин. Отметим некоторые свойства предложенной зависимости

1. Формула (2.4) отражает случайную природу рассматриваемого поля;

2. Определяет зависимость значения в новой точки от значений в ранее построенных слоях;

3. Показывает, как значение в точке текущего слоя зависит от значений точек в том же слое;

Упрощая построенную модель, можно записать выражение:

$$x_{ij}^{k} = F_{0}(L(x_{ij}^{k})) + r_{1}F_{1}(D(x_{ij}^{k-1})) + ... + r_{k-1}F_{k}(D(x_{ij}^{1})) + F(\xi_{ij}^{k}), \qquad (2.5)$$

где $r_1, ..., r_k$ - коэффициенты, позволяющие ввести степень зависимости вновь формируемого поля от слоев созданных заранее.

Если вклад во вновь формируемое значение поля значений в точках поля, принадлежащих к слоям, отстоящих от заданного более чем на l слой незначителен, то (2.5) можно переписать так

$$x_{ij}^{k} = F_0(L(x_{ij}^{k})) + r_1 F_1(D(x_{ij}^{k-1})) + \dots + r_l F_l(D(x_{ij}^{k-l})) + F(\xi_{ij}^{k}).$$
(2.6)

Построенная модель обладает свойством марковости. Действительно значения x_{ij}^{k+l} , принадлежащие k+l слою, никак не зависят непосредственно от значений x_{ij}^{k-1} , которые формируют предыдущий слой.

Модель (2.6) описывает в общем виде нелинейное, гауссовское, случайное поля. Запишем линейный аналог (2.6), позволяющий применить известные [1,2] авторегрессионные модели:

$$x_{ij}^{k} = \sum_{i,j \in L} \rho_{ij} x_{ij}^{k} + \sum_{i,j \in D} r_{ij}^{1} x_{ij}^{k-1} + \ldots + \sum_{i,j \in D} r_{ij}^{l} x_{ij}^{k-l} + R_{\xi_{ij}^{k}}$$
(2.7)

Задача синтеза даже линейной модели (2.7) при произвольно заданной КФ является чрезвычайно сложной [1]. Однако ее решение требуется, например, для имитации СП.

Понятно, что синтезируемая модель должна не только адекватно описывать многозональное изображение и позволять строить эффективные алгоритмы обработки, но и быть достаточно простой для реализации.

Поэтому в качестве модели для многозонального изображения изберем уже описанные авторегрессионные модели СП, варьируя некоторые их параметры для более адекватного описания многозонального изображения.

2.4 Авторегрессионные модели с кратными корнями

характеристических уравнений

Пусть N-мерное разделимое поле формируется на основе следующих одномерных авторегрессий:

$$(1 - \rho z^{-1})^n x_i = \beta \xi_i, \ i = \overline{1...M},$$
(2.8)

где z^{-1} – оператор сдвига. Учитывая, что действие оператора сдвига на *i*-й элемент последовательности определяется как $z^{-k}x_i = x_{k-i}$, перепишем (2.8) в явном виде:

$$x_{i} = \sum_{j=1}^{n} (-1)^{j+1} C_{n}^{j} \rho^{j} x_{i-j} + \beta \xi_{i}, \ i = \overline{1...M}$$
(2.9)

Можно показать, что известная модель Хабиби [101] является частным случаем модели кратных корней

В работе [85] показано, что КФ последовательности (2.9)

$$R(k) = \beta^{2}(\rho, n)\rho^{k} \sum_{\ell=0}^{n-1} g(n, \ell, k) \frac{\rho^{2(n-\ell-1)}}{\left(1-\rho^{2}\right)^{2n-\ell-1}}, \qquad (2.10)$$

где

$$g(n,\ell,k) = \frac{(n+k-1)!(2n-\ell-2)!}{\ell!(n-1)!(n-\ell-1)!(n+k-\ell-1)!}.$$
(2.11)

Коэффициент $\beta = \beta(\rho, n)$ находится из условия R(0) = 1 и

$$\beta^{2}(\rho, n) = \frac{\left(1 - \rho^{2}\right)^{2n-1}}{\sum_{\ell=0}^{n-1} \left(C_{n-1}^{\ell} \rho^{\ell}\right)^{2}}.$$
(2.12)

Формулы (2.10) – (2.12) при заданных ρ и *n* дают общий вид нормированной КФ одномерной модели (2.9). Для того, чтобы получить КФ при не равных единице дисперсиях σ_x^2 и σ_{ξ}^2 , необходимо домножить правую часть (16) на $\sigma_x^2/\sigma_{\xi}^2$. Тем самым, получаем выражение и для коэффициента β :

$$\beta = \frac{\sigma_x}{\sigma_{\xi}} \sqrt{\frac{\left(1 - \rho^2\right)^{2n-1}}{\sum_{\ell=0}^{n-1} \left(C_{n-1}^{\ell} \rho^{\ell}\right)^2}}.$$
(2.13)

Рассмотрим теперь случай N измерений. Модель СП при заданной дисперсии σ_x^2 полностью определяется вектором параметров $(\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_N)$ и вектором кратностей (n_1, n_2, \dots, n_N) характеристических корней.

Пусть многомерное разделимое СП порождается следующими АР-уравнениями, записанными в операторной форме:

$$\prod_{k=1}^{N} \left(1 - \rho_k z_k^{-1} \right)^{n_k} x_{\bar{i}} = \beta \xi_{\bar{i}}, \ \bar{i} \in \Omega$$
(2.14)

где N – размерность поля; ρ_k и n_k – параметр и кратность корней модели вдоль k-й оси; Ω – сетка, на которой определено поле X.

Таким образом, выражение (2.14) дает общий вид АР-модели многомерного разделимого гауссовского СП. КФ модели (2.14) является произведением КФ соответствующих одномерных авторегрессий:

$$R(\bar{r}) = \prod_{k=1}^{N} R_k(r_k)$$
(2.15)

Для того чтобы корни характеристического уравнения были действительными, необходимо, чтобы параметр ρ выбирался из диапазона от нуля до единицы. Чем больше значение ρ , тем более крупные детали появляются на моделируемом изображении, т.е. этот параметр характеризует величину связи между соседними элементами.

На рис. 2.2 а, б, в, г приведены реализации СП, порожденные моделью с кратными корнями при различных параметрах:



Рис. 2.2а	Рис. 2.2б
$n_1 = n_2 = 2; \rho_1 = \rho_2 = 0.95$	$n_1 = n_2 = 6; \rho_1 = \rho_2 = 0.86$

60



Рис. 2.2в	Рис. 2.2г
$n_1 = n_2 = 12; \rho_1 = \rho_2 = 0.6$	$n_1 = 3$ $n_2 = 12$ $\rho_1 = 0.95$ $\rho_2 = 0.6$

Рис. 2.2 Реализации модели кратных корней

В работе [85] на основании исследования коэффициента анизотропии двумерных полей, порожденных моделью с кратными корнями характеристических уравнений, показано, что с ростом кратности КФ все более изотропна, т.е сечения КФ все лучше аппроксимируются эллипсоидами. Покажем это же аналитически.

Действительно рассмотрим вначале двумерный случай при кратности n=2. КФ одномерных последовательностей (13) исходя из выражения (14) принимает следующий вид:

$$R_{i}(k) = \left(1 + \frac{(1 - \rho_{i}^{2})}{(1 + \rho_{i}^{2})} |k|\right) \rho_{i}^{k}, \quad i = 1, 2$$
(2.16)

При $\gamma_i <<1, \gamma_i = 1 - \rho_i$, выражение 20 для k>0 можно переписать в виде:

$$R_{i}(k) = (1 + \frac{(1 - \rho_{i}^{2})}{(1 + \rho_{i}^{2})}k)(1 - k(1 - \rho_{i}))$$

$$i = 1, 2$$

$$(2.17)$$

Последнее выражение после незначительных упрощений можно преобразовать к форме:

$$R_{i}(k) = 1 - \frac{(1 - \rho_{i}^{2})(1 - \rho_{i})}{1 + \rho_{i}^{2}} k^{2}, \quad i = 1, 2.$$
(2.18)

Тогда для КФ двумерного поля можно записать

$$R(k_1,k_2) = R(k_1)R(k_2) = 1 - \frac{k_1^2}{a^2} - \frac{k_2^2}{b^2} + k_1^2 k_2^2 (1 - \rho_1)^2 (1 - \rho_2)^2 A(\rho_1)B(\rho_2)$$
(2.19)

лде
$$a = \sqrt{\frac{1+\rho_1^2}{(1-\rho_1^2)(1-\rho_1)}}, \quad b = \sqrt{\frac{1+\rho_2^2}{(1-\rho_2^2)(1-\rho_2)}}, \quad A(\rho_1) = \frac{1+\rho_1}{1+\rho_1^2}, \quad B(\rho_2) = \frac{1+\rho_2}{1+\rho_2^2}.$$
 Поэтому

очевидно, что сечения $R(k_1,k_2)$ близкого к 1 уровня могут быть аппроксимированы эллипсоидами. Рассмотрим теперь случай n=3. КФ тогда принимает вид

$$R_{i}(k) = \left(1 + \frac{(\rho_{i}^{4} - 4\rho_{i}^{2} + 3)}{2(1 + \rho_{i}^{4})} |k| + \frac{(1 - \rho_{i}^{2})^{2}}{2(1 + \rho_{i}^{4})} |k|\right)\rho_{i}^{k}, \quad i = 1, 2$$

$$(2.20)$$

После преобразований, аналогичных предыдущему случаю получаем

$$R_{i}(k) = 1 - \frac{(1 - \rho_{i}^{3})(1 + 3\rho_{i} + \rho_{i}^{2})}{2(1 + \rho_{i}^{4})}k^{2}, \quad i = 1,2$$
(2.21)

и КФ двумерного поля принимает вид

$$R(k_{1},k_{2}) = R(k_{1})R(k_{2}) = 1 - \frac{k_{1}^{2}}{a^{2}} - \frac{k_{2}^{2}}{b^{2}} + k_{1}^{2}k_{2}^{2}(1-\rho_{1})^{3}(1-\rho_{2})^{3}A(\rho_{1})B(\rho_{2}), \quad (2.22)$$

$$a = \sqrt{\frac{2(1+\rho_{1}^{4})}{(1-\rho_{1})^{3}(1+3\rho_{1}+\rho_{1}^{2})}}, \quad b = \sqrt{\frac{2(1+\rho_{2}^{4})}{(1-\rho_{2})^{3}(1+3\rho_{2}+\rho_{2}^{2})}}, \quad A(\rho_{1}) = \frac{1+3\rho_{1}+\rho_{1}^{2}}{(2+\rho_{1}^{4})},$$

где

$$B(\rho_2) = \frac{1 + 3\rho_2 + \rho_2^2}{(2 + \rho_2^4)}$$

Можно показать с помощью индукции, что замеченная тенденция верна и при условии незначительных допущений КФ двумерного поля, порожденного моделями с кратными корнями может быть записана в виде:

$$R(k_1,k_2) = R(k_1)R(k_2) = 1 - \frac{k_1^2}{a^2} - \frac{k_2^2}{b^2} + k_1^2 k_2^2 (1 - \rho_1)^{n_1} (1 - \rho_2)^{n_2} A(\rho_1)B(\rho_2), \quad (2.23)$$

где ^{*n*}₁, ^{*n*}₂ кратности порождающих поле авторегрессий.

Таким образом, с ростом кратности слагаемое, отличающее выражение для КФ от эллипса уменьшается. И при больших кратностях условие $1-\rho_i \ll 1$, i=1,2, становиться необязательным. Т.е. КФ приобретает эллипсовидные сечения при существенно отличающихся от единицы параметрах и уровне R_0 .

Вывод о возрастании вслед за кратностью изотропии СП, построенного по модели кратных корней, подтверждается практическими исследованиями (рис. 2.3).





Рис. 2.2 Срезы корреляционной функции для изображений, построенных по модели кратных корней. Срезы меняются от 1 до 0 с шагом 0.1.

На рис. 2.3а, 2.3б, 2.3в. 2.3г., хорошо заметно, что с ростом кратности срезы КФ стремятся к эллипсовидной форме.

Поскольку изотропность модели проявляется при уже небольших кратностях, то В реальной работе, В связи c возрастающей вычислительной сложностью, рекомендуется ограничиваться кратностями не более трех.

Как уже было отмечено, модель кратных корней можно легко обобщить на многомерный случай. Для моделирования отдельного кадра многозонального изображения можно воспользоваться моделью трехмерного СП. Коэффициент корреляции между слоями можно выбрать на основании данных о межкадровых корреляциях внутри многозонального изображения.

Кратность модели вдоль третьей оси выбирается в соответствии с характером корреляционных связей между слоями многозонального изображения. В реальности каждый последующий слой многозонального изображения зависит, в основном, только от предыдущего, поэтому кратность модели вдоль третьей оси в большинстве случаев можно положить равной единице.

63

Для моделирования формирующейся во времени последовательности многозональных изображений к описанной модели можно добавить еще одно измерение, положив кратность модели вдоль временной оси равной единице. На рис.2.4 показана реализация такого подхода





Рис. 2.4 Моделирование последовательности многозональных изображений на основе модели кратных корней

Следует отметить еще одно достоинство моделей с кратными простоту идентификации параметров любой корнями – поля размерности. Действительно в работе [85] показано, что для идентификации моделей с кратными корнями можно использовать двухэтапную процедуру, проводимую независимо по каждой из осей. На первом этапе необходимо определить кратности модели по всем осям Эта залача может быть решена на основе методики определения порядка авторегрессии одномерной последовательности. На втором этапе процедуры производится ρ_{\perp} параметра Для определение значения ЭТОГО можно формулой (2.13),воспользоваться которой следует, ИЗ что

$$\rho = \sqrt[i]{\frac{\alpha_i}{(-1)^{i+1}C_n^i}}$$

 $V(-1)^{m}C_{n}^{i}$. Значения коэффициентов α_{i} могут быть получены на основе выборочных значений КФ, как решение системы Юла-Уокера.

2.5 Имитация неоднородных изображений с использованием модели с кратными корнями

Для построения и исследования алгоритмов обработки космических снимков требуется значительный объем спутникового материала. Получение достаточного объема информации в натурных экспериментах довольно сложно и требует значительных затрат. Одним из подходов к обеспечению исходными данными задач проектирования и использования аэрокосмических систем может являться моделирование реализаций стохастических полей яркости.

Поля сигналов дистанционной аппаратуры, на входе установленной на аэрокосмических платформах, в общем случае являются пространственно-неоднородными и нестационарными. Это связано географическими И климатическими особенностями С наблюдаемых объектов, изменением освещенности, случайным распределением горизонтально вертикально-неоднородной И облачности, ее эволюциями, эффектами затенения в поле обзора, и Τ.Д.

Рассмотрим предварительно гистограмму, характерную для космических снимков (рис 2.5.).



Рис. 2.5 Гистограмма спутникового изображения.

Для реального спутникового материала характерным является присутствие на гистограммах двух пиков. Этот факт можно интерпретировать следующим образом: первый пик характеризует присутствие на изображении так называемого "фонового изображения" - слабокоррелированных участков, на фоне которых и наблюдается основной сигнал. Анализ корреляционных свойств КΦ фонового изображения И основного сигнала показал, что основного сигнала (рис. 2.6а) очень близка по своей форме с КФ изображения, смоделированного по модели кратных корней (рис. 2.6 б), что показывает адекватность этой модели. КФ фона (рис. 2.6 в) представляет собой трудно поддающуюся анализу слаборегулярную функцию.



Рис. 2.5 КФ основного сигнала (а), реализации модели с кратными корнями (б) и фона изображения (в).

В

Описанные свойства спутникового изображения подсказывают построения следующий способ неоднородного изображения. Возьмем некоторое изображение - реализацию модели с кратными Яркости параметры которой близки корнями, К единице. В получившемся изображении, в высокой силу внутрикадровой корреляции, будут меняться медленно. Выделим в сформированном изображении области, содержащие точки, яркости в которых будут больше заданного порога. На рис. 2.7,а, и 2.7,б представлены

67

трехмерные поверхности, точки которых являются значениями яркости в исходном изображении.



Рис.2.7 Разделение изображения на непересекающиеся области

Области, содержащие точки выше заданной яркости, заполним изображениями на основе модели кратных корней, но с другой кратностью и другими параметрами. То же самое произведем над оставшимися областями. На рис. 2.8,а, 2.8,б представлены результаты такого моделирования.





Рис. 2.8а

Рис. 2.8б

Рис. 2.8 Примеры неоднородных изображений, получившихся в результате реализации описанного алгоритма

Таким образом, используя модели с кратными корнями, можно просто и с небольшими вычислительными затратами формировать неоднородные изображения, сходные по своим характеристикам с реальными, для отработки различных алгоритмов.

2.6 Имитация реальных многозональных изображений

Корреляционный анализ реального многозонального изображения показывает, что оно обычно состоит из нескольких наборов слоев (радиодиапазон, инфракрасный, видимый диапазоны), кажлый которых представляет собой обычное ИЗ двумерное изображение земной поверхности при определенной длине волны. Внутри каждого такого набора корреляция между любыми отдельными слоями примерно одинакова. Корреляция меняется скачкообразно только при переходе в другой набор слоев.

Для имитации подобной структуры можно использовать, например, волновую модель [22], обобщив ее на трехмерный случай. При этом изотропность корреляционной функции внутри отдельных слоев определяется самими свойствами волновой модели, однако описанных межкадровых корреляционных свойств достижение значительными проблемами, сопряжено co связанными co сложностями аналитического описания корреляционных характеристик получившегося поля.

Поэтому, чтобы максимально уменьшить вычислительные затраты и обеспечить высокую адекватность модели реальным многозональным изображениям, будем использовать следующий алгоритм.

69

С помощью алгоритма, описанного в предыдущей главе, построим вначале первый кадр будущего многозонального изображения. В силу ранее озвученных причин его корреляционные свойства будут достаточно близки к корреляционным свойствам отдельного кадра реального многозонального изображения.

Процесс формирования второго кадра можно представить в следующем виде

$$x_{ij}^{2} = r_{12}x_{ij}^{1} + \sum_{i,j} a_{ij}\xi^{2}{}_{ij}$$
, (2.24)

где a_{ij} некоторые коэффициенты, $\xi^{2}{}_{ij}$ - независимые нормальные CB, r_{12} - коэффициент корреляции между первым и вторым кадрами.

Для поиска этих коэффициентов необходимо решить системы уравнений для каждого элемента второго кадра:

$$(r_{12}x_{ij}^{1} + \sum_{i,j} a_{ij}\xi^{2}_{ij})x^{2}_{i-l,j-m} = R_{lm}$$

$$(l = 1.i, m = 1..j).$$

где R_{lm} - заданная ковариация между x_{ij}^2 и $x_{i-l,j-m}^2$.

Решение представленных систем сопряжено со значительными вычислительными трудностями, которые обусловлены большим количеством уравнений. С ростом размера изображения эти трудности также существенно возрастают. Другой способ определения коэффициентов ^{*а*_{ij}} представлен в работе [20]. Здесь показано, что (2.24) можно представить как

$$x_{ij}^{2} = rx_{ij}^{1} + \sqrt{1 - r^{2}} \sum_{i,j} b_{ij} \xi_{ij}$$

где b_{ij} - элементы треугольной матрицы V, такой что $VV^T = R$, где R- корреляционная матрица. Матрицу V можно получить с помощью известного преобразования Холецкого [99]. На рис. 2.9 показаны первый и второй кадры изображения, полученного по описанной методике.



Рис. 2.8. Первый и второй кадры сформированного изображения

Построим теперь третий кадр такой, что корреляция между ним и первым и вторым кадрами будет равна ^r₁₃ и ^r₂₃. Для этого представим элементы третьего кадра как следующую сумму:

$$x_{ij}^{3} = cr_{12}x_{ij}^{1} + dr_{23}x_{ij}^{2} + \sum_{i,j}a_{ij}\xi^{3}{}_{ij}$$

где *с* и *d* некоторые коэффициенты, которые можно определить из условий $m(x^3, x^1) = r_{13}$ и $m(x^2, x^1) = r_{12}$. На рис. 2.9 представлен третий кадр, полученный таким образом.



Рис. 2.9 Третий кадр изображения

Понятно, подобным образом получить любое что можно кадров с любой межкадровой корреляцией количество при небольшом объеме вычислений (особенно относительно если внутрикадровая корреляция одинакова для большого числа кадров). Полученное таким образом многозональное изображение можно материал отработки использовать самых различных как для алгоритмов и методов.

2.7 Выводы

1. На основании многомерных моделей СП построены модели, позволяющие описать отдельные кадры и последовательности многозональных изображений.

многомерные авторегрессионные 2. Описанные модели СП с кратными корнями характеристических уравнений позволяют при относительно небольших вычислительных затратах формировать многомерных изображений, последовательности близкие ПО корреляционным свойствам К реальным многозональным изображениям.
3. Полученные аналитические соотношения доказывают увеличение изотропности КФ моделей СП с кратными корнями с ростом кратности.

4. Предложен и проанализирован простой способ формирования неоднородных изображений и их последовательностей, близких по своим корреляционным свойствам к реальным многозональным изображениям.

3. ОБНАРУЖЕНИЕАНОМАЛИЙ С ИЗВЕСТНЫМИ И НЕИЗВЕСТНЫМИ ПАРАМЕТРАМИ НА МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

3.1 Постановка задачи

Задачи обнаружения и оценивания параметров аномалий на многозональных изображениях представляют особый интерес для целого ряда приложений. Среди них можно отметить такие задачи, как мониторинг водной поверхности, ледовой обстановки, обнаружение очагов пожаров, зон лесной вырубки и анализа состояния сельскохозяйственных угодий.

В работах [21,22,32,33] синтезированы оптимальные процедуры обнаружения точечных и протяженных сигналов известного уровня на фоне мешающих коррелированных помех. Однако реальные обычно информационные сигналы имеют неизвестные, отличающиеся уровни различных кадрах многозонального на изображения (например, очаг пожара хорошо заметен на кадрах, инфракрасному диапазону). Таким принадлежащих образом, возникает задача синтеза И анализа обнаружителей сигналов при СП детерминированных наличии мешающего условиях априорной неопределенности. Кроме того, в настоящее отсутствуют время практически аналитические оценки эффективности обнаружения аномалий при наличии мешающих изображений подстилающей поверхности, т.е. многомерных коррелированных помех. В настоящей работе вначале проводится анализ эффективности обнаружения сигналов известными С изображениях 3.2). Далее уровнями многозональных (п. на

полученные результаты обобщаются на случай многомерных случайных полей (п. 3.3). Затем выполняется синтез оптимального алгоритма обнаружения протяженных сигналов с неизвестными уровнями на многозональных изображениях (п. 3.4) и проводится сравнительный анализ рассмотренных алгоритмов (п. 3.5).

3.2 Обнаружение аномалий с известными уровнями на многозональных изображениях

Представим многозональное изображение как совокупность из N массивов данных $\{z_{ij}^k\}$, k=1,2,...,N, $i=1..M_1$, $j=1..M_2$, которые получены в результате пространственной дискретизации сигналов, поступивших от различных систем датчиков (рис. 3.1).



Рис.3.1 Кадры многозонального изображения

При отсутствии полезного сигнала (гипотеза ^H₀) модель наблюдений можно представить аддитивной смесью:

$$z_{ij}^{k} = x_{ij}^{k} + \theta_{ij}^{k}$$
, $(i, j) \in G$, $k = 1, 2, ..., N$

однородного СП $x_{\bar{i}}^k$ с нулевым средним и заданной корреляционной функцией (КФ) $B_{(ml)}^{kt} = M\{x_{ij}^k, x_{i+m,j+l}^t\}$ и пространственного белого шума θ_{ij}^k с $M\{\theta_{ij}^k\} = 0, M\{(\theta_{ij}^k)^2\} = \sigma_{\theta}^2$.

При наличии полезного сигнала (гипотеза ^H₁) модель наблюдений запишется в виде:

$$z_{ij}^{k} = x_{ij}^{k} + s_{ij}^{k} + \theta_{\bar{i}}^{k}, \quad (i, j) \in G_{0}^{k}, \quad k = 1, 2, ..., N$$
$$z_{ij}^{k} = x_{ij}^{k} + \theta_{ij}^{k}, \quad (i, j) \notin G_{0}^{k}, \quad k = 1, 2, ..., N,$$

где G_0^k - область на k-м кадре, для которой возможно появление полезного сигнала с известными уровнями s_{ij}^k , $(i,j) \in G_0^k$. Для упрощения выкладок будем считать, что на каждом из кадров эта область одинакова $G_0^k = G_0$. Если это не так, то можно расширить каждую из областей до размеров наибольшей, а полезный сигнал в добавленных точках считать нулевым.

Отметим, что в соответствии с правилами тензорного исчисления выражение вида $a_k b_k$ эквивалентно $\sum_{k=1}^N a_k b_k$, т.е. предполагается суммирование по одинаковым нижним индексам. Форма же $s^k f_{ij}^k$ здесь и далее будет означать перемножение элементов без суммирования.

Общее решение задачи обнаружения аномалий при использовании такой модели может быть основано на построении отношения правдоподобия $L = w(\{z_{ij}^k\}/H_1)/w(\{z_{ij}^k\}/H_0)$.

Условные плотности распределения вероятности $w(\{z_{ij}^k\}/H_1)$ и $w(\{z_{ij}^k\}/H_0)$ часто можно аппроксимировать гауссовскими [19-21]:

$$w(\{z_{ij}^{k}, (i, j, k) \in \Omega_{0}\}/Z_{0}, H_{0,1}) \cong (\frac{1}{(2\pi)^{\frac{M}{2}}\sqrt{\det V}}) \times \exp\{-\frac{1}{2}(z_{lvt} - m_{0,1lvt})V_{lvtijk}^{-1}(z_{ijk} - m_{0,1ijk})\}, \quad (3.1)$$

где $m_{1ijk} = M\{z_i^k / Z_0, H_1, s^k\} = s_{ij}^k + \pounds_{3ij}^k;$ $m_{1ijk} = M\{z_{ij}^k / Z_0, H_0\} = \pounds_{3ij}^k;$ $\pounds_{3ij}^k = M\{x_{ij}^k / Z_0\}_{-}$ оптимальный (в смысле минимума дисперсии ошибки) прогноз случайного поля в k-м кадре, сделанный на основе всех наблюдений Z_0 , в которых полезный сигнал заведомо отсутствует (прогноз в область G_0); $V_{lotijk} = M\{(a_{lot} - m_{0,lot}))(a_{ijk} - m_{0,lot})\} = P_{3lotijk} + \sigma_{\theta}^2 E_{lotijk},$ $P_{3lotijk} = M\{(x_{lot} - \pounds_{3lot})(x_{ijk} - \pounds_{3ljk})\}_{-}$ ковариационная матрица ошибок при оптимальном прогнозировании; E_{lotijk} - единичная пространственная матрица; s_{ij}^k - значения полезного сигнала на k-м кадре в точке с координатами (i, j).

Тогда оптимальное правило обнаружения сигнала можно записать в виде [29]:

$$L = s_{lvt} V_{lvtijk}^{-1} (z_{ijk} - \pounds_{\Im ijk}) \begin{cases} > L_0 - cuzha\pi & ecmb, \\ < L_0 - cuzha\pi & hem. \end{cases}$$
(3.2)

Заметим, что вычисление прогноза \pounds_{3ijk} весьма затруднительно при больших размерах области G. Это обусловлено тем, что для каждой точки $(i, j) \in G_0^k$, k = 1,...,N прогнозирование, вообще говоря, выполняется с помощью своей специальной процедуры. Строго оптимальный прогноз $\pounds_{3ijk} = \alpha_{lvijk} z_{lvi}$ будет включать линейную комбинацию большого числа наблюдений z_{lvi} , $(l,v) \in G^i$, t = 1,2,...,N, коэффициенты которой α_{lvijk} будут различны для каждой точки $(i, j) \in G_0^k$, k = 1,2,...,N

Вместо правила обнаружения (3.2) может быть применена существенно более простая процедура, основанная на статистике [33]

$$L = s_{lvt} V_{Tlvtijk}^{-1} (z_{ijk} - \mathbf{f}_{Tijk}) \begin{cases} > L_0 - curhan & ecmb, \\ < L_0 - curhana & hem, \end{cases}$$
(3.3)

где \pounds_{Tijk} -оптимальный прогноз, сделанный на основе всех наблюдений, кроме z_{ijk} (прогноз в точку); $V_{Tivijk} = P_{3Tivijk} + \sigma_{\theta}^2 E_{Ivijk}$; $P_{3Tivijk}$ ковариационная матрица ошибок $\varepsilon_{Tijk} = x_{ijk} - \pounds_{Tijk}$. Очевидно, при обнаружении протяженных сигналов с неизвестным положением в пространстве вычисление (3.3) требует значительно меньшего числа операций, чем (3.2). Это связано с тем, что процедура (3.3) может быть разделена на 2 части. Вначале осуществляется компенсация мешающих изображений и формируется статистика:

$$\mu_{ijk} = V_{Tlvtijk}^{-1} (z_{lvt} - \pounds_{Tlvt}) \quad (l, v) \in G^{t} \quad t = 1, 2, \dots, N$$

После этого для различных возможных положений сигнала выполняется операция сравнения с порогом линейной комбинации ^{s_{ijk} µ_{ijk}. Точно таким же свойством инвариантности компенсатора обладает и правило обнаружения с использованием предварительной декорреляции мешающих изображений [23,55].}

Существенным недостатком всех рассмотренных алгоритмов является достаточно сложный анализ эффективности обнаружения сигналов. В процессе поиска путей упрощения такого анализа удалось получить еще одну процедуру обнаружения протяженных сигналов. Для этого достаточно в (3.2) подставить известную связь между тензорами оценок

$$\mathbf{\pounds}_{ijk} = \mathbf{\pounds}_{\exists ijk} + P_{lvtijk} V_{\theta}^{-1} (z_{lvt} - \mathbf{\pounds}_{\exists lvt}), \quad (i, j) \in G_0^k, \quad k = 1, ..., N$$

где \mathbf{f}_{ijk} - оптимальная оценка СП в области $(i, j) \in G_0^k$, k = 1, ..., N, сделанная на основе всех наблюдений z_{hv} , $(l, v) \in G_0$, t = 1, ..., N; P_{lvijk} ковариационная матрица ошибок фильтрации. После элементарных преобразований с учетом того, что $P(E + V_{\theta}^{-1}P_{\vartheta}) = P_{\vartheta}$, $z - \mathbf{f}_{\vartheta} = (E + V_{\theta}^{-1}P_{\vartheta})(z - \mathbf{f})$, находим следующую форму решающего правила [29]:

$$L = \frac{1}{\sigma_{\theta}^{2}} (z_{ijk} - \pounds_{ijk}) s_{ijk} - \frac{1}{\sigma_{\theta}^{4}} (z_{lvt} - \pounds_{lvt}) P_{lvtijk} s_{ijk} \begin{cases} > L_{0} - curhan \ ecmb, \\ < L_{0} - curhana \ hem. \end{cases}$$
(3.4)

Таким образом, найденная процедура обнаружения предполагает при гауссовской аппроксимации распределений (3.1) проведение оптимальной фильтрации СП, расчет ковариационной матрицы ошибок фильтрации и выполнение весового суммирования в соответствии с формулами (3.2) или (3.4). Поскольку алгоритм (3.4) в отличие от известных обнаружителей не требует трудоемкого расчета ковариационных матриц ошибок прогнозирования, то его удобно использовать не только при реализации систем обработки изображений, но и для вероятностного анализа эффективности обнаружения. При этом пороговое значение L_0 может быть найдено из следующего соотношения:

$$P_F = \int_{\Lambda_0}^{\infty} w(L/H_0) dL = 0.5 - \Phi_0 \left(\frac{L_0 - m(L/H_0)}{\sqrt{D(L/H_0)}}\right)$$

 $\Phi_0(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt \qquad M(L/H_1) = D(L/H_0) = D(L/H_1) = \frac{1}{\sigma_\theta^2} s_{ijk} s_{ijk} - \frac{1}{\sigma_\theta^4} s_{lvt} P_{lvtijk} s_{ijk},$

 $m(L/H_0)=0$. Соответственно, вероятность правильного обнаружения

$$P_D = 0.5 + \Phi_0 \left(\frac{m(L/H_1) - L_0}{\sqrt{D(L/H_1)}}\right)$$

Величина порогового сигнала, при которой достигается требуемая вероятность правильного обнаружения при заданной вероятности ложной тревоги, определяется по формуле:

$$\Delta = \frac{m(L/H_1) - m(L/H_0)}{\sqrt{D(L/H_1)}} = \sqrt{\frac{1}{\sigma_\theta^2} s_{ijk} s_{ijk}} - \frac{1}{\sigma_\theta^4} s_{lvt} P_{lvtijk} s_{ijk}} \ge \alpha$$
(3.5)

где α - коэффициент, определяемый по заданным значениям P_D и P_F . Например, при $P_F = 10^{-3}$, $P_D = 0.5$ находим $\alpha \cong 3.1$, $L_0 \cong 3.1 \sqrt{D(L \mid H_0)}$

Для упрощения дальнейших выкладок будем предполагать, что совместная КФ многозональных изображений разделима и может быть представлена в следующем виде: $B_{lvtijk} = R^{kt}B(i-l, j-v)$. Чтобы найти необходимую для решения задачи анализа ковариационную матрицу ошибок фильтрации P_{lvkijt} запишем тензорный аналог уравнений Винера-Хопфа [20]:

$$\alpha_{lv}RB(i-l,j-v) = RB(i,j) - \alpha_{ij}^{T}E\sigma_{\theta}^{2}, \qquad (3.6)$$

где α_{ij} - векторы длиной N, составленные из весовых коэффициентов оптимального оценивания.

Заметим, что реальные спутниковые изображения земной поверхности обладают, как правило, большим радиусом внутрикадровой корреляции и значительными размерами. В этих условиях, приближенно считая фоновое поле $\{x_{ij}^k\}$ непрерывным и бесконечным по пространству, можем перейти к интегральной системе уравнений:

$$\alpha(i,j)^T E\overline{\sigma}_{\xi}^2 + \int_{-\infty-\infty}^{\infty} \int_{-\infty-\infty}^{\infty} \alpha(v,l) RB(i-v,j-l) dv = RB(i,j)$$
(3.7)

Приведенная система дает точное решение только при условии бесконечного размера и непрерывности фонового СП. В то же время исследования показывают, что для реальных СП с высоким (более 0.96) коэффициентом межэлементной внутрикадровой корреляции различие между решениями систем (3.6) и (3.7) невелико и достаточно для создания и эксплуатации систем обработки изображений (рис).



Рис.3.2 Приближенные и точные значения КФ ошибок фильтрации в зависимости от коэффициента корреляции поля.

После многомерного преобразования Фурье получаем следующее решение системы (3.7):

$$\alpha(i,j) = F^{-1}\left(\frac{RG(\omega_1,\omega_2)}{RG(\omega_1,\omega_2) + \overline{\sigma}_{\xi}^2 E}\right),$$

где $G(\omega_1, \omega_2) = F(B(i, j))$ - энергетический спектр СП отдельного кадра; $F(), F^{-1}()$ - прямое и обратное двумерные преобразования Фурье.

Неизвестный тензор *P(i, j)* можно найти по следующей формуле:

$$P(i,j) = M[(\pounds_{00} - x_{00})(\pounds_{ij} - x_{ij}] = M[x_{00}x_{ij}] - 2\alpha_{kl}M[x_{00}x_{kl}] + \sigma_{\xi}^{2}\alpha_{kl}\alpha_{kl} + \alpha_{kl}\alpha_{vl}M[x_{kl}x_{vl}],$$

где x_{ij} , f_{ij} - векторы длиной N, составленные из отсчетов и оценок мешающего изображения. Тогда после элементарных преобразований и с учетом решения системы (3.6) запишем следующее приближенное равенство:

$$P(i,j) = \sigma_{\xi}^{2} \alpha(i,j) \cong F^{-1}\left(\frac{\sigma_{\xi}^{2} RG(\omega_{1},\omega_{2})}{RG(\omega_{1},\omega_{2}) + \sigma_{\xi}^{2} E}\right)$$
(3.8)

Полученные соотношения позволяют проводить анализ обнаружения сигнала любой формы на произвольном числе кадров с

заданными корреляционными характеристиками мешающих изображений и шума.

В качестве примера рассмотрим обнаружение сигнала, имеющего один и тот же уровень и форму на каждом из кадров, т.е. $s_{ij}^k = s_{ij}$, k = 1, ..., N. В этом случае:

$$\Delta^2 = \frac{N}{\sigma_\theta^2} s_{ij} s_{ij} - \frac{1}{\sigma_\theta^4} s_{ij} s_{lv} T_{ijlv} , \qquad (3.9)$$

 $T_{ijlv} = \sum_{k=1}^{N} \sum_{t=1}^{N} P^{kt}{}_{ijlv} = \sum_{k=1}^{N} \sum_{t=1}^{N} F_0 \left(\frac{\sigma_{\xi}^2 RG(\omega_1, \omega_2)}{\sigma_{\xi}^2 + RG(\omega_1, \omega_2)} \right) = F_0^{-1} \left(N - \frac{\sigma_{\xi}^2}{G(\omega)} \sum_{k,t}^{N} a_{kt} \right).$ B

полученном соотношении a_{kt} - элементы матрицы A обратной к $W = E \frac{\sigma_{\xi}^2}{G(\omega)} + R$; R - матрица размером NxN, составленная из

коэффициентов корреляции между кадрами многозонального изображения. Суммируя N уравнений системы AW = E с учетом

$$w_{kt} = \begin{cases} 1 + \frac{\sigma_{\xi}^2}{G_1(\omega)} & k = t \\ R_{kt} & k <> t \end{cases}, \quad w_{kt} = w_{tk}, a_{kt} = a_{tk}, \text{ запишем следующее выражение} \end{cases}$$

для неизвестной суммы

$$\sum_{k,t}^{N} a_{kt} = \sum_{k=1}^{N} \left(\frac{1}{\frac{\sigma_{\xi}^{2}}{G_{1}(\omega)} + \sum_{t=1}^{N} R_{kt}} \right)$$

Подставляя полученные результаты в (3.9), получаем следующее выражение:

$$\Delta^{2} = \frac{N}{\sigma_{\theta}^{2}} s_{ij} s_{ij} - \frac{1}{\sigma_{\theta}^{4}} s_{ij} s_{l\nu} F^{-1} \left(\sum_{k=1}^{N} \frac{G_{1}(\omega) \sum_{t=1}^{N} R_{kl}}{\sigma_{\xi}^{2} + G_{1}(\omega) \sum_{t=1}^{N} R_{kl}}\right)$$
(3.10)

Несмотря на определенные математические сложности, сопутствующие расчету многомерных преобразований Фурье,

существует ряд частных случаев, для которых удается найти важные аналитические соотношения в явном виде. Например, для обнаружения точечного сигнала решающее правило существенно упрощается и выражение (3.10) можно переписать в виде:

$$\Delta^2 = s^2 \left(\frac{N}{\sigma_{\xi}^2} - T\right)$$

При этом для СП с экспоненциальной изотропной КФ после несложных, но громоздких преобразований можно получить следующее выражение:

$$\Delta^{2} = s \sum_{k=1}^{N} \frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} - \sum_{k=1}^{N} \frac{\delta_{x}^{2} \gamma_{0k}}{\beta_{i}^{2} \sqrt{3}} (\frac{\pi}{2} - arctg(\frac{2\beta_{k} - 1}{\sqrt{3}}) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \ln(\frac{(\beta_{k} + 1)^{2}}{\beta_{k}^{2} - \beta_{k} + 1}),$$

где $\beta_k = \sqrt[3]{\gamma_{0k}}$; $\gamma_{0k} = \frac{\gamma_k}{2\pi}$; $\gamma_k = \frac{\alpha^2 \sigma_{\xi}^2}{\sigma_x^2 \Omega_k}$; $\alpha = -\ln(r)$; $\Omega_k = \sum_{t=1}^N R_{kt}$.

Соответственно, для анизотропного СП с КФ вида $P_{ij} = \sigma_z^2 \rho_1^i \rho_2^j$ справедливы следующее равенства:

$$\Delta^2 = s \sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_{\xi}^2} - \sum_{k=1}^N \frac{2\delta_x^2 \Omega_k \sqrt{\gamma_k} \sqrt{p_k}}{\pi} K(p_k)$$

где $\alpha_1 = -\ln(r_1); \ \alpha_2 = -\ln(r_2); \ p_k = (0.5\gamma + 1) - \sqrt{0.25\gamma^2 + \gamma}; \ K(p_k)$ - эллиптический интеграл [42].

Выражение (3.10) можно также представить в компактном виде, если модель полезного сигнала представляет собой круг на изотропном изображении или квадрат на анизотропном изображении. Действительно, в этом случае (3.10) можно переписать в виде:

$$\Delta^{2} = \sum_{k=1}^{N} \frac{s_{ij} s_{ij}}{\sigma_{\theta}^{2}} - \frac{1}{\sigma_{\theta}^{4}} s_{ij} s_{lv} F^{-1} \left(\frac{G_{1}(\omega) \sum_{t=1}^{N} R_{kj}}{\sigma_{\xi}^{2} + G_{1}(\omega) \sum_{t=1}^{N} R_{kj}} \right) = \sum_{k=1}^{N} \Delta_{k}^{2} \left(\sigma_{x}^{2} \sum_{t=1}^{N} R_{kt} \right)$$
(3.11)

т. е. представить как сумму ^N слагаемых, соответствующих на обычных характеристикам обнаружения круговых сигналов $\sigma'_{kx}^2 = \sigma_x^2 \sum_{i=1}^N R_{it}$ двумерных изображениях с дисперсией фонового поля

Анализ характеристик обнаружения для различных параметров мешающего СП, шума и сигнала показывает, что эффективность обнаружения шарового сигнала на СП с изотропной КФ близка к эффективности обнаружения прямоугольного сигнала на поле с анизотропной КФ и при достаточной коррелированности поля не зависит от его размерности. То есть имеет место следующее приближенное равенство:

$$\Delta_k^2 \cong \frac{1}{\sigma_\theta^2} s_i s_i - \frac{1}{\sigma_\theta^4} s_i P_{ij}^k s_j$$

случае обнаружения которое является точным В сигнала на одномерном СП. При этом с помощью выражения (3.8) для случая одного кадра (N=1) можно определить ковариационную функцию ошибок фильтрации для каждого из кадров:

$$P_{ij}^{k} = P^{k} (|i - j|) = A^{k} \exp(\alpha^{k})$$

$$A^{k} = \frac{-\delta_{x}^{2} \ln(r) \sum_{t=1}^{N} R_{kt}}{\alpha_{k}}; \quad \alpha^{k} = \sqrt{\ln(r)^{2} - 2 \frac{\delta_{x}^{2} \sum_{t=1}^{N} R_{kt}}{\delta_{\xi}^{2}} \ln(r)}}.$$

Γ.

Подставляя эти формулы в (3.11), найдем следующее простое равенство:

$$\Delta^{2} = \sum_{k=1}^{N} s_{i} s_{i} \frac{M_{k}}{\sigma_{\xi}^{2}} - s_{i} s_{j} \frac{S^{2} A_{k}}{\sigma_{\xi}^{4}} \left[\frac{4M_{k}}{\alpha_{k}} + \frac{2}{\alpha_{k}^{2}}(e^{-2\alpha_{k}M_{k}} - 1)\right]$$

где M_k - размер полезного сигнала на k-м кадре.

Таким образом, в настоящем разделе приведена новая форма решающего правила при обнаружении протяженных аномалий с известными уровнями на кадрах многозонального изображения и

КΦ получено аналитическое выражение ошибок для фильтрации. Анализ найденных соотношений дает возможность получить в явном виде выражения для характеристик обнаружения сигналов заданной формы протяженных на многозональных изображениях произвольного размера с произвольными межкадровыми корреляционными характеристиками. Эти выражения ΜΟΓΥΤ быть положены В основу вероятностного анализа разнообразных систем, связанных с обработкой многозональных изображений, использованы а также для оценки потерь эффективности обнаружения субоптимальных алгоритмов.

3.3 Анализ эффективности обнаружения аномалий на многомерных случайных полях

Ряд результатов, полученных в предыдущем разделе можно обобщить на случай обнаружения протяженных аномалий в пространстве многомерных СП. Для этого формализуем задачу обнаружения в следующем виде. Пусть производятся наблюдения

$$z_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}, \quad \bar{j} \in J, \quad (3.12)$$

где $J = (j_1, j_2, ..., j_n)$ - конечная или бесконечная многомерная целочисленная сетка; $j_l = 1..M_l$, l = 1, 2..., n, n - число измерений СП; $\{x_{\bar{j}}\}$ - СП с пространственными корреляционными связями и $\{\theta_{\bar{j}}\}$ -СП независимых случайных величин с нулевыми средними и дисперсиями V_{θ} . Появление детерминированного сигнала приводит к изменению модели (3.12) в области индексов $\bar{j} \in G \in J$:

$$z_{\bar{j}} = s_{\bar{j}} + x_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}, \ \bar{j} \in G,$$
(3.13)

где $\{s_{\bar{j}}, \bar{j} \in G\}$ - совокупность отсчетов полезного сигнала.

В этом случае оптимальный алгоритм обнаружения принимает следующий вид:

$$L = \frac{1}{V_{\theta}} \sum_{\overline{j}} s_{\overline{j}} \widetilde{z}_{\overline{j}} - \frac{1}{V_{\theta}^{2}} \sum_{\overline{i}, \overline{j}} s_{\overline{j}} P_{\overline{i}\overline{j}} \widetilde{z}_{i} = \begin{cases} \geq \Lambda_{0} - c u \overline{c} \mu a \overline{\lambda} & e c m b, \\ < \Lambda_{0} - c u \overline{c} \mu a \overline{\lambda} & \mu e m, \end{cases}$$

где *Р* ковариационная матрица ошибок фильтрации, $\tilde{z}_i = z_{\bar{i}} - \mathbf{x}_{\bar{i}}$, $\mathbf{x}_{\bar{i}}$ отсчеты СП после оптимальной фильтрации.

Исследования показывают, что ключевой величиной, влияющей на качество обнаружения, является

$$\Delta = \frac{1}{V_{\theta}} \sum_{\bar{j}} s^{2}_{\bar{j}} - \frac{1}{V_{\theta}^{2}} \sum_{\bar{i},\bar{j}} s_{\bar{j}} P_{\bar{i}\bar{j}} s_{i}$$
(3.14)

Далее будем считать, что СП ${x_j}$ однородно, его КФ изотропна, и форма сигнала представляет собой *n*-мерный шар. При этом СП $\{\tilde{z}_j\}$ также изотропно, а его КФ может быть оценена с помощью следующего приближенного выражения [5]:

$$P(i) \approx \frac{1}{(2\pi)^{N-1} \Gamma(0.5N)} F^{-1}(S(\omega)) = \frac{1}{(2\pi)^{N-1} \Gamma(0.5N)} F^{-1}(\frac{\sigma_{\xi}^2 \sigma_x^2 F(B(i))}{\sigma_{\xi}^2 + \sigma_x^2 F(B(i))}), \quad (3.15)$$

где B(i)- КФ мешающих изображений; F() и $F^{-1}()$ – прямое и обратное преобразование Фурье; $\Gamma()$ - гамма функция.

Проведем вначале исследование зависимости эффективности обнаружения от размерности поля. Для этого, считая СП ${x_j}$ достаточно гладким и учитывая форму сигнала, заменим суммирование в выражении (3.14) интегрированием:

$$\Delta = (2\pi M)^{n-1} \left[\frac{2}{V_{\theta}^2} \int_{0}^{\pi} \dots \int_{0}^{\pi} \int_{-MSi\phi_{l-1}}^{MSi\phi_{l-1}} \int_{0}^{Si\phi_{l-1}} s^2(i) did\phi_{l-1} d\phi_{n-1} - \frac{1}{V_{\theta}^4} \int_{0}^{\pi} \dots \int_{0}^{\pi} \int_{-MSi\phi_{l-1}}^{\pi} \int_{0}^{MSi\phi_{l-1}} \int_{0}^{MSi\phi_{l-1}} \int_{0}^{MSi\phi_{l-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \int_{0}^{MSi\phi_{l-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \int_{0}^{MSi\phi_{l-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-1}} \frac{MSi\phi_{l-1}}{Si\phi_{n-$$

Ha 3.2 3.3 представлены рис. графики И зависимостей (3.16)величин ОТ размерности поля, его коррелированности и величины порогового сигнала. Анализ кривых на графиках показывает, что с ростом коррелированности поля и уменьшением размера сигнала разница между характеристиками эффективности обнаружения размерностей СП для разных уменьшается. Это объясняется требованиями к гладкости фонового СП ^{x_j}, накладываемыми при выводе выражения для КФ ошибок фильтрации и интегральном переходе к выражению (3.16). Понятно, что чем менее коррелированным будет СП $\{x_{j}\}$ и чем более крупным будет полезный сигнал, тем большую ошибку будут содержать выражения (3.15) и (3.16).





Рис. 3.3 Зависимость характеристик обнаружения (3.16) от размерности СП и величины полезного сигнала

Таким образом, эффективность обнаружения шарового сигнала на СП любой размерности при соблюдении условий гладкости поля и ограниченных размеров аномалии можно считать независимой от размерности поля. Это позволяет заменить (3.16) следующей компактной формулой:

$$\Delta = \frac{S^2}{\sigma_{\xi}^2} (\int_{0}^{M} s^2(i) di - \frac{1}{\sigma_{\xi}^2} \int_{0}^{M} \int_{0}^{M} s(i) P_1(|i-j|) s(j) dj di)$$

Полученное выражение является частным случаем (3.16) при *n*=1. Исследования также показывают, что описанными свойствами обладают характеристики обнаружения прямоугольных сигналов на анизотропных СП.

Рассмотрим далее поведение характеристик обнаружения в зависимости от параметров фонового изображения, шума и полезного сигнала. Зависимость Δ от дисперсии и коррелированности фонового СП определяется поведением КФ ошибок фильтрации. Поэтому перепишем (3.15) в виде:

$$P(i) = F^{-1}\left(\frac{\sigma_{\xi}^2 F(B(i))}{\frac{\sigma_{\xi}^2}{\sigma_x^2} + F(B(i))}\right)$$

Анализ полученного выражения показывает, что с ростом дисперсии шума и мешающего изображения КФ ошибок фильтрации также увеличивается, т.е. $P(i, \alpha \sigma_x^2) > P(i, \sigma_x^2)$ для любых $\alpha > 1$. Тогда, подставляя полученное неравенство в (3.16), получаем, что $\Delta^2(\alpha \sigma_x^2) < \Delta^2(\sigma_x^2)$ для любых $\alpha > 1$. Выявленная зависимость подтверждает известный факт о росте вероятности обнаружения сигнала с уменьшением дисперсии СП.

Δ Зависимость ОТ внутрикадровой корреляции фонового изображения аналогична зависимости 0Т дисперсии поля, т.е. $\Delta_1^2(B_1(i)) < \Delta_1^2(B_2(i))$, если $B_1(i) > B_2(i)$ для любого *i*. Объяснить падение эффективности обнаружения можно меньшим информационным более содержанием коррелированного поля перед менее коррелированным.

На рис. 3.4-3.7 показаны графики зависимостей вероятности правильного обнаружения ОТ величины полезного сигнала. дисперсии фона (рис. 3.4,а), дисперсии (рис. 3.5,a),шума внутрикадровой корреляции (рис. 3.6,а) и размера сигнала (рис. 3.7,а). Соответственно на рисунках 3.4,б, 3.5,б, 3.6,б, 3.7,б показаны графики зависимости уровня порогового сигнала от отмеченных параметров при вероятности правильного обнаружения равной 0.5.



Рис. 3.4. Зависимость эффективности обнаружения от величины полезного сигнала (а) и зависимость величины порогового сигнала от дисперсии шума (б)



Рис. 3.5. Зависимость эффективности обнаружения от величины полезного сигнала (а) и зависимость величины порогового сигнала от дисперсии поля (б)



Рис. 3.6. Зависимость эффективности обнаружения от величины полезного сигнала (а) и зависимость величины порогового сигнала от коэффициента корреляции фонового поля (б)



Рис. 3.7. Зависимость эффективности обнаружения от размера полезного сигнала (а) и зависимость величины порогового сигнала от размера полезного сигнала (б)

Анализ графиков на представленных рисунках подтверждает уменьшение вероятности правильного обнаружения с ростом коррелированности мешающего изображения, дисперсий белого шума и фона. Кривые на рис. 3.8 демонстрируют очевидный рост эффективности обнаружения с увеличением размера сигнала.

Рассмотрим теперь некоторые случаи обнаружения протяженного сигнала, имеющие важное значение при решении практических задач. Пусть выполняется обнаружение протяженных сигналов размерами M и αM на фоне случайных полей с КФ $B_1(i)$ и $B_2(i) = B_1(\frac{i}{\alpha})$. При этом энергетические спектры определяются по формулам[20]:

$$G_1(\omega) = F(B_1(i)) = \int_{-\infty}^{\infty} B_1(i) e^{-ij\omega} di$$

$$G_2(\omega) = F(B_2(i)) = \int_{-\infty}^{\infty} B_2(i)e^{-ij\omega}d$$

По теореме подобия

$$G_2(\omega) = F(B_2(i)) = F(B_1(\frac{i}{\alpha})) = \alpha G_1(\omega \alpha)$$

Тогда КФ ошибок фильтрации можно определить из следующих выражений

$$P_{1}(i,\sigma_{\xi}^{2}) = F^{-1}\left(\frac{\sigma_{\xi}^{2}G_{1}(\omega)}{\sigma_{\xi}^{2}+G_{1}(\omega)}\right),$$

$$P_{2}(i,\sigma_{\xi}^{2}) = F^{-1}\left(\alpha \frac{\left(\frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}\right)G_{1}(\omega\alpha)}{\left(\frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}\right)+G_{1}(\omega\alpha)}\right) = P_{1}\left(\frac{i}{\alpha},\frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}\right)$$

Таким образом, увеличение радиуса корреляции в α раз в КФ СП приводит увеличению радиуса корреляции в α раз в КФ ошибок фильтрации при условии, что дисперсия шума увеличивается в α раз. При этом для характеристик (3.16) справедливы следующие равенства:

$$\begin{split} \Delta_{2} &= \frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} (\int_{0}^{\alpha M} s^{2}(\frac{i}{\alpha}) di - \frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} \int_{0}^{\alpha M} \int_{0}^{\alpha M} s(\frac{i}{\alpha}) P_{2}(|i-j|, \sigma_{\xi}^{2}) s(\frac{i}{\alpha}) dj di) = \\ &\frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} ((\alpha \int_{0}^{M} s^{2}(i) di - \frac{\alpha^{2}}{\sigma_{\xi}^{2}} \int_{0}^{M M} s(i) P_{1}(|i-j|, \frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}) s(j) dj di) = \\ &\frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} (\int_{0}^{M} s^{2}(i) di - \frac{1}{\sigma_{\xi}^{2}} \int_{0}^{M M} s(i) P_{1}(|i-j|, \frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}) s(j) dj di) = \Delta_{1}(\frac{\sigma_{\xi}^{2}}{\alpha}). \end{split}$$

Выявленный выигрыш можно объяснить увеличением в α раз области, в которой усредняется шум. При этом если α стремится к нулю, то задача сводится к обнаружению точечного сигнала на фоне белого шума. С другой стороны, если α велико, то обнаруживается протяженный сигнал значительных размеров на фоне высококорелированного поля. Эффективность обнаружения во втором варианте будет превосходить эффективность обнаружения для первого случая. Рассмотрим теперь обнаружение сигнала в случае, если дисперсия шума и фона увеличены в α раз. В этом случае из (3.15) следует, что

$$P_2(i,\alpha\sigma_{\xi}^2,\alpha\sigma_{x}^2) = \alpha P_1(i,\sigma_{\xi}^2,\sigma_{x}^2)$$

т.е. К Φ ошибок фильтрации будет в α раз больше и

$$\begin{split} \Delta_2^2 &= \frac{S^2}{\alpha \sigma_{\xi}^2} (\int_0^M s^2(i) di - \frac{1}{\alpha \sigma_{\xi}^2} \int_0^M s(i) P_2(|i-j|, \alpha \sigma_{\xi}^2, \alpha \sigma_{\xi}^2) s(j) dj di) = \\ \frac{S^2}{\alpha \sigma_{\xi}^2} (\int_0^M s^2(i) di - \frac{\alpha}{\alpha \sigma_{\xi}^2} \int_0^M s(i) P_1(|i-j|, \sigma_{\xi}^2, \sigma_{\xi}^2) s(j) dj di) = \\ \frac{S^2}{\alpha \sigma_{\xi}^2} (M - \frac{1}{\sigma_{\xi}^2} \int_0^M \int_0^M P_1(|i-j|, \sigma_{\xi}^2) dj di) = \frac{\Delta_1^2(\sigma_{\xi}^2)}{\alpha}. \end{split}$$

Объяснить получающийся выигрыш можно уменьшением влияния шумов и увеличением гладкости фонового СП при уменьшении величины ^{*α*}.

3.4 Обнаружение аномалий с неизвестными уровнями на многозональных изображениях

Основной проблемой, возникающей при использовании обнаружителей (3.4) и (3.6) для решения практических задач, является априорная неизвестность отсчетов сигнала s_{ij}^k . Анализ экспериментальных данных показывает, что полезный сигнал на реальных изображениях, как правило, сохраняет свою форму и структуру, но меняет интенсивность. В этом случае протяженный в пространстве полезный сигнал можно записать в виде $s_{ij}^k = s^k f_{ij}^k$, где s^k - неизвестные уровни сигнала на отдельных кадрах изображения; f_{ij}^k

- известные значения относительных уровней сигнала, расположенного в области Ω_0^k на k-м кадре.

Для синтеза решающего правила воспользуемся модифицированным отношением правдоподобия:

$$L = w(\{z_{ij}^k\} / H_1, \pounds^1, \dots, \pounds^N) / w(\{z_{ij}^k\} / H_0)$$

где €^k, k = 1, 2, ..., N, оценки неизвестных уровней полезного сигнала, полученные с помощью метода максимального правдоподобия.

Аппроксимируя условные вероятности $w(\{z_{ij}^k\}/H_1, s^1, ..., s^N)$ и $w(\{z_{ij}^k\}/H_0)$ гауссовскими (3.1), решающее правило оптимального обнаружения протяженных сигналов по совокупности наблюдений на N кадрах можно записать в виде:

$$L = \sum_{k=1}^{N} \mathcal{E}^{k} f_{lvt} V_{lvtijk}^{-1} (z_{ijk} - \mathcal{E}_{\exists ijk}) \begin{cases} > L_{0} - cuzhan & ecmb, \\ < L_{0} - cuzhana & hem, \end{cases}$$
(3.17)

где *£*_{эик} - оптимальный (в смысле минимума дисперсии ошибки) прогноз случайного поля, сделанный на основе всех наблюдений Z_0 , в которых полезный сигнал заведомо отсутствует: $V_{lvtijk} = P_{\exists lvtijk} + \sigma_{\theta}^2 E_{lvtijk}$. $P_{\exists lvtijk}$ ковариационная матрица ошибок при оптимальном прогнозировании. Несложно показать, что в качестве решающего (3.4)правила можно также использовать выражение С соответствующими оценками СП.

Неизвестные оценки \mathscr{G}^k , k = 1, 2, ..., N, можно определить из условия максимума $w(\{z_{ij}^k, (i, j, k) \in \Omega_0\}/Z_0, H_1)$, или минимума выражения $(z_{hi} - m_{1hi})V_{hijk}^{-1}(z_{ijk} - m_{1ijk})$. После дифференцирования квадратичной формы получаем следующую систему линейных уравнений:

$$\sum_{k=1}^{N} (f_{lv}^{t} V^{-1}{}_{lvij}^{tk} f_{ij}^{k}) s^{k} = \sum_{k=1}^{N} f_{lv}^{t} V^{-1}{}_{lvij}^{tk} (z_{ij}^{k} - \mathbf{f}_{ij}^{k}), \quad t = 1, 2.., N.$$
(3.18)

Рассмотрим теперь ряд частных, но важных случаев обнаружения сигнала и поведение системы в этих случаях.

1.Для точечного сигнала на каждом из кадров система (3.18) принимает вид:

$$\sum_{t=1}^{N} a^{kt} (s^{t} - \tilde{z}^{t}) = 0, \quad k = 1..N$$

Решениями этой системы будут известные оценки $f^{k} = \tilde{z}^{k}{}_{ij} = z^{k}{}_{ij} - f^{j}{}_{ij}$. где k=1..N, $\mathfrak{K}^{k}{}_{ij}$ - прогноз в точку k-го кадра с координатами (i,j) по всем точкам f_{lv} , t=1..N, $(l,v) \in \Omega$, l <> i, v <> j. Выигрыш при совместном использовании последовательности коррелированных изображений сравнению с обработкой отдельных ΠО кадров, составляющих многозональное изображение, достигается в этом случае исключительно вследствие более точного **(**3a счет использования информации с других кадров) оценивания элементов изображения.

2.Если кадры многозонального сигнала некоррелированы между собой, т.е. $a_{tvkijt} = 0$ при k <> t, то (3.18) преобразуется к виду:

$$f_{lvt}a_{lvtijk}(f_{ijk}s^{k} - \tilde{z}_{ijk}) = 0, \ k = 1, 2, ..., N,$$

и оценки неизвестных уровней принимают вид:

$$\boldsymbol{\pounds}^{k} = \frac{f_{lvk} a_{lvkijk} \widetilde{z}_{ijk}}{f_{lvk} a_{lvkijk} f_{ijk}}, \quad k = 1, 2, \dots, N$$
(3.19)

Подстановкой полученных оценок в решающее правило (3.17) в случае коррелированности входящих в многозональное изображение кадров, можно получить квазиоптимальный алгоритм обнаружения. Такой обнаружитель будет проигрывать оптимальному алгоритму в эффективности обнаружения, но выигрывать по быстродействию. 3. В случае некоррелированности всех отсчетов мешающего изображения $x^{k}{}_{ij}$ легко получить следующее известное решающее правило:

$$L = (z_{ijk} - \mathbf{f}_{\Im ijk})(z_{ijk} - \mathbf{f}_{\Im ijk}) \begin{cases} > L_0 - cuгнал & ecmb, \\ < L_0 - cuгналa & нem. \end{cases}$$

4.Если многозонального изображения входят В состав коррелированные одинаковые или полностью кадры, то соответствующие уравнения в системе (3.18) будут подобными, а эти кадры можно использовать лишь для усреднения шума при оценивании изображения

Таким образом, для обнаружения протяженных аномалий с неизвестными уровнями на многозональных изображениях необходимо с помощью выражений (3.3) и (3.8) рассчитать ковариационную матрицу ошибок прогнозирования, затем получить оценку неизвестных уровней с помощью системы (3.18) или выражений (3.19), подставить вычисленные значения в решающее правило (3.17) и сравнить полученную статистику с порогом.

3.5.Сравнительный анализ эффективности обнаружителей с известными и неизвестными параметрами

Для упрощения последующих выкладок запишем полученный обнаружитель (3.17) в следующем виде:

$$L = (z_{ijk} - x_{ijk})c_{ijklvt}(z_{lvt} - x_{lvt}) \begin{cases} > L_0 - curhan & ecmb, \\ < L_0 - curhana & hem, \end{cases}$$
(3.20)

где ^{С_{іjklvt}} - коэффициенты, зависящие от ковариационных свойств многозонального изображения, параметров шума, формы и характера сигнала и определяемые из выражений (3.17) и (3.18).

Из-за сложных ковариационных связей между остатками \widetilde{Z}_{lvt} компенсации И. вообще говоря, негауссовского вида распределения случайной величины *L* вероятностный анализ (3.20) сопряжен со значительными математическими трудностями. Однако с ростом числа точек в полезном сигнале и увеличением числа кадров в многозональном изображении распределение *L* быстро стремится к нормальному. Параметры этого распределения:

$$m(L \mid H_0) = c_{ijklvt} P_{\exists ijklvt}, \quad m(L \mid H_1) = c_{ijklvt} P_{\exists ijklvt} + s_{ijk} c_{ijklvt} s_{lvt},$$
$$D(L \mid H_{0,1}) = c_{ijklvt} m_{0,1jklvt\alpha\beta\kappa\gamma\delta\tau} c_{\alpha\beta\kappa\gamma\delta\tau} - m^2(L \mid H_{0,1})$$

где P_{3ijkhi} - ковариационная матрица ошибок прогнозирования; $m_{0,1jkhivka\beta\kappa\gamma\delta\tau} = m(\widetilde{z}_{ijk}^{4} | H_{0,1})(b_{21}(b_{31} + b_{32}b_{21})(b_{41} + b_{42}b_{21} + b_{43}(b_{31} + b_{32}b_{21})) + b_{32}b_{22}(b_{42} + b_{43}b_{32}) + b_{32}b_{33} + b_{44});$ $m(\widetilde{z}_{ijk}^{4} | H_{1}) = (\sigma_{z}^{2} + (s_{ijk})^{2})^{2} + 2[\sigma_{z}^{4} + (f_{ijk})^{2}\sigma_{z}^{6}]; m(\widetilde{z}_{ijk}^{4} | H_{0}) = 3\sigma_{x}^{2}; b_{gh}$ - элементы матрицы $B = \chi(R_{u}); g, h = 1..4; \chi(0)$ преобразование Хоттелинга; R_{0} - 4х4 матрица, составленная из коэффициентов корреляции между случайными величинами $\widetilde{z}_{ijk}, \widetilde{z}_{hi}, \widetilde{z}_{\alpha\beta\kappa}, \widetilde{z}_{\gamma\delta\tau}.$

На рис. 3.8 и 3.9 показаны зависимости относительного проигрыша по величине порогового сигнала алгоритма с неизвестными уровнями обнаружителю с известными уровнями. При этом вероятность ложной тревоги $P_F = 0.001$, вероятность обнаружения $P_d = 0.5$, коэффициент межкадровой корреляции R = 0.9.



Рис. 3.8 Относительный проигрыш алгоритма с неимзвестными уровнями оптимальному обнаружителю с известными параметрами в зависимости от величины дисперсии и размера сигнала на кадре



Рис. 3.9 Относительный проигрыш алгоритма с неизвестными уровнями оптимальному обнаружителю с изветсными параметрами в зависимости от величины коэффициента внутрикадровой корреляции и числа кадров

Анализ кривых показывает, что с ростом числа кадров или увеличением дисперсии шума разница между обнаружителями возрастает. В то же время с ростом внутрикадровой корреляции или размера сигнала на каждом из кадров обнаружитель с неизвестными уровнями приближается к оптимальному алгоритму с известными

100

параметрами. При этом относительной увеличение разницы между обнаружителями с ростом числа кадров можно объяснить увеличением оцениваемых числа параметров (относительных уровней на каждом кадре). С увеличением размера сигнала, увеличением коррелированности поля или с уменьшением дисперсии шума дисперсия ошибки оценивания неизвестных уровней уменьшается. Поэтому относительная разница между эффективностями обнаружителей с известными и неизвестными уровнями уменьшается.

Проведенные исследования позволяют сделать вывод, что при известных уровнях сигнала на каждом кадре предлагаемый обнаружитель сравним по эффективности с алгоритмом, требующим знания параметров полезного сигнала. априорного Однако, В большинстве практических задач уровни сигнала на каждом кадре неизвестны. В этих условиях обнаружитель сигналов с неизвестными уровнями обладает существенными преимуществами. Для иллюстрации на рис. 3.10 показаны зависимости относительного проигрыша алгоритма (3.17) обнаружителю (3.5) от количества кадров и коэффициента внутрикадровой корреляции в случае, если полезный кадрах сигнал ожидался на всех многозонального изображения, но проявился только на одном. При этом вероятность $P_{d} = 0.5$ $P_F = 0.001$ вероятность обнаружения тревоги ложной коэффициент межкадровой корреляции R = 0.9, дисперсия шума $\sigma_{\theta}^2 = 1$. размер сигнала на каждом из кадров M = 4.



Рис. 3.10 Относительный проигрыш алгоритма (12) обнаружителю (4) в зависимости от числа кадров

Анализ графиков, представленных на рис. 3.10, показывает, что r > 0.98внутрикадровой корреляции при двух кадрах И vже обнаружитель с известными уровнями проигрывает найденному алгоритму. Понятно, что с ростом априорной неопределенности относительно параметров сигнала преимущество обнаружителя с неизвестными уровнями будет еще более явным. Это позволяет рекомендовать предлагаемый алгоритм для использования В системах обработки реальных изображений.

3.6 Выводы

1. Ha основе модифицировнного отношения правдоподобия обнаружители синтезированы локальной оптимальные неоднородности с произвольной формой на фоне пространственномногозонального изображения однородного С неизвестными относительными уровнями яркости при наличии нормального шума с математическим ожиданием известным средненулевым И квадратическим отклонением

2. Получены аналитические выражения для расчета характеристик обнаружения для разного состава априорной неопределенности параметров локальной неоднородности.

3. Предложено несколько семейств квазиоптимальных алгоритмов обнаружения протяженных аномалий на многозональных изображениях.

5. Найдены необходимые аналитические соотношения и дана сравнительная оценка процедур обнаружения сигналов.

4. ПРИМЕРЫ ПРОГРАММНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ И

ОБРАБОТКА МНОГОЗОНАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

4.1 Постановка задачи

В предыдущих разделах решены задачи синтеза алгоритмов обнаружения моделирования И аномалий для многозональных космических снимков. Вместе с тем, практическое применение формирования СΠ И рекуррентных алгоритмов обнаружения аномалий имеет особенности, связанные с наличием границ кадров реальных изображений, ограничениями по скорости выполнения операций и объему памяти ЭВМ и т.д. Кроме этого, природа изображений реальных спутниковых отличается сложностью И разнообразием и часто может иметь существенные различия с природой имитированных изображений. Эти различия усугубляются что полезный сигнал, характеризующий состояние земной тем. поверхности, наблюдается на космическом изображении на фоне Это обуславливает ошибки, различных помех. значительные возникающие при непосредственном применении алгоритмов обработки реальному спутниковому Поэтому к материалу. настоящий раздел работы посвящен построению и реализации алгоритмов предварительной обработки реальных многозональных изображений, а также ранее разработанных процедур в едином программном комплексе.

В п. 4.2, п. 4.3 и п. 4.4 рассмотрены некоторые аспекты предварительной обработки многозональных изображений, связанные с их фильтрацией и сегментацией. В п. 4.5 представлены результаты исследования влияния предварительной обработки многозональных изображений на качество обнаружения аномалий. В п. 4.5 рассмотрен порядок работы с программой, предназначенной для обработки и имитации многозональных изображений, и описаны ее возможности.

4.2 Модель формирования многозонального спутникового изображения

Важность предварительной фильтрации искаженного изображения обусловливается возможными ошибками, которые будут проявляться при обработке исходного снимка. Большую роль в процессе компенсации помех играет построение модели наблюдений.

Рассмотрим упрощенную схему формирования наблюдаемого многозонального изображения $Z_k(i,j)$, представляющего собой пораженный различными помехами исходный сигнал $x_k(i,j)$, отражающий действительное состояние поверхности в точке с пространственными координатами (i,j) в k-ой спектральной зоне.

В процессе получения полезного сигнала возникает так называемый импульсный шум. Причинами его появления являются отражение солнечных лучей от расположенных на поверхности фокусирующих излучение предметов, от Земли взвешенных В атмосфере частиц И Т.Д. Его воздействие на сигнал в математической форме можно записать следующим образом [93]:

$$t_k(i,j) = N[x_k(i,j)]$$

 $N(x_k(i,j)) = \begin{cases} выброс со случайной амплитудой и вероятностью возникновния <math>P^k \\ r д e \end{cases}$

В процессе прохождения через атмосферу сигнал искажается. Это вызвано искажающими свойствами самой атмосферы, облачностю и т.п.

По свойствам и физической природе атмосферные оптические помехи можно разделить на две группы:

 постоянно присутствующие в атмосфере фоновые помехи, вызванные собственным излучением атмосферы и Земли или рассеянием оптического излучения от различных посторонних источников, в том числе Солнца, Луны, подстилающей поверхности и др.;

помехи, порожденные искажениями оптического сигнала,
 вызванными взаимодействием сигнала с атмосферой [93,94].

Первая группа представляет собой в основном аддитивные помехи, которые суммируются с передаваемым сигналом и состоят из постоянной во времени или медленно меняющейся (например, в течение суток) и случайной (быстро меняющейся) составляющих.

Вторая группа помех представляет как аддитивные, так и мультипликативные атмосферные помехи на которые перемножается принимаемый сигнал. Этот вид помех снижает эффективность системы наблюдения, заглушая величину и форму сигнала. Причем, увеличение мощности оптического сигнала не ведет к линейному росту отношения сигнал/шум. К мультипликативным помехам также относится одно- и многократное рассеяние оптического сигнала [93].

В результате действия этих помех наблюдатель из космоса наблюдает поверхность $u_k(i,j)$, как результат преобразования: $u_k(i,j) = A[t_k(i,j)]$, где оператор $A[t_k(i,j)] = (t_k(i,j) + a_k(i,j))m_k(i,j)$, $a_k(i,j)$ _ аддитивная добавка, вызванная фоновыми помехами, $m_k(i,j)$ _ мультипликативные помехи.

В некоторых случаях искажения, вызванные атмосферой, незначительны или же объектом наблюдения являются эффекты, происходящие в атмосфере. В таких случаях влияние атмосферы можно не учитывать.

Перед непосредственным попаданием на сканирующее устройство сигнал проходит через оптическую систему спутника. В

настоящей работе использовался спутниковый материал, полученный со спутников Terra. К сожалению, детальные сведения о параметрах элементов оптической системы этого спутника (число линз, их ФРТ и т.д.) не опубликованы. Однако, известно, что в преобразование, которое претерпевает общем виде сигнал В результате воздействия оптической системы спутника, представляет собой линейный фильтр. Воздействие фильтра этого В математическом виде можно записать так:

$$v_k(i,j) = O[u_k(i,j)]$$

После всех описанных преобразований сигнал $v_k(i, j)$ поступает на сенсоры спутника. Оптический сенсор сканера Modis спутника Terra можно представить моделью, представленной на рис. 4.1.


Рис. 4.1. Модель датчика сканера

MODIS

Датчик представляет собой своеобразную "линейку" состоящую из 40 высокочувствительных фотоэлементов, установленных в два ряда. Линейка фотоэлементов «скользит» по изображению. При этом формируется электрический сигнал, который поступает на передающие устройства спутника.

Искаженный атмосферой сигнал попадает на фотоэлемент и претерпевает определенные искажения. Причем основные искажения на фотоэлементах имеют мультипликативную природу. Мультипликативный шум можно заметить на приведенном изображении (рис. 4.2).



Рис. 4.2. Фрагмент многозонального изображения

Хорошо заметна модуляция яркости, выраженная в темных полосах, покрывающих изображение. Описанное преобразование можно записать следующим образом:

$$v_k(i,j) = O[u_k(i,j)]$$

где
$$r_k(i, j) = \begin{cases} \frac{A * a_{j \mod 20} e c \pi u}{B * b_{j \mod 20} e c \pi u} & i & 4 e m h a \pi \end{cases}$$
:

периодическая двумерная последовательность с периодом по горизонтали 2 и по вертикали 20. Указанные периоды определяются размерами фоточувствительного датчика (рис. 1).

В описанной модели коэффициенты $r_k(i, j)$ представлены как постоянные величины. В действительности, в процессе построения изображения, возможны их незначительные отклонения. Однако, в некоторых случаях (например, при обработке малого фрагмента снимка) изменения этих коэффициентов можно не учитывать.

Ha также осуществляется этапе приема квантование И дискретизация сигнала. Следует отметить, что при использовании в системе спутникового мониторинга шестнадцатибитных изображений, потери, возникающие при квантовании, можно не учитывать при построении модели. Кроме того, что ошибки, возникающие при оцифровке изображения, хорошо исследованы и описаны [96,97]. Однако существуют некоторые малоисследованные моменты. вносящие существенные искажения в получившееся "эффект памяти" изображение. Так, например, имеет место фотоэлемента, когда после съемки некоторого участка повышенной яркости при переходе к значительно более темным участкам фотоэлемент не успевает остыть. В результате происходит увеличение яркости в обрабатываемой точке. Результат процедуры дискретизации и квантования можно условно записать в следующем виде:

$$y_k(i,j) = K[D[w_k(i,j)]]$$

где *D*[] – оператор дискретизации, *K*[] – оператор квантования, или заменить аддитивной добавкой.

Следующим этапом формирования изображения является "склеивание" отснятых "линейкой" участков и различные Необходимость преобразования полученного снимка. геометрических преобразований при работе с космической съемкой вызвана тем, что исходные спутниковые данные всегда имеют определенные пространственные искажения. А обработка информации требует спутниковой регуляризации исходной информации с приведением ее к матрице с пикселями, имеющими пространственное разрешение и в соответствие с одинаковое картографической требуемой проекцией. Решение этих задач обеспечивает процедура геометрической коррекции. В процессе ее проведения используются операции трансформации исходной матрицы, такие как вращение, различные линейные и нелинейные искажения.

В общем влияние этих искажения можно записать как

$$z_k(i,j) = G[w_k(i,j)]$$

Значения $z_k(i, j)$ и представляют собой отсчеты изображения, наблюдаемого как результат спутниковой регистрации земной поверхности.

4.3 Фильтрация мультипликативных помех, характерных для сканера MODIS

Анализируя кадры реального многозонального изображения (рис. 4.3), можно заметить характерные вертикальные и горизонтальные полосы, покрывающие все изображение.



Рис. 4.3. Съемка Ульяновской области в инфракрасном диапазоне.

Ковариационная матрица изображения также имеет выраженную периодическую структуру, порожденную видом искажений (рис.4.4).



Рис. 4.4. Параметры исходного изображения

Как было отмечено при построении модели наблюдений, эти помехи имеют мультипликативную природу и являются результатом неточной калибровки сканирующего устройства на спутнике.

Компенсацию этих помех в соответствии с моделью наблюдений можно организовать следующим образом:

1. Найдем средние значения для элементов изображения, порожденных соответствующими точками "линейки" изображения.

 $R_{kl} = \frac{\sum_{i,j \in D} z_{ij}}{N}$, где D= (i mod 2 = k; j mod 20 =1); N – число элементов в D; k=0,1; l=0,..,19;

2. Вычислим среднее по изображению
$$m = \sum_{i} a_{i}$$

3.

Найдем коэффициенты отклонения
$$r_{kl}^{-1} = \frac{R_{kl}}{m}$$

4. Каждый элемент изображения домножим на соответствующий коэффициент $z_{1_{ij}} = r_{kl}^{-1} * z_{ij}$, k= i mod 2; l= j mod 20.

Результаты фильтрации таким способом более приемлемые (рис 4.5-4.6), однако на однородных участках изображения (главным образом ярких или, наоборот, темных) периодическая структура сохранилась.



Рис. 4.5. Фильтрация, основанная на использовании оценок "линейки"

115

Это связано, во-первых, с изменением коэффициенты отклонения r_{kl}^{-1} в пространстве изображения и во – вторых, с ошибками вычислений в условиях ограниченного множества значений, которые могут принимать отсчеты реального цифрового изображения (0-65535).



Рис 4.6. Параметры изображения после фильтрации

Улучшить результаты фильтрации можно, модифицировав образом. описанный алгоритм следующим Для ЭТОГО будем оценивать коэффициенты "линейки" не по всему изображению, а в некотором скользящем окне. При этом каждый раз значение для "линейки" коэффициента В окне является ЛИШЬ уточнением полученной ранее оценки. Результат фильтрации представлен на рис. 4.7. При этом окно двигалось по изображению "змейкой" и для устранения ошибок при оценивании в начале фильтрации окно по достижении конца изображения проходит тем же путем, но в обратном направлении.



Рис. 4.7. Фильтрация в скользящем окне



Рис 4.8. Параметры изображения после фильтрации в скользящем окне

Регулярные помехи в результате такой фильтрации практически незаметны на изображении. Особенно разница с фильтрацией по всему изображению видна на однородных участках (рис. 4.9).





Рис. 4.9 Сравнение результатов фильтрации в скользящем окне и по всему изображению

4.4 Сегментация многозональных изображений

Сегментация как этап обработки визуальной информации является естественным и логичным расширением функциональных возможностей систем цифровой обработки информации, так как позволяет осуществлять визуальный анализ областей-объектов, их геометрических Сегментацию яркостных И характеристик. рассматривают как начальный этап построения формального описания выполнения которого многом сцены, качество BO решения задачи распознавания изображений, определяет успех интерпретации визуально наблюдаемых объектов.

Особую актуальность решение задачи сегментации изображений имеет в задачах космического мониторинга, например, для определения площади наводнения, прогнозирования урожайности, распознавания лесных пожаров, вычисления высоты прилива и т.д.

Современные спутниковые системы регистрируют состояние земной поверхности сразу в нескольких спектральных диапазонах.

Поэтому особый интерес В настоящее время приобретает задача сегментации многозональных изображений. При этом анализ существующих на настоящее время решений показывает, что все они выделении И последующей сегментации основаны на самого информативного ИЗ всего набора кадров многозонального изображения. Существенным недостатком такого подхода является игнорирование информации, содержащейся на остальных кадрах многозонального изображения. Устранению этого недостатка И качественному решению задачи автоматизированной сегментации многозональных изображений и посвящена настоящая работа.

Пусть необходимо сегментировать (разбить на однородные зоны сегменты) поверхность, которая описывается многозональным изображением размером $M_1 x M_2$, состоящим из N кадров. Результат сегментации можно представить в виде двумерного изображения $G_{ij} \{i = 1..M_1; j = 1..M_2\}$ ЭТОМ кажлый ИЗ пикселей имеет цвет, соответствующий объекту (сегменту), которому Этот пиксель принадлежит на земной поверхности. Пусть теперь на момент текущей итерации *k* пикселей уже отнесены к одному из L Требуется проверить соответствие k+1 пикселя сегментов. С (i, j)новому сегменту координатами или одному ИЗ уже существующих. Для этого для каждого из кадров многозонального изображения в отдельности на основании ранее выбранного критерия однородности проверяется гипотеза о принадлежности данного пикселя к ранее сформированным или новому сегменту [3]. Результаты этой проверки можно записать в виде множества $\{f_{ij}^{k} = 1,..,N\}$. где k - номер кадра многозонального значений изображения, порядковых номеров уже известных сегментов, к которым относиться отсчет изображения с координатами (i, j) по результатам сегментации *k*-ого кадра.

Далее кадры многозонального изображения ранжируются в группы в соответствии с результатами принадлежности пикселя с координатами ^(i, j) тому или иному кластеру. Для каждой из этих групп рассчитывается весовой параметр по следующей формуле:

$$v_{i} = 1 + \frac{2 * \sum_{j=1}^{N_{i}} \sum_{k=j+1}^{N_{i}} (1 - R_{kj}^{i})}{N_{i}(N_{i} - 1)}, \qquad (4.1)$$

где N_i - количество кадров в i-ой группе, $R_{k_i}^i$ - коэффициент корреляции между j-м и k-м кадром i - ой группы. Необходимо отметить, что для расчета весового параметра можно использовать и однако соотношения, эксперименты, проведенные другие на объеме большом изображений, многозональных показывают большую эффективность выражения (4.1).Гипотеза 0 принадлежности пикселя к тому или иному сегменту принимается по результатам сравнения между собой весовых параметров И выявления наибольшего. По завершению распределения пикселей по кластерам, последние сравниваются между собой и В случае близости в соответствии с выбранными критериями объединяются.

Анализ формулы (1) показывает, что в случае роста группы за счет кадра, коэффициент корреляции которого с одним из кадров этой группы близким к единице, то рост весового параметра группы будет незначительным. Это можно объяснить тем, что информация, содержащаяся в новом кадре, уже присутствует в кадрах группы. И наоборот: если корреляция между новым кадром и имеющимися в группе будет незначительна, то увеличение весового параметра группы, обусловленного расширением группы за счет нового кадра, будет велико. Таким образом, поведение предлагаемого алгоритма логично и легко объяснимо. Это позволяет рассчитывать на высокую эффективность совместной сегментации кадров многозонального изображения.

121

Известно, существенных факторов. что одним самых ИЗ существенно ухудшающих качество сегментации, являются импульсные шумы, в избытке имеющиеся на кадрах реальных многозональных изображений. Однако, эксперименты, проведенные на реальном спутниковом материале, показывают, применение к результатам сегментации медианного фильтра, позволяет почти полностью убрать негативное влияние этих шумов.

Для проверки эффективности предлагаемого алгоритма можно воспользоваться методикой статистического моделирования. Для с помощью комбинации реализаций авторегрессионной этого модели с кратными корнями имитируется неоднородное изображение [3], близкое по своим корреляционным свойствам К кадрам многозонального изображения. Затем реального на основании заданных коэффициентов межкадровой корреляции имитируются остальные кадры многозонального изображения [ВКК спросить, Статья Андреев]. Полученные таким образом кадры складываются с белым и импульсным шумами (рис. 4.10).



б)

a)



Рис 4.10. Имитация кадров многозонального изображения (а,б,в) и результат их совместной сегментации

Далее каждый из кадров подвергается процедуре сегментации в наиболее соответствии c одним ИЗ трех алгоритмов, часто применяемых на практике для сегментации изображений (К-средних, сегментирование [41, 43, 78, 100]).Затем ISODATA, текстурное изображения обрабатываются вместе, как единое многозональное изображение, в соответствии с описанным в настоящей работе Полученные алгоритмом. результаты В свою очередь обрабатываются медианным фильтром. В таблице 1 представлены сегментации сымитированных изображений результаты В виде среднего процента пикселей, правильно отнесенных К соответствующему сегменту. Общий объем выборки составил 500 изображений размером 240 на 240, состоящих из 5 кадров каждый.

	К – средних	ISODATA	Текстурная
			сегментация
1 слой	72,2	68,1	81,2
2 слой	58,6	55,4	61,4

122

3 слой	52,3	51,2	55,8
Объединение	76,8	72,3	89,3
слоев			
Медианная	79,2	74,6	91,4
фильтрация			

Табл. 4.1 Результаты сегментации многозональных изображений

Анализ результатов позволяет сделать вывод о значительном (до 14%) эффективности сегментации росте счет совместной 3a обработки всех кадров многозонального изображения. Недостатком необходимость большого предлагаемой методики является количества вычислений, связанных с обработкой всех кадров многозонального изображения. Уменьшить вычислительные затраты помощью предварительного выбора из всех можно С кадров многозонального изображения наиболее информативных.

Эксперименты с реальными многозональными изображениями подтверждают результаты, полученные с помощью статистического моделирования. На рис. 4.11 представлен фрагмент одного из кадров реального многозонального изображения и результат сегментации этого кадра.



123

Рис 4.11. Сегментация реальных

Таким образом, в настоящей работе на основании существующих предложены эффективные алгоритмов процедуры сегментации изображений, обладающие многозональных широкими собственной настройке возможностями ΠО И позволяющие качественно обрабатывать реальный спутниковый материал.

4.5 Влияние предварительной обработки многозональных изображений на качество обнаружения аномалий

Для исследования влияния предварительной обработки реального спутникового материала влияет на качество обнаружения полезного методикой сигнала можно воспользоваться статистического Для выберем моделирования. ЭТОГО реальное многозональное изображение Ульяновской области, состоящее из 7 кадров, (один из рис 4.12a), его кадров представлен на замешаем полезный аддитивный сигнал размером 3*3 (рис. 4.12б) и проведем процедуру обнаружения этого сигнала с предварительной обработка материала (рис 4.136, рис 4.14а, рис 4.14б) и без нее (рис. 4.13а). Сводные зависимости вероятности правильного обнаружения при вероятности ложной тревоги 0.001 от амплитуды полезного сигнала представлены на рис 4.156.

спутниковых снимков



Рис 4.12 Один из кадров многозонального изображения до (рис 4.12a) и после (4.12б) добавления сигнала



ч) Рис 4.13. Результаты обнаружения полезного сигнала (рис 4.13а) и результаты фильтрации (4.13б)



Рис 4.14. Результаты сегментации изображения (рис 4а) и обнаружение полезного сигнала (рис 4б) после предварительной обработки.



Рис. 4.15 Результаты исследования эффективности обнаружения протяженных аномалий с предварительной фильтрацией и сегментацией спутникового материала.

Анализ кривых на рис. 4.15 показывает, что предварительная обработка спутникового материала позволяет существенно повысить качество обнаружения (до 2 раз по амплитуде полезного сигнала). При этом для сокращения вычислительных затрат можно или сегментацию информативных выполнять только самых кадров изображения пренебречь проведением многозонального или сегментации вообще при условии обязательной предварительной фильтрации.

4.6 Описание программного продукта

Рассмотрим структуру разработанного программного пакета для исследования, моделирования и фильтрации СП. Программный пакет «Мультиспектр» состоит из ядра программы, в который включены основные функции обработки изображения, и набора библиотек, подключаемых для решения тех или иных задач. Программа «Мультиспектр» реализована в объектно-ориентированной среде Delphi и работает на платформе Windows.



Рис. 4.16. Внешний вид программы «Мультиспектр»

Программа «Мультиспектр» предназначена для просмотра и анализа спутникового материала, получаемого со спутников Terra. Пакет может открывать как обычные восьмибитные изображения, так и шестнадцатибитную многозональную съемку, получаемую непосредственно из космоса. Благодаря оригинальной схеме размещения данных в памяти, программа может открывать и работать почти с неограниченным числом снимков любого размера (фактически размеры загружаемого многозонального изображения ограничиваются только памятью компьютера). Анализ загруженного снимка, который позволяет сделать программа, включает в себя расчет матрицы межкадровых и внутрикадровых корреляций, расчет гистограммы изображения, его статистических свойств, анализ срезов корреляционной функции. При этом анализ может вестись как по всему изображению, так и в определяемом пользователем стробе, строке или столбце. Информация, полученная в ходе анализа, может быть напрямую из программы переведена для отчета в файл Excel. Возможности программы включают в себя также некоторые операции с загруженным изображением, например эквалайзинг всего или части изображения, создание на основании многозонального снимка псевдоцветного и композитного цветного изображения с произвольным формированием палитр и др.

Кроме этого в программу внедрены модули по моделированию изображений и их последовательностей на основе модели кратных корней. При этом программа позволяет работать с двумерными, трехмерными или четырехмерными моделями любой кратности, варьируя их параметры в широких пределах. Кроме ручного ввода параметров, программа для выбранной модели автоматически решает задачу синтеза, определяя оптимальные параметры по указанному изображению.

Программа реализует алгоритмов фильтрации, также ряд например. линейной фильтрации, медианной И робастной фильтрации и их комбинаций. Кроме общеприменяемых алгоритмов программе были реализованы оригинальные алгоритмы, В ориентированные фильтрацию осциллирующих на мультипликативных помех, характерных для инфракрасных снимков, получаемых с помощью сканеров Modis.

Наконец, программный пакет включает в себя два алгоритма сегментации изображений, обобщенных на многозональный случай.

129

Благодаря универсальности исследуемых алгоритмов и большому количеству параметров, изменяемых в программе, предлагаемый паккет позволяет выполнить сегментацию любого изображения на достаточно высоком уровне.

Программная cpega Borland Delphi 7 была выбрана для реализации пакета по нескольким причинам:

1. Объектная модель в Delphi просто и легко расширяется

2. Delphi имеет широкий набор встроенных математических функций и визуальных элементов, существенно облегчающих разработку программы.

3. Программа написанная на языке Delphi не только выполняется на всех версиях Windows, но и, будучи перекомпилированной в среде Kylix, работает в операционной системе Linux и Unix (с установленным графическим интерфейсом).

Организация кода имеет расширяемый характер, т.е. имеется возможность дописать собственный алгоритм моделирования или фильтрации через стандартный программный интерфейс И свой Динамически подключить код К главной программе. подключаемые модули существенно увеличивают быстродействие основной программы и увеличивают возможности программы.

4.5 Выводы

1. Решена задача компенсации мультипликационных осциллирующих помех, характерных для кадров инфракрасного диапазона многозональных изображений, полученных с помощью сканера MODIS.

2. Предложен алгоритм сегментации многозонального изображения, основанный на использовании информации со всех его кадров.

3. Исследовано влияние синтезированных процедур предварительной обработки на качество обнаружения протяженных сигналов на

многозональных изображениях. Показано, что предварительная обработка спутникового материала повысить эффективность обнаружения на 80-100 % (по амплитуде полезного сигнала)

4. Дано описание программного комплекса, реализующего все синтезированные в данной работе решения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные научные и практические результаты, полученные в диссертационной работе, состоят в следующем:

1. Синтезированы обнаружители локальной неоднородности с произвольной (но известной) формой на фоне пространственнооднородного многозонального изображения с неизвестным уровнем яркости при наличии квазибелого нормального шума с нулевым математическим ожиданием и известным среднеквадратическим отклонением в условиях априорной неопределенности координат локальной неоднородности и ее относительных уровней яркости на отдельных кадрах многозонального изображения.

2. Получена новая форма записи решающего правила обнаружения аномалий произвольной формы, которая предполагает проведение оптимальной фильтрации СП, расчет ковариационной матрицы ошибок фильтрации, весового суммирования по формулам (3.) и сравнение полученной статистики с пороговым значением.

3. Получены аналитические характеристики обнаружения протяженных и точечных аномалий с известными и неизвестными параметрами

4 Математическое моделирование полученных И анализ вероятностных характеристик показывает, проигрыш что синтезированного алгоритма с неизвестными уровнями обнаружителю с известными параметрами сигнала в отношении сигнал/шум составляет менее 20%

5. Разработаны математические модели многозональных изображений, адекватные по своим свойствам реальному спутниковому материалу.

6. Разработаны алгоритмы сегментации многозональных изображений и компенсации осциллирующих мультипликативных помех.

7. Математическое моделирование показало, что использование процедур предварительной сегментации и фильтрации многозонального изображения позволяет получить выигрыш до 80 % в отношении сигнал/шум.

8. Сформированы рекомендации по уменьшению вычислительных затрат на реализацию разработанных и синтезированных алгоритмов обнаружения в аппаратуре.

9. Результаты исследования влияния корреляционных свойств многозонального изображения на эффективность разработанных алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей с неизвестной формой дают возможность обоснованного уменьшения вычислительных затрат в несколько раз.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ, ПОЛУЧЕННЫЕ В ДИССЕРТАЦИИ, ИЗЛОЖЕНЫ В СЛЕДУЮЩИХ ПУБЛИКАЦИЯХ:

- Vasilev K.K., Dementew V.E. The Analysis of correlation properties of autoregression casual fields. - Pattern recognition and image analysis, 2004, v. 2, p. 415-417.
- 2. Васильев К.К., Дементьев B.E. Алгоритмы обработки изображений. четвертой многозональных Труды Всероссийской научно-практической конференция «Современные проблемы эксплуатации создания И радиотехнических систем», Ульяновск, 2004, с. 14-17
- Дементьев В.Е. Компенсация мультипликативных помех на спутниковых снимках. – Труды четвертой Всероссийской научно-практической конференция «Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем», Ульяновск,2004, с. 41-44

- 4. Дементьев В.Е. Обнаружение сигналов на многозональных изображениях. Тезисы докладов XXXIX научно-технической конференции, Ульяновск, 2005, с. 107
- Васильев К.К., Дементьев В.Е., Алгоритмы обнаружения аномалий с неизвестными параметрами на многозональных изображениях. – Вестник УГТУ, 2005, №4, с. 13-16
- Васильев К.К., Дементьев В.Е., Алгоритмы оптимального обнаружения сигналов с неизвестными уровнями на многозональных изображениях. – Труды VIII Международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение», 2006, т.2, с. 433-436
- 7. Васильев К.К., Дементьев В.Е., Ковариационные функции ошибок линейной фильтрации многомерных случайных полей.
 Труды 61 научной сессии, посвященной дню радио, 2006, с. 170-172
- Дементьев В.Е. Обнаружение протяженных аномалий на спутниковых снимках земной поверхности, - Вестник УГТУ, 2006, № 2, с. 34-37
- 9. Дементьев В.Е., Обнаружение протяженных аномалий на случайных полях с изотропной корреляционной функцией. -Труды 7 Международной научно-технической конференции «Континуальные алгебраические логики, исчисление и нейроинформатика в науке и технике», т. 2, Ульяновск, 2006, с. 153-155
- 10. К.К., B.E., Васильев Дементьев Моделирование изображений Электронная многозональных техника: сборник Межвузовский научных трудов/ Под ред. Д.В.Андреева. Ульяновск: УлГТУ, 2006, в печати

- Васильев К.К. Дементьев В.Е.
 Обнаружение протяженных аномалий на многозональных изображениях, Наукоемкие технологии, 2006 в печати
- Дементьев В.Е., Алгоритмы сегментации многозональных изображений. Ульяновск: Вестник УГТУ, 2006, в печати.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Аникин И.В. Методы нечеткой обработки, распознавания и анализа предметов / И.В. Аникин, М.Р. Шагиахметов // Распознавание образов и анализ сцен: труды 5 межд. конф. - С.-Петербург, 2002. - т.1. - С. 16-20.
- Асмус В.В. Параллельные вычисления в обработке данных дистанционного зондирования земли / В.В. Асмус, А.А. Бучиев, В.П. Пяткин //Цифровая обработка сигналов и ее применение: труды 8 межд. науч.-тех. конф. - Москва, 2006. - т.2. - С. 467-471.
- Ахметшин А.М., Федоренко А.Е. Применение теории марковских случайных полей для сегментации мультиспектральных изображений земной поверхности. http://gis.nmu.org.ua/lit/doc2.doc
- 4. Ахметшин А.М., Фенога Д.А. Отображение и анализ мультиспектральных изображений земной поверхности в базисе Грамма – Шмидта. http://gis.nmu.org.ua/lit/doc1.doc
- Бакут П. А. Теория обнаружения сигналов / П.А. Бакут. М. : Радио и связь, 1984. – 440 с.
- Бакут П.А., Колмогоров Г.С. Сегментация изображений: Методы выделения границ областей / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров. // Зарубежная радиоэлектроника. – 1987, - №10.-С. 16-23
- 7. Балакришнан А.В. Теория фильтрации Калмана: Пер. с англ./ А.В.Балакришнан – М.: Мир, 1988, -168 с.
- Бейтмен Г. Таблицы интегральных преобразований / Г. Бейтмен, А. Эрдейи, М.: Наука, 1989, Т1, 343 с.
- Белов В.В.Обнаружение аномалий подстилающей поверхности земли в ансамбле космических снимков алгоритмами разладки для геоинформационных систем (ИОА СО РАН, Томск)

- 10. Бендат Д. Прикладной анализ случайных данных /
 Д. Бендат, А. Пирсол М.: Мир, 1989. 540 с.
- 11. Богомолов Р.А. Ковариационные функции авторегрессионных случайных полей/ Р.А. Богомолов, В.Р. Крашенинников //Методы обработки сигналов и полей: сб. научн. тр. – Ульяновск: УлПИ, 1990. – С. 5-9.
- 12. Бокс Д. Анализ временных рядов / Д. Бокс, Г. Дженкинс // Пер. с англ.: Под ред. В.Ф. Писаренко. – М.: Мир, 1974, кн. 1. – 406 С.
- Бондур В. Г. Моделирование многоспектральных аэрокосмических изображений динамических полей яркости. /
 В. Г. Бондур, Н. И Аржененко, В. Н. Линник, И. Л. Титова // Исследование Земли из космоса. 2003, -№ 2.- С. 3-17
- 14. Брокштейн И. М., Мерзляков С. Н., Попова Н. Р. Обнаружение и локализация малоразмерных объектов на неоднородном фоне // Цифровая оптика. Обработка изображений и полей в экспериментальных исследованиях.
- 15. Бронников А.В. Комбинированные алгоритмы нелинейной фильтрации зашумленных сигналов и изображений / А.В.Бронников, Ю.Б Воскобойников // Автометрия. 1990, №1.
- 16. Буряк Д.Ю., Визильтер Ю.В. Автоматизированное конструирование близких к оптимальным процедур идентификации и обнаружения объектов на изображении с использованием генетических алгоритмов.
- 17. Буряк Н.В., Визильтер Ю.В., Метод обнаружения и идентификации объектов на цифровых изображениях.
- Ванштейн Л. А. Выделение сигналов на фоне случайных полей / Л. А. Ванштейн, В. Д. Зубаков. М.: Сов. Радио, 1960
- 19. Васильев К. К. Алгоритмы обнаружения и оценивания параметров сигнала на многомерных сетках./ К. К. Васильев, Д.

 Н.
 Кадеев
 //
 Статистические
 методы

 обработки сигналов.
 – Новосибирск: НЭТИ, 1991.
 – С. 60-59

- 20. Васильев К. К. Методы фильтрации многомерных случайных полей / К. К.Васильев, В.Р.Крашенинников.- Саратов: СГУ, 1990.-124 с.
- 21. Васильев К. К. Прием сигналов при мультипликативных помехах./К.К. Васильев. Саратов: СТУ, 1983. -128 с.
- 22. Васильев К. К. Прикладная теория случайных процессов и полей / К. К.Васильев, В.А. Омельченко - Ульяновск: УГТУ, 1995.-255 с.
- 23. Васильев К. К. Применение адаптивной декорреляции для обработки изображений / К. К.Васильев, С. А. Агеев // Наукоемкие технологии, -2002.- № 3. -С. 25-31.
- 24. Васильев К.К. Адаптивные алгоритмы обнаружения аномалий на последовательности многомерных изображений / К.К. Васильев, В.Р.Крашенинников // Компьютерная оптика. – 1995.- вып. 14, С. 125-132.
- 25. Васильев К.К. Алгоритмы обработки многозональных изображений/ К.К.Васильев, В.Е.Дементьев // Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем: тр. 4 всерос. науч.-практ. конф. - Ульяновск, 2004, -С.14-17.
- 26. Васильев К.К. Алгоритмы оптимального обнаружения сигналов с неизвестными уровнями на многозональных изображениях / К.К.Васильев, В.Е.Дементьев // Цифровая обработка сигналов и ее применение: труды 8 межд. науч.техн. конф.-М., 2006. - т.2. - С. 433-436.
- 27. Васильев К.К. Анализ эффективности фильтрации плоских изображений / К.К.Васильев, В.Г. Герчес // Вероятностные модели и обработка случайных сигналов и полей: сб. научн. тр. Киев: УМК ВО.- 1991.- С. 115-122.

- 28. Васильев К.К. Исследование эффективности фильтрации изображений при треугольной развертке / К.К. Васильев, В.Г. Герчес // Методы обработки сигналов и полей: сб. научн. тр. – Ульяновск: УлПИ.- 1992.- С. 33-44.
- 29. Васильев К.К. Обнаружение протяженных аномалий на многомерных изображениях / К.К. Васильев // Вестник УГТУ. Ульяновск. 2006. №4. с. 31-33
- 30. Васильев К.К. Обнаружение сигнала на последовательности изображений / К.К. Васильев // Математические и технические проблемы обработки визуальной информации. — Новосибирск: ВЦ СО РАН. – 1992.- С. 49 - 64.
- 31. Васильев К.К. Обнаружение сигналов с неизвестными уровнями на многозональных изображениях / К.К. Васильев, А.А. Горин // Труды Ульяновского научного центра "Ноосферные знания и технологии". –Ульяновск, 2001. -Т.3, Вып.1.- С.9-13
- 32. Васильев К.К. Обнаружение точечных аномалий на фоне мешающих изображений / К.К.Васильев, В.В.Балабанов // Радиотехника, 1991.- № 10.- с.86-89
- 33. Васильев К.К. Представление И быстрая обработка изображений. / К.К.Васильев, многомерных В.Р.Крашенниников, И.Н Синицын, В.И.Синицын 11 Наукоемкие технологии.- 2002. - № 3. - С. 4-24.
- 34. Васильев К.К. Рекуррентное оценивание случайных полей на многомерных сетках / К.К.Васильев // Методы обработки сигналов и полей.- Саратов. – 1986. - с. 18-33.
- 35. Васильев К.К. Статистические методы обработки многомерных изображений / К.К.Васильев, А.А.Спектор //

Методы обработки сигналов и полей. – Ульяновск: УлПИ, 1992, С. 3-19

- 36. Васюков В.Н. Квазиоптимальный алгоритм двумерной фильтрации / В.Н. Васюков// Методы статистической обработки изображений и полей.- Новосибирск, 1984, С. 14-18.
- З7. Васюков В.Н. Новые подходы к решению задач обработки и распознавания изображений / В.Н.Васюков, И.С.Грузман, М.А.Райфельд, А.А.Спектор // Наукоемкие технологии.- 2002. № 3. С. 44-51.
- 38. Визильтер Ю.В., Лагутенков А.В. Автоматическое выделение и сопровождение малоразмерных объектов по признаку их движения на цифровых изображениях
- 39. Гай В.Е. Формирование тестовых изображений для оценки качества алгоритмов сегментации / В.Е. Гай, С.Н. Борблик // Цифровая обработка сигналов и ее применение: тр. 8 межд. науч.-техн. конф. –М., 2006. - т.2. - С. 356-359.
- 40. Герчес В.Г. Обнаружение сигналов на многозональном изображении: дис. канд. техн. наук./ В.Г. Герчес. -Ульяновск, 1992.- 143с.
- 41. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес,
 Р. Вудс, М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
- 42. Градштейн И.С. Таблицы интегралов, сумм, рядов и произведений / И.С.Градштейн, И.М.Рыжик, М.: Наука, 1971. 1108 с.
- 43. Грузман И. С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И. С. Грузман [и др.], Новосибирск: НГТУ, 2002. 456 с.
- 44. Даджион Д. Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро, М.: Мир. 1988. – 488 с.

- 45. Желтов С.Ю., Сибиряков А.В., Выделение характерных черт на цифровых изображениях авиационной и космической съемки
- 46. Завалишин Н.В. Модели зрительного восприятия и алго-ритмы анализа изображений / Н.В.Завалишин, И.Б.Мучник, М.: Наука, 1974. 344 с.
- 47. Злобин В. К. Стохастическая модель спутниковых изображений и ее использование для сегментации природных объектов / В. К.Злобин, В. В. Еремеев, В. М. Васильев // Автометрия. 2001.- №2.-
- 48. Зуев В.Е. Распространение видимых и инфракрасных волн в атмосфере / В.Е. Зуев, М.:Советское радио, 1970. -784 с.
- 49. Ким Н.В., Наблюдение за объектами на основе ситуационноинформационного подхода
- 50. Киричук В.С.. Обнаружение малоразмерных объектов по последовательностям ТВ-Изображений ИК диапазона / В.С.Киричук, С.В.Парфененок, В.Ю.Ангеров // Распознавание образов и анализ сцен, тр.5 межд. науч.-техн. конф. –М., 2002.т.1.- С. 273-278
- 51. Книжников Ю.Ф. Принцип множественности в современных аэрокосмических методах и способы дешифрирования серии снимков при сельскохозяйственных исследованиях / Ю.Ф.Книжников, В.И. Кравцова // Аэрокосмические методы в почвоведении и их использование в сельском хозяйстве. – М.: Наука, 1990. – С. 47-54.
- 52. Коростелев А. П. Стохастические рекуррентные процедуры (локальные свойства) / А. П. Коростелев, М.: Наука, 1984. - 208 с.
- 53. Кравченко В.Ф. Нелинейная фильтрация изображений с сохранением малоразмерных деталей в присутствии

импульсных и мультипликативных помех / В.Ф.Кравченко, В.И.Пономарев // Радиотехника и электроника.- 2001.- № 4.- с. 476-483

- 54. Крамер Г. Математические методы статистики / Г. Крамер, М. Мир, 1975, 648 с
- 55. Крашенинников В. Р. Адаптивный компенсатор коррелированных помех / В. Р.Крашенинников, А. Г. Ташлинский // Методы обработки сигналов и полей: сб. научн. тр. – Ульяновск: УлПИ, 1992.- С. 120-128
- 56. Кучеренко К.И. Двумерные медианные фильтры для обработки изображений / К.И. Кучеренко, Е.Ф. Очин // Зарубежная радиоэлектроника. – 1986.- №6.-с.
- 57. Леман Э. Теория точечного оценивания /Э. Леман, М.: Наука, 1991. 448 с.
- 58. Лепский А.Е. О нахождении минимального представления контура изображения как решение задачи нечеткой кластеризации. http://semery.narod.ru/lampai/rus/public.html
- 59. Марпл-мл С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / С.Л. Марпл-мл, М.: Мир, 1990.- 584 с.
- 60. Миньсу Ш. Алгоритм обнаружения объекта, основанный на графе смежности областей/ Ш. Миньсу, Ч. Дайхун // ТИИЭР.-1984.- №7.- с. 263-268.
- 61. Монахов С.В. Методология анализ и проектирования сложных информационных систем / С.В. Монахов, В.П. Савиных, В.Я. Цветков, М.Просвещение, 2005, 264 с.
- 62. Мудров В. И. Методы обработки измерений: Квазиправдоподобные оценки / В. И.Мудров, В.Л.Кушко, М.: Радио и связь, 1983, - 304 с.
- 63. Мурашов Д.М. Метавыделения фона на последовательностях изображений с использованием фильтра Калмана /

Д.М.Мурашов, А.В.Хилков, И.А.Шамтиев // Распознавание образов и анализ сцен, тр.5 межд. науч.-техн. конф. –М., 2002.- т.2.- С. 389-393

- 64. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений: Пер. с англ. М.: Радио и связь, 1986. 400 с, ил.
- 65. Пат. 4937878 США, МКИ G 6К 9/20. Signal processing for autonomous acquisition of objects in cluttered background / Lo; Thomas K. (CA); Sacks; Jack M. (CA); Banh; Nam D. (CA); Hughes Aircraft Company (CA). - № 229390; Заяв. 8.08.88; Опубл. 26.06.90; НПК 382/103. Англ.
- 66. Пат. 5109435 США, МКИ G 6К 9/38. Segmentation method for use against moving objects / Lo; Thomas K. (CA); Sacks; Jack M. (CA); Banh; Nam D. (CA); Hughes Aircraft Company (CA). № 663786; Заяв. 4.03.91; Опубл. 28.04.92; НПК 382/103. Англ.
- 67. Пат. 5177794 США, МКИ G 6К 9/20. Moving object detection apparatus and method / Abe; Shozo (JP); Togashi; Yuichi (JP); Ohata; Hajime (JP); Ka-bushiki Kaisha Toshiba (JP). - № 674405; Заяв. 25.03.91; Опубл. 5.01.93; НПК 382/107. Англ
- 68. Пат. 5212740 США, МКИ G06K 009/48. Edge detection method and apparatus for an image processing system / Paek; Jun-gi (KR); Park; Yong-cheol (KR); Myeong; Chan-kyu (KR); Samsung Electronics Co., Ltd. (KR). № 679205; Заяв. 02.04.91; Опубл. 18.05.93; НПК 382/266. Англ.
- 69. Пат. 5233670 США, МКИ G06K 009/48. Method and device for the realtime localization of rectilinear contours in a digitized image, notably for shape recognition in scene analysis processing / Stephan; Larisa A. (CA); Groves; Gillian K. (CA); Dufour; Jean-Yves (FR); Le Gall; Serge (FR); Waldburger; Hugues (FR); Thomson TRT Defense (FR). - № 733807; Заяв. 22.06.91; Опубл. 03.08.93; НПК 382/197. Англ.

- 70. Пат. 5398292 США, МКИ G 6К 9/46. Edge detecting apparatus / Aoyama; Chiaki (JP); Honda Giken Kogyo Kabushiki Kaisha (JP). - № 049524; Заяв. 20.04.93; Опубл. 14.03.95; НПК 382/199. Англ.
- 71. Пат. 5627586 США, МКИ Н 4N 5/225. Moving body detection device of camera / Yamasaki; Masafumi (JP); Olympus Optical Co., Ltd. (JP). № 045039; Заяв. 8.04.93; Опубл. 6.05.97; НПК 348/169. Англ.
- 72. Пат. 5627905 США, МКИ G 6К 9/00. Optical flow detection system / Se-bok; Thomas J. (OH); Sebok; Dale R. (OH); Lockheed Martin Tactical Defense Systems (OH). № 353589; Заяв. 12.12.94; Опубл. 6.05.97; НПК 382/107. Англ.
- 73. Пат. 5768413 США, МКИ G 6К 9/00. Method and apparatus for segmenting images using stochastically deformable contours / Levin; David N. (IL); Grzeszczuk; Robert P. (IL); Arch Development Corp. (IL). № 539204; Заяв. 4.10.95; Опубл. 16.06.98; НПК 382/173. Англ.
- 74. Пат. 5878163 США, МКИ G 6К 9/46. Likelihood-based threshold selection for imaging target trackers / Stephan; Larisa A. (CA); Groves; Gillian K. (CA); Raytheon Company (CA). № 540638; Заяв. 11.10.95; Опубл. 2.03.99; НПК 382/172. Англ.
- 75. Пат. 5883969 США, МКИ G 6К 9/00. Procedure and device for detecting the movement of a target and their applications / Le Gouzouguec; Anne (FR); Schlossers; Christophe (FR); Aerospatiale Societe Nationale Industrielle (FR). - № 653332; Заяв. 24.05.96; Опубл. 16.03.99; НПК 382/103. Англ.
- 76. Пат. 5991428 США, МКИ G 6К 9/00. Moving object detection apparatus and method / Taniguchi; Yasuhiro (JP); Kabushiki Kaisha Toshiba (JP). № 912172; Заяв. 15.08.97; Опубл. 23.11.99; НПК 382/107. Англ.
- 77. Пат. 6035067 США, МКИ G 6К 9/68. Apparatus for tracking objects in video sequences and methods therefore / Ponticos; Constantine (GB); U.S. Philips Corporation (NY). № 935252; Заяв. 22.09.97; Опубл. 7.03.00; НПК 382/226. Англ.
- 78. Пат. 6078688 США, МКИ G 6К 9/34. Method for image segmentation by minimizing the ratio between the exterior boundary cost and the cost of the enclosed region / Cox; Ingemar J. (NJ); Rao; Satish B. (NJ); NEC Research Institute, Inc. (NJ). № 702351; Заяв. 23.08.96; Опубл. 20.06.00; НПК 382/173. Англ.
- 79. Пат. 6289110 США, МКИ G 6К 9/00. Object extracting method using motion picture / Kim; Hyeon-June (KR); Lee; Jin-Soo (KR); LG Electronics Inc. (KR). № 157948; Заяв. 22.09.98; Опубл. 11.09.01; НПК 382/103. Англ.
- 80. Пат. 6360002 США, МКИ G 6К 9/00. Object extracting method using motion picture / Kim; Hyeon-June (KR); Lee; Jin-Soo (KR); LG Electronics Inc. (KR). № 877198; Заяв. 11.05.01; Опубл. 19.03.02; НПК 382/103. Англ.
- 81. Перетягин Г. И. Исследование алгоритма обнаружения объектов на многозональном изображении / Г. И. Перетягин // Автометрия. 1993. №1.-
- 82. Петров К. М., Мониторинг и картографирование биогеоценотического покрова суши,
- 83. Победря Б. Е. Лекции по тензорному анализу / Б. Е. Победря, М., 1986. – 264 с.
- 84. Поляков А.А. Прикладная информатика / А.А. Поляков, В.Я. Цветков, М.:Янус-К, 2002, 393 с.
- 85. Попов О.В. Разработка и исследование алгоритмов моделирования и оценивания многомерных марковских случайных полей: Дис. канд. техн. наук / О.В. Попов -Ульяновск, 2000.-152с

- 86. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / Пер. с англ.: Под ред. Д. С. Лебедева. М., 1982, Кн. 1, -312 с., Кн. 2, -480 с.
- 87. Пяткин В.П. Непараметрический статистический подход к задаче обнаружения некоторых структур на аэрокосмических изображениях / В.П. Пяткин, Г.И.Сапов // Наукоемкие технологии.- 2002.- № 3. - С. 52-58
- 88. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов: Пер. с англ./ Л.Рабинер, Б.Гоулд, М.: Мир, 1978, -с
- 89. Розанов Ю.А. Марковские случайные поля / Ю.А. Розанов, М., 1981. – 256 с.
- 90. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений с помощью вычислительных машин: Пер. с англ. - М.: "Мир", 1972. - 230 с, ил.
- 91. Рыбаков О.В. Алгоритмы обнаружения объектов на телевизионных изображениях в условиях априорной неопределенности: Дис. канд. техн. наук./ О.В. Рыбаков, Таганрог, 2003.-162с
- 92. Рыбаков О.С, Тицкий В.С., Об обнаружении локальных неоднородно-стей на зашумленных изображениях. Сборник трудов 4-й Международной конференции: "Цифровая обработка сигналов и ее применения". 2002 Т.2., с.303-304.
- 93. Савиных В. П. Аэрокосмическая фотосъемка/ В. П.Савиных,
 А. С. Кучко, А. Ф. Стеценко ,М.: Картоцентр-Геодезиздат,
 1997. 378 с.
- 94. Савиных В.П. Геоинформационный анализ данных дистанционного зондирования/ В.П. Савиных, В.Я. Цветков, М.: Картоцентр Геодезиздат, 2001. 225 с.
- 95. Саломатин С.Б. Адаптивная фильтрация сложного сигнала на фоне динамической помехи с помощью смежных классов

преобразования Фурье/ С.Б. Саломатин, Д.Л. Ходыко // Труды 61 научной сессии, посвященной дню радио. – 2006. - с. 80-82.

- 96. Самсонов А.Н. Квазиоптимальная рекуррентная фильтрация марковского случайного поля / А.Н.Самсонов // Методы обработки сигналов и полей: сб. научн. тр. – Ульяновск: УлПИ, 1990, -С. 30-36.
- 97. Татузов А.Л. Кластеризация данных на основе энтропии, инвариантной относительно масштаба / А.Л.Татузов Н.И.Куренков // Цифровая обработка сигналов и ее применение: тр. 8 межд. науч.-техн. конф. –М, 2006.- т.2.- с. 647-651.
- 98. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех, М.: Радио и связь, 1981, 416 с.
- 99. Уилкинсон, Райнш Справочник по алгоритмам на языке АЛГОЛ. Линейная алгебра. Пер. с англ. Под ред. Ю.И. Топчеева. М. "Машиностроение", 1976 г.
- 100. Уль Ахмед Талеб Махмуд Комбинированные алгоритмы сегментации: Дис. канд. техн. наук./ Уль Ахмед Талеб Махмуд, Минск, 2002.-187с
- 101. Хабиби А. Двумерная байесовская оценка изображений А.
 Хабиби // ТИИЭР, 1972.- Т. 60 № 7.- с. 153-159
- 102. Цифровая обработка изображений. Материалы учебного курса кафедры технической физики Сибирского Государственного Аэрокосмического Университета http://ktf.krk.ru/courses/
- 103. Юрьев А. Н. Рекуррентные алгоритмы обнаружения стохастических сигналов в пространстве состояний на фоне коррелированных помех и шумов / А. Н. Юрьев // Радиотехника, 1991.- № 11. с 11-15.

- 104. Amjad Hajjar, Tom Chen, A VLSI architecture for real-time edge linking.// IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 21, № 1, 1999, p.89-94.
- 105. Chenyang Xu, Jerry L. Prince, Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow // IEEE Transactions on Image Processing. 1998. Vol. 7. №3. p.359-369.
- 106. Denzler J., H. Niemann, Active Rays: A new approach to contour tracking // Proceeding on the 3-rd German-Slovenian Workshop on Speech and Image Analysis. - 1996.
- 107. Dikshit S.S. A Recursive Kalman Window Approach to Image Restoration // IEEE Trans., 1984, Vol. com 32, Jan., pp. 125-139.
- 108. Jeffrey E. Boyd, Jean Meloche, Binary restoration of thin objects in multidimensional imagery. // IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 20, № 6, 1998, p.647-651.
- 109. Joachim Denzler, Heinrich Niemann. Real-Time Pedestrian Tracking in Natural Scenes // Proceedings on the 7th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. - 1997.
- 110. Kirichuk V., Parfenenok S., Algorithm of small-size objects detection in sequences of images with projective distortions, Conference proceeding PRIA-7-2004, Volume 2, P. 268-272
- 111. Landgrebe D., Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data, Chapter 1 of Information Processing for Remote Sensing, edited by C. H. Chen, published by the World Scientific Publishing Co., Inc., 1060 Main Street, River Edge, NJ 07661, USA, 2000
- 112. Lei Zheng, J.C.Liu, A.K.Chan, W. Smith. Object based image segmentation using DWT/RDWT multiresolution Markov random field. Texas:Departament of Electrical Engeneering, 2001

- 113. Ma W. Y. and B. S. Manjunath, Edge Flow: A Framework of Boundary Detection and Image Segmentation. IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
- 114. Mahamud S., Thornber K. K. and Williams L. R., Segmentation of salient closed contours from real images, Proc. 7th IEEE Int'l Conf. Corp. Vis. (Corfu, Greece), 1999
- 115. Morton J., Fernerkundung mit neuronalen Netzen 1999, 208S.,
- 116. Tony F. Chan, Luminita A. Vese, Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing. 1998.
- 117. Vasilew K., Dementew V. The analisys of correlation properties of autoregression causal fields. — Conference proceeding PRIA-7-2004, Volume 2, P. 415-418
- 118. Vasilyev K.K., Ageev S.A. The Adaptive Decorrelation Algorithm of Signal Detection — Proceedings of the 1st Int. Conf.
 "Digital Signal Processing and Its Applications". — Moscow: ICSTI, 1998. vol. 2E, pp. 133-136.
- 119. Woods J.W. Two-dimensional Kalman filtering //Topics in Applied Physics, Berlin, 1981, v.42, pp.155-208.
- 120. Xu R., Wunschll D. Survey of Clustering Algorithm. Trans on Neural Networks, IEEE V. 16, Is. 3, May 2005, pp 645-678