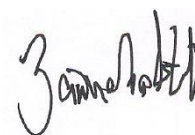


Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего
образования
«Новосибирский государственный технический университет»

На правах рукописи



Зайцева Анна Юрьевна

**ОБНАРУЖЕНИЕ ДЫМОВЫХ ОБЛАКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ЛЕСНЫХ
МАССИВОВ В СИСТЕМАХ ПРОТИВОПОЖАРНОГО
ВИДЕОМОНИТОРИНГА**

Специальность: 05.13.17 – Теоретические основы информатики

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор

Васюков Василий Николаевич

Новосибирск – 2019

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ ДВИЖЕНИЯ ДЫМОВОГО ОБЛАКА	14
1.1 Пороговые множества и связные компоненты пороговых множеств	24
1.2 Описание алгоритма обнаружения движения	26
1.3 Экспериментальные результаты обнаружения движения	29
1.3.1 Обнаружение движения в условиях монотонного изменения яркости изображений видеопоследовательности	30
1.3.2 Использование разнесенных кадров видеопоследовательности для вычисления изображения разности	33
1.4 Выравнивание яркости изображений	35
1.4.1 Алгоритмы линейного выравнивания	38
1.4.2 Алгоритмы морфологического выравнивания яркости изображения	40
1.4.2.1 Базовые морфологические операции	40
1.4.2.2 Виды алгоритмов морфологического выравнивания	43
1.4.3 Статистическая модель для оценивания эффективности алгоритмов выравнивания	45
1.4.4 Результаты оценивания эффективности алгоритмов морфологического выравнивания	48
Выводы по главе 1	49
ГЛАВА 2 ОЦЕНИВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЫМОВЫХ ОБЛАКОВ НА ЛЕСНОМ ФОНЕ	50
2.1 Моделирование дымовых облаков	51
2.2 Разработка динамической модели фонового изображения	54
2.3 Результаты моделирования изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива	57
2.4 Результаты оценивания эффективности алгоритмов обнаружения дымовых облаков на лесном фоне	58

2.4.1 Результаты оценивания эффективности обнаружения движения в зависимости от разнесения кадров видеопоследовательности.....	59
2.4.2 Результаты оценивания эффективности обнаружения движения в условиях монотонного изменения функций яркости кадров видеопоследовательности.....	60
2.4.3 Результаты оценивания эффективности контрастного обнаружения	61
2.4.4 Результаты оценивания эффективности комплексного алгоритма обнаружения	62
Выводы по главе 2.....	64
ГЛАВА 3 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ СИСТЕМ ПРОТИВОПОЖАРНОГО ВИДЕОМОНИТОРИНГА.....	65
3.1 Разработка алгоритма сегментации изображений на области, занятые лесом и небом.....	67
3.1.1 Тектурная сегментация на основе анализа бинарного контурного препарата	68
3.1.2 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе подсчета количества точек контурных линий в скользящем окне.....	70
3.1.3 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе морфологической обработки изображения бинарного контурного препарата	76
3.1.3.1 Кластеризация на основе алгоритма «К-средних» в трехмерном пространстве признаков.....	82
3.1.4 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе оценивания параметров конечнозначных гиббсовских случайных полей.....	87
3.1.4.1 Сегментация текстурных изображений на основе иерархической гиббсовской модели	87
3.1.4.2 Сегментация с применением бинарного контурного препарата текстуры на основе двухуровневой иерархической конечнозначной гиббсовской модели	92
3.1.4.3 Иерархическая гиббсовская модель, дополненная уровнем с диагональными парными кликами	94
3.1.4.4 Применение вейвлет-разложения для получения бинарного препарата текстуры.....	95

3.1.4.5 Извлечение текстурного признака различия областей леса и неба на основе оценивания параметров бинарных гиббсовских случайных полей.....	99
3.1.5 Разработка алгоритма сегментации с использованием набора смешанных признаков.....	101
3.1.6 Определение границы зоны нечувствительности между областями леса и неба	108
3.1.7 Результаты оценивания эффективности сегментации изображений, на области, занятые лесом и небом, с применением различных наборов признаков.....	109
3.2 Разработка алгоритма сегментации изображений на области, занятые лесом и зданиями	111
3.2.1 Сравнение эффективности алгоритмов сегментации изображений на области, занятые лесом и зданиями, использующих различные наборы признаков	112
Выводы по главе 3.....	114
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	116
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	117
ПРИЛОЖЕНИЕ А АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ	131

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Работа посвящена проблеме раннего обнаружения лесных пожаров, поиском решений которой занимаются исследователи всего мира. Лесные пожары представляют серьезную угрозу глобальной экологической системе. Если не предпринимать координированных действий, направленных на своевременное устранение причин возгорания, то пожар может принять катастрофические масштабы и повлечь за собой огромные прямые и косвенные затраты, например, затраты на средства его тушения, восстановление инфраструктуры, экологического баланса и т.д.

Чаще всего лесные пожары являются результатом антропогенного вмешательства в лесную экосистему, при этом они могут возникать вследствие как умышленного, так и неумышленного взаимодействия человека с природой. Неконтролируемые сельскохозяйственные палы (выжигание травы на сенокосах, отгонных пастбищах) в весенний и осенний периоды могут стать причинами пожара в близлежащих лесах. Большой частью лесные пожары возникают вследствие неосмотрительности путников или туристов, отдыхающих в лесу, халатности рабочих лесничеств. Кроме того, известны случаи и злоумышленных поджогов. Лесной пожар, хотя и крайне редко, может возникнуть под влиянием естественных факторов, явлений, таких как молния, камнепады, извержения вулканов и т.д.

За последние 10 лет в мире произошло несколько крупнейших лесных пожаров [1], среди которых стоит выделить пожар в Австралии, случившийся в 2009 году и являющийся самым масштабным в истории страны. Причиной лесного пожара в Испании в 2017 стала ударившая в дерево молния во время сухой бури; из-за жары и сильного ветра огонь быстро распространился по лесному массиву и перекинулся на близлежащие населенные пункты. В октябре 2017 года начались сильнейшие пожары в американском штате Калифорния, сообщалось, что охваченная огнем территория превысила площадь крупнейшего

американского города Нью-Йорк. Но самый разрушительный и самый смертоносный природный пожар в истории штата произошел в конце 2018 года.

В 2010 году аномальная жара и засуха вызвали сильнейшие природные пожары во многих регионах России. Согласно заявлению Федерального агентства лесного хозяйства, в 2018 году общая площадь лесных пожаров в России составила 3 миллиона гектаров, что вдвое больше, чем в 2017 году, и на 10 % больше, чем в 2016 году.

Выделяют три вида лесных пожаров:

1) Почвенный пожар, возникающий в результате тления органической части почвы и торфяных слоев под неразложившейся частью лесной подстилки, сопровождающийся выделением большого количества тепла.

2) Низовой пожар, возникающий на поверхности земли, при котором горит слой лесной подстилки, образованный опавшими листьями, омертвленными остатками растений, мелкие кустарники.

3) Верховой пожар, в результате которого пламя добирается до кроны деревьев. Этот вид лесных пожаров охватывает все ярусы лесной экосистемы и является самым опасным из-за высокой скорости распространения огня по листве деревьев.

Для мониторинга потенциально опасных с точки зрения возникновения пожаров лесных зон применяются различные методы контроля, среди которых традиционными являются наземный, воздушный и спутниковый. Первый представляет собой визуальный контроль лесных зон, осуществляемый наблюдателем с высокой точки – пожарной наблюдательной башни – при помощи обычного бинокля или других вспомогательных оптических приборов. Недостатком данного метода является необходимость постоянного присутствия наблюдателя на посту. Кроме того, работа наблюдателя по непрерывному визуальному анализу состояния лесных зон утомляет и приводит к снижению эффективности такого метода обнаружения. Помимо наземного широко применяется воздушный метод контроля лесных массивов: работниками служб противопожарной безопасности на вертолетах совершается облет лесных

территорий. В последние годы среди служб по чрезвычайным ситуациям особую популярность приобрели беспилотные летательные аппараты (БПЛА) [2-3]. Наземный пункт управления БПЛА служит центром сбора информации, в том числе и потока видеоданных, регистрируемых с борта БПЛА. Также известны примеры использования спутниковых систем применительно к решению проблемы обнаружения лесных пожаров, распознавания очагов возгорания и определения их географических координат [4-5]. Основным недостатком спутниковых систем обнаружения лесных пожаров является зависимость качества спутниковых снимков от погодных условий, а также необходимость нахождения спутника над зоной мониторинга.

В наземных системах обнаружения пожаров в качестве датчиков используются видеокамеры диапазона видимого излучения, обеспечивающие распознавание дыма в дневное время и пламени огня пожара в ночное [6]; тепловизоры, улавливающие тепловой поток, излучаемый пламенем и дымовым облаком от пожара [7]; ИК-спектрометры, позволяющие измерять характеристики дымовых газов [8]; лазерные локаторы ИК-диапазона [9]. Лазерные и ИК-системы обнаружения имеют бóльшую чувствительность и обеспечивают меньшую вероятность ложной тревоги, однако по сравнению с системами, в основе которых лежит использование камер видимого диапазона, они имеют значительно более высокую стоимость.

Несмотря на привлекательные технические возможности перечисленных устройств, эффективность их работы зависит от погодных и атмосферных условий. Лазерные, ИК-системы в меньшей степени подвержены влиянию погоды по сравнению с системами на основе видеокамер видимого излучения. Однако такие природные факторы, как туман и дымка, способны значительно снизить дальность их действия. При ясной погоде дальность обнаружения устройства, работающего в инфракрасном спектральном диапазоне, может достигать 15 километров [10], в то время как в неблагоприятных условиях параметр снижается до величины менее 1-го километра.

Дальность действия системы обнаружения на основе видеокамер видимого диапазона излучения в «идеальных» погодных условиях может достигать 20-35 километров при установке камер на высоте свыше 30 метров в зависимости от высоты леса. Однако грязь и пыль на объективе (куполе) камеры создают условия, препятствующие наблюдению; солнечные блики мешают обнаружению и классификации объектов. Вместе данные факторы сильно ухудшают характеристики эффективности обнаружения. Тем не менее, применение видеокамер видимого и ближнего инфракрасного частотного диапазона представляет собой экономически приемлемое и достаточно эффективное решение задачи автоматического обнаружения лесных пожаров. Во многих странах мира, где остро стоит проблема обнаружения лесных пожаров, уже используются подобные друг другу системы противопожарного видеомониторинга, основанные на работе видеокамер [11-14]. Данные системы частично автоматизированы с целью снижения влияния человеческого фактора на эффективность работы системы [15-16]. Целью автоматизации является повышение общей эффективности системы, обеспечение точности и своевременности обнаружения.

Степень разработанности темы исследования. О высоком интересе к проблеме обнаружения лесных пожаров свидетельствует большое количество публикаций по данной тематике за последние три года (2016 – 2018 гг.) [17-43]. Особое внимание уделяется разработке методов и алгоритмов обработки изображений, что обусловлено возможностью повышения эффективности современных систем мониторинга лесов за счет использования камер видимого диапазона совместно с беспроводными многосенсорными измерительными комплексами (тепловыми датчиками, датчиками атмосферного давления, относительной влажности, кислорода, углекислого и угарного газа и др.) [19, 26, 28, 44]. В основе разработанных методов лежит анализ цветовых и текстурных характеристик пламени от пожара [22, 35, 42, 45-46], яркостных и текстурных характеристик дымового облака [46-51], а также анализ динамики характеристик движущихся объектов (скорости, направления, площади) [26, 39, 52].

Значительный вклад в развитие методов обнаружения лесных пожаров внесли ученые Т. Celik (Турция), В. U. Toreyin (Турция), D. Stipanicev (Хорватия), А. А. Лукьяница (Россия) и др.

Эффективность систем обнаружения лесных пожаров как статистически редких событий оценивается на основе вероятности правильного обнаружения и вероятности ложной тревоги. Многие из существующих методов обработки изображений, разработанных для решения проблемы обнаружения лесных пожаров, довольно успешно решают поставленную задачу. Тем не менее, недостаточное внимание уделяется разработке методов и алгоритмов предварительной обработки изображений с целью снижения количества ложных срабатываний системы под влиянием мешающих факторов. Поэтому актуальна задача разработки алгоритмов предварительной обработки изображений в системах обнаружения лесных пожаров, обеспечивающих приемлемый уровень вероятности ложной тревоги.

В связи с тем, что лесной пожар является статистически редким событием, актуальна разработка алгоритмов обнаружения, которые не требуют априорной статистической информации об изображениях, так как получение достаточных объемов данных крайне затруднено. В то же время оценивание эффективности алгоритмов обнаружения и алгоритмов предварительной обработки изображений может быть выполнено на основе метода статистического моделирования, для чего необходима разработка соответствующих имитационных моделей.

Цели и задачи исследования. Целью диссертационного исследования является разработка эффективного алгоритма обнаружения дымового облака, как признака начинающегося лесного пожара, а также алгоритмов предварительной обработки изображений, способствующих снижению вероятности ложной тревоги в системах противопожарного видеомониторинга лесных массивов.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

- 1) Разработать алгоритм обнаружения движения дымового облака на лесном фоне.

2) Разработать модель изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива, обеспечивающую возможность оценивания эффективности алгоритмов обнаружения дымовых облаков путем моделирования.

3) Разработать алгоритм сегментации изображений лесных массивов на области, занятые лесом и небом.

4) Разработать алгоритм сегментации изображений лесных массивов на области, занятые лесом и зданиями.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использованы методы цифровой обработки изображений, методы теории обнаружения, статистического моделирования, теории множеств, кластерного анализа, математической морфологии, теории гиббсовских марковских случайных полей.

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

1) Разработан алгоритм обнаружения движения дымового облака на основе анализа динамики характеристик связанных компонент пороговых множеств изображения разности кадров видеопоследовательности при понижающемся пороге, отличающийся отсутствием необходимости априорной информации об изображении.

2) Разработана динамическая модель изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива, отличающаяся реалистичностью генерируемых изображений, используемых для оценивания характеристик эффективности алгоритмов обнаружения.

3) Предложен способ извлечения текстурного признака на основе оценивания значений морфологического спектра по изображению бинарного контурного препарата.

4) Разработано несколько вариантов многоуровневой иерархической гиббсовской модели текстурного изображения и алгоритмов сегментации на их основе; разработаны гиббсовские модели бинарных, трехзначных и четырехзначных случайных полей, предназначенные для описания свойств

препаратов текстуры, используемых в качестве наблюдаемых уровней иерархической гиббсовской модели.

Положения, выносимые на защиту:

1) Алгоритм обнаружения движения, не требующий априорной информации об изображениях.

2) Динамическая модель изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива, применяемая в качестве инструмента для оценивания характеристик эффективности алгоритмов обнаружения дымовых облаков.

3) Алгоритм текстурной сегментации изображений лесных массивов на области, занятые лесом и небом, лесом и зданиями.

Практическая ценность работы. Разработанные алгоритмы предназначены для практического применения в системах противопожарного видеомониторинга лесных массивов. Алгоритм обнаружения движения обеспечивает достаточно надежное и своевременное обнаружение дымового облака на лесном фоне. Алгоритмы сегментации обеспечивают сокращение временных затрат оператора по определению границ зон нечувствительности с целью ограничения вероятности ложной тревоги.

Реализация результатов работы. Результаты работы использованы в научно-исследовательских проектах:

– Государственное задание Министерства науки и высшего образования Российской Федерации на период 2015-2016 гг., проект № 1176 «Средства и методы повышения помехоустойчивости контрольно-измерительных систем, систем видеомониторинга, электроразведки полезных ископаемых, тепло- и сейсмолокации» (исполнитель).

– Грант Российского фонда фундаментальных исследований 2016-2017 гг., проект № 16-37-00151 «Текстурная сегментация изображений на основе иерархической гиббсовской модели» (руководитель).

Научные результаты использованы при модернизации программного обеспечения системы противопожарного видеомониторинга лесных массивов,

которая находится в эксплуатации МКУ г. Новосибирска «Горзеленхоз», что подтверждено соответствующим актом о внедрении (Приложение А). Теоретические результаты, полученные в диссертации, внедрены в учебный процесс кафедры Теоретических основ радиотехники факультета Радиотехники и электроники ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет», что подтверждено соответствующим актом о внедрении (Приложение А).

Соответствие диссертации паспорту научной специальности.

Содержание диссертации соответствует п. 5 области исследований «Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечениях, разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений» паспорта специальности научных работников 05.13.17 – «Теоретические основы информатики» по техническим наукам.

Апробация результатов диссертации. Результаты работы представлены на международном форуме по стратегическим технологиям «International Forum on Strategic Technologies», Харбин, Китай, 2018 г. и Новосибирск, Россия, 2016 г.; международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения», Новосибирск, 2014 г., 2016 г. и 2018 г.; международной конференции молодых специалистов по микро/нанотехнологиям и электронным устройствам «International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices» Эрлагол, Алтай, 2017 г. и 2018 г.; всероссийской научно-технической конференции «Современные проблемы радиоэлектроники», Красноярск, 2016 г.; всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации», Новосибирск, 2012 г., 2013 и 2014 г.; международной научной студенческой конференции, Новосибирск, 2017 г., международной научно-практической конференции аспирантов и магистрантов «Progress Through Innovations», Новосибирск, 2017 г.; межвузовской научной студенческой конференции, Новосибирск, 2013 г., международном научном конгрессе «Совершенствование системы управления, предотвращения и

демпфирования последствий чрезвычайных ситуаций регионов и проблемы безопасности жизнедеятельности населения», Новосибирск, 2014 г.; научных студенческих конференциях «Дни науки НГТУ», Новосибирск.

Публикации. По материалам диссертационного исследования опубликовано 30 печатных работ, в том числе: 4 статьи в журналах, рекомендованных ВАК; 7 публикаций в трудах международных конференций, индексируемых Scopus и Web of Science.

Структура и объем диссертации. Работа состоит из введения, 3 глав основного содержания, включающих 10 таблиц и 82 рисунка, заключения, списка литературы из 126 наименований и 1 приложения. Общий объем диссертационной работы составляет 132 страницы.

ГЛАВА 1 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ ДВИЖЕНИЯ ДЫМОВОГО ОБЛАКА

По статистике основным виновником лесных пожаров является человек – его неаккуратность и небрежность во время работы и отдыха. Приблизительно 90% пожаров, возникающих в лесных массивах, являются низовыми. При низовом пожаре горят нижние части деревьев, трава, мхи, опавшие ветки и листья. При использовании метода видеонаблюдения для мониторинга лесных массивов камеры устанавливаются выше уровня леса с целью обеспечить большую дальность действия системы. Местами установки обычно являются вышки сотовой связи, опоры линий электропередачи, высокие здания, которые располагаются вблизи лесных территорий, потенциально опасных с точки зрения возникновения пожара. Из-за большой высоты установки камеры (до 100 метров) оказывается невозможным обнаружение пламени от пожара в случаях, когда очаг возгорания находится вблизи поверхности земли, так как пламя не попадает в зону прямой видимости камеры.

Однако пожар характеризуется образованием дымового облака, которое поднимается выше уровня деревьев (под действием ветра, а также в результате конвекции и диффузии); в результате дымовое облако становится объектом наблюдения. На ранних стадиях дым от пожара характеризуется повышенной яркостью по сравнению с яркостью лесного фона. Для обнаружения начинающегося пожара в настоящей работе предлагается использование признака повышенной яркости и признака движения дымового облака в результате изменения его формы, размеров и пространственного положения (Рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Дымовое облако – первичный признак лесного пожара

В современных системах видеомониторинга, как правило, существует несколько режимов управления камерами: режим панорамного обзора, ручной режим управления, режим патрулирования по заданному маршруту. В режиме панорамного (кругового) обзора осуществляется автоматическое вращение камер вокруг вертикальной оси, так что угол наклона остается постоянным (Рисунок 1.2). Задание набора фиксированных точек, в которые камера последовательно перемещает свою оптическую ось, обеспечивает совпадение угловых положений камеры при переходе на новый цикл обзора, при этом не исключается небольшое горизонтальное отклонение. На основе анализа реальных изображений, полученных в функционирующей системе противопожарного мониторинга лесных массивов, установлено, что отклонение приводит к сдвигу изображений не более чем на 2-3 пиксела. Таким образом, изображения одного и того же участка лесного массива (полученные при одинаковом угловом положении камеры), разнесенные по времени (разных циклах кругового обзора), можно рассматривать как элементы видеопоследовательности (Рисунок 1.3); это обеспечивает возможность реализации подхода к анализу движения на основе вычитания кадров видеопоследовательности.

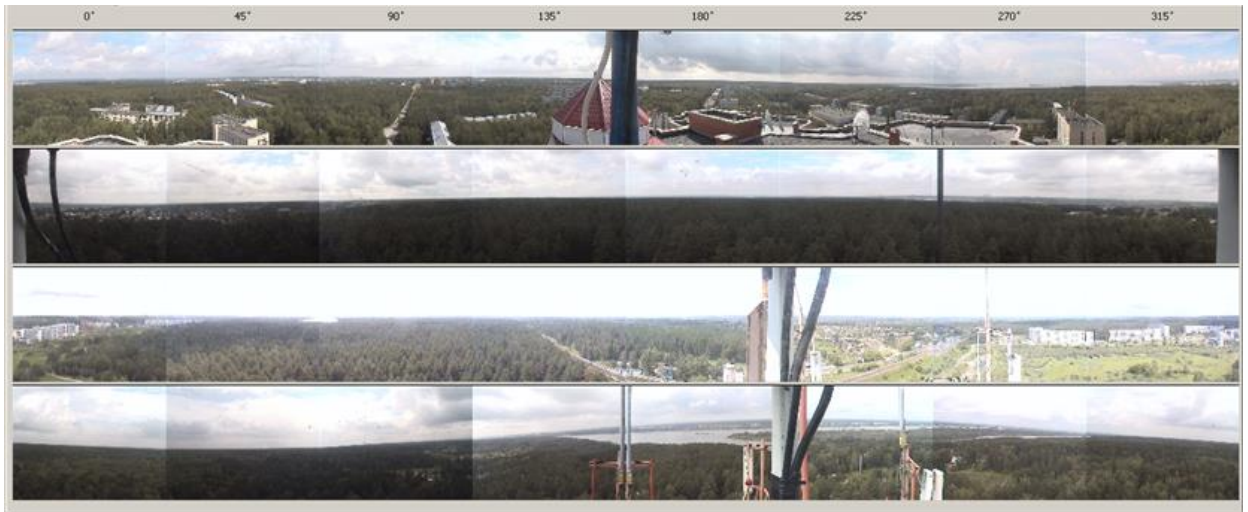


Рисунок 1.2 – Пример панорамных изображений, получаемых камерами в типичной системе видеомониторинга лесных массивов в режиме панорамного (кругового) обзора



Рисунок 1.3 – Пример изображений, полученных при одинаковом угловом положении камеры на разных циклах обзора

Цифровое изображение представляет собой массив дискретных квантованных величин. Элемент массива, располагающийся на пересечении i -ой строки и j -го столбца, называется пикселом; совокупность пикселов образует прямоугольную решетку [53]. Таким образом, пиксел можно представить в виде точки с целочисленными координатами $[i, j]$ на равномерной прямоугольной решетке. Полутоновое (монохромное) изображение представляет собой двумерный массив, элементы которого принимают целые значения из диапазона $[0; 255]$, характеризующие яркость 256-ю градациями серого. Цветное изображение можно представить в виде набора двумерных массивов $\{C_n, n = 1, 2, \dots, N\}$ в зависимости от заданной цветовой модели, при этом

информация о цвете пиксела (i,j) содержится в N компонентах, как показано на рисунке 1.4.

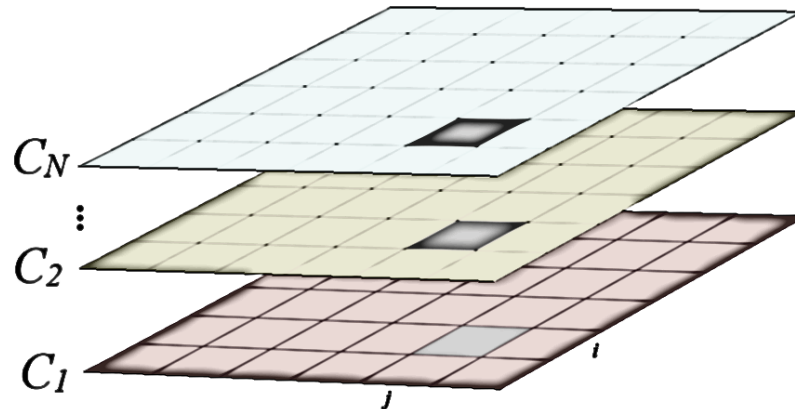


Рисунок 1.4 – Представление цветного изображения в виде набора двумерных массивов (N – количество цветовых компонент цветовой модели)

С точки зрения анализа яркости цветные изображения содержат избыточную информацию об объектах интереса (Рисунок 1.5). Одним из эффективных способов извлечения информации о яркости представляется разложение цветного изображения на базовые цветовые компоненты модели RGB [54].



Рисунок 1.5 – Переход от цветного изображения (а) к полутоновому (б) при решении задачи обнаружения дымового облака на изображениях лесных массивов

Рисунок 1.6 наглядно демонстрирует, что наибольшей контрастностью – степенью отличия яркости дымового облака от яркости лесного фона – обладает полутоновое изображение синей компоненты. Гистограмма цифрового полутонового изображения представляет собой график распределения элементов изображения с различной яркостью, в котором по горизонтальной оси

представлена яркость, а по вертикали — относительное число пикселей с конкретным значением яркости. Вид гистограмм рисунка 1.6 говорит о том, что на изображении присутствуют две однородные области (два «холма»), средние яркости которых (значения яркости, соответствующие вершинам холмов) различаются, причем для изображения синей компоненты — в наибольшей степени.

Контрастность определим отношением

$$K = \frac{m_{\text{д}} - m_{\text{л}}}{m_{\text{л}}}, \quad (1.1)$$

где $m_{\text{д}}$ и $m_{\text{л}}$ — средняя яркость дымового облака и средняя яркость лесного фона соответственно.

Выражение для расчета средней яркости изображения $I[i, j]$ размером $N_i \times N_j$ имеет вид

$$m = \frac{1}{N_i \cdot N_j} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} I[i, j]. \quad (1.2)$$

Если сравнить контрастность K_B изображения синей компоненты I_B с контрастностью K_{RGB} изображения I_{RGB} , полученного путем взвешенного суммирования всех трех цветовых компонент $I_{RGB} = k_R \cdot I_R + k_G \cdot I_G + k_B \cdot I_B$, например $I_{RGB} = \frac{1}{3} \cdot I_R + \frac{1}{3} \cdot I_G + \frac{1}{3} \cdot I_B$ (Рисунок 1.7), имеем $K_B > K_{RGB} = 0.55$.

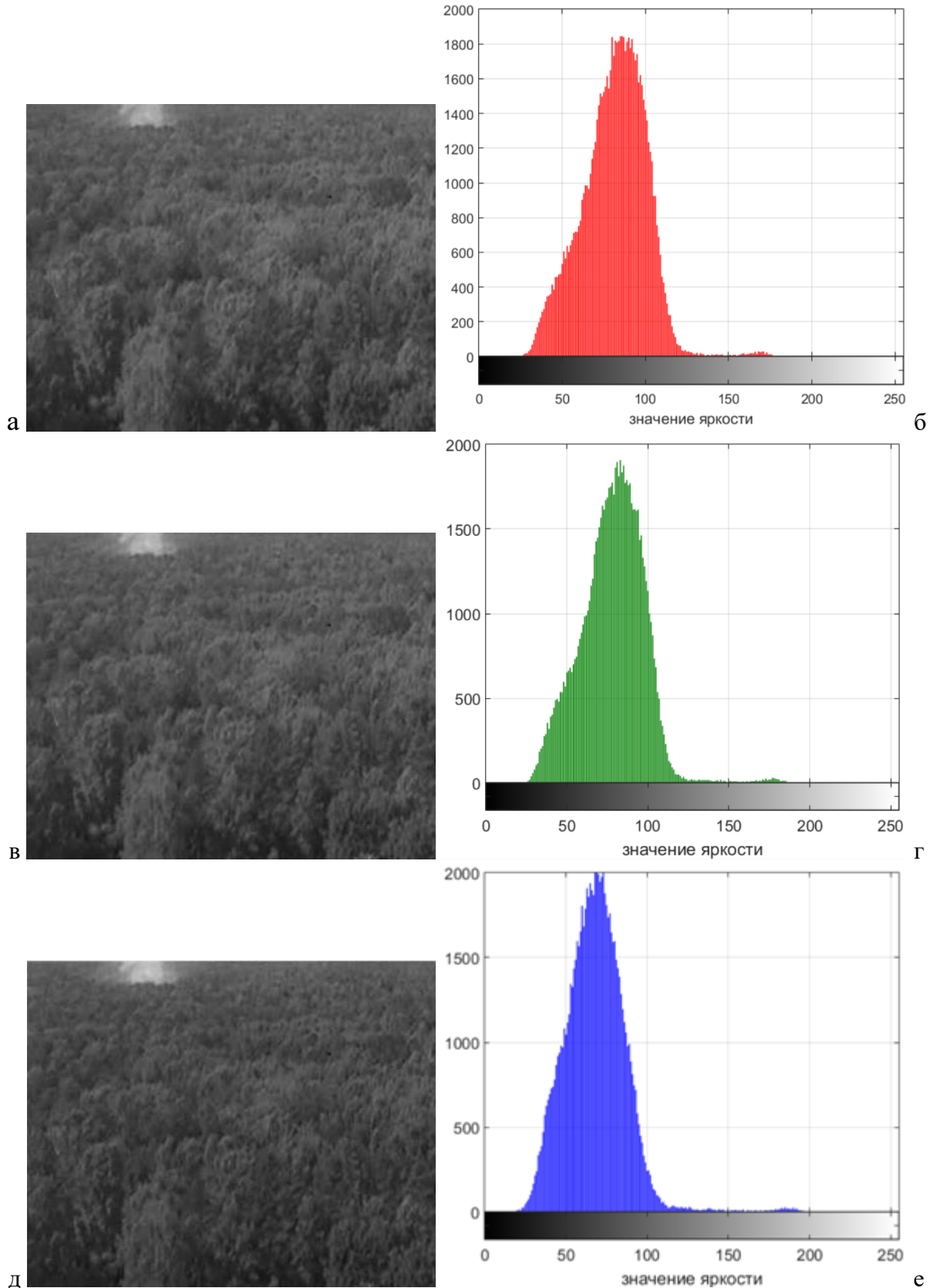


Рисунок 1.6 – Полутоновые изображения, полученные разложением цветного в пространстве RGB, и соответствующие им гистограммы яркости: (а) и (б) – красная компонента $K_R = 0.52$, (в) и (г) – зеленая компонента $K_G = 0.54$, (д) и (е) – синяя компонента $K_B = 0.63$

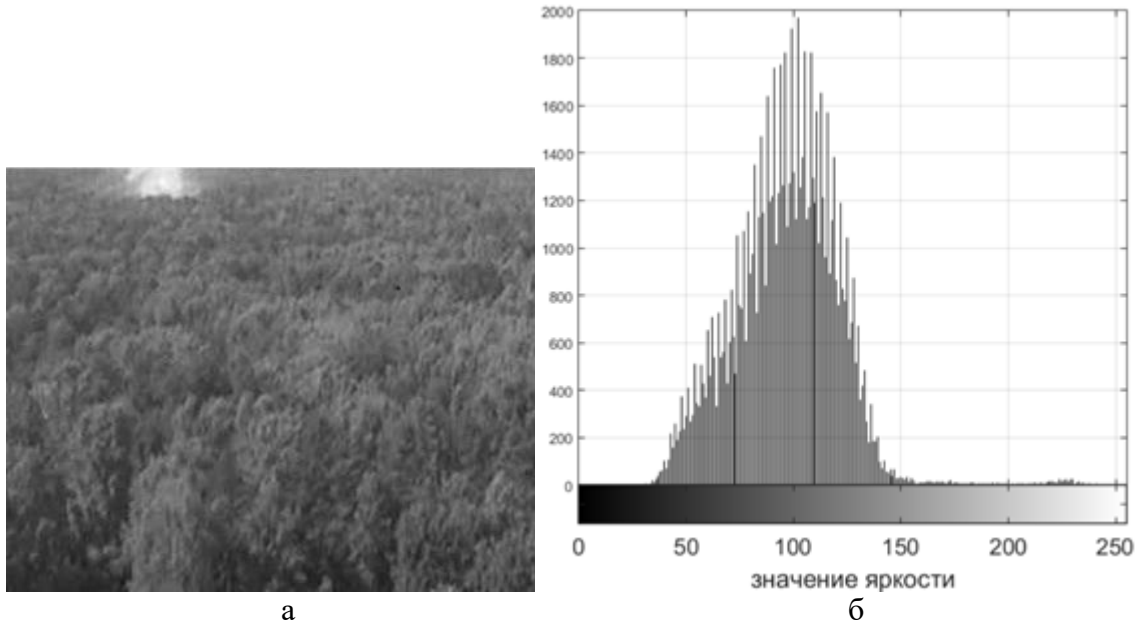


Рисунок 1.7 – Полутоновое изображение I_{RGB} , полученное путем взвешенного суммирования всех трех цветовых компонент, (а) и соответствующая ему гистограмма яркости (б)

При решении задачи обнаружения важное значение имеет среднеквадратическое отклонение σ_d яркости дыма и леса σ_l . Значения σ_d и σ_l определяют степень перекрытия хвостов гистограмм в области порога. По рисунку 1.6 можно сказать, что наименьшим среднеквадратическим отклонением яркости в области леса обладает изображение синей компоненты. Оценка среднеквадратического отклонения яркости изображения $I[i,j]$ находится в соответствии с выражением

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_i \cdot N_j} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} (I[i,j] - m)^2}. \quad (1.3)$$

По двум наборам типичных изображений леса и дыма объемом 10 изображений каждый получены оценки средней яркости m и среднеквадратического отклонения σ для различных яркостных компонент; их значения приведены в таблице 1.1.

Таблица 1.1 – Значения оценок средней яркости и среднеквадратического отклонения яркости леса и дыма при использовании различных цветовых компонент

	№	1	2	3	4	5	
I_R	$m_{\text{л}}$	77.60	100.34	84.86	84.01	57.19	
	$\sigma_{\text{л}}$	14.90	19.32	18.43	22.51	10.54	
I_G	$m_{\text{л}}$	71.51	92.86	78.18	74.57	51.96	
	$\sigma_{\text{л}}$	14.36	18.53	17.48	20.02	9.84	
I_B	$m_{\text{л}}$	55.13	71.89	61.76	59.43	46.15	
	$\sigma_{\text{л}}$	10.35	14.46	14.87	15.48	9.12	
I_R	$m_{\text{д}}$	178.22	203.17	167.73	160.79	133.83	
	$\sigma_{\text{д}}$	36.76	29.82	29.56	41.45	42.27	
I_G	$m_{\text{д}}$	177.22	204.70	165.24	165.84	142.68	
	$\sigma_{\text{д}}$	37.18	28.79	30.23	39.01	39.12	
I_B	$m_{\text{д}}$	179.90	204.76	165.83	169.42	149.21	
	$\sigma_{\text{д}}$	37.30	28.84	29.88	37.85	37.27	
	№	6	7	8	9	10	Средние значения
I_R	$m_{\text{л}}$	87.90	95.54	115.81	115.02	96.29	91.46
	$\sigma_{\text{л}}$	17.26	18.15	10.68	15.38	20.53	16.77
I_G	$m_{\text{л}}$	73.71	87.27	98.92	109.14	85.40	82.35
	$\sigma_{\text{л}}$	15.45	17.77	13.27	14.90	18.05	15.97
I_B	$m_{\text{л}}$	65.82	53.55	75.14	85.38	66.01	64.07
	$\sigma_{\text{л}}$	15.20	13.19	10.39	12.33	14.42	12.98
I_R	$m_{\text{д}}$	179.94	170.90	169.69	200.85	161.07	172.62
	$\sigma_{\text{д}}$	51.56	45.36	40.19	33.93	39.88	39.08
I_G	$m_{\text{д}}$	184	177.45	168.09	203.91	167.93	175.71
	$\sigma_{\text{д}}$	48.27	41.74	41.21	32.41	37.72	37.57
I_B	$m_{\text{д}}$	189.48	183.44	168.50	211.06	173.85	179.25
	$\sigma_{\text{д}}$	43.93	38.37	41.56	28.49	36.67	36.02

Средние значения контрастности для различных цветовых компонент: $\bar{K}_R = 0.47$, $\bar{K}_G = 0.53$, $\bar{K}_B = 0.64$; таким образом, изображения синей компоненты в среднем характеризуются наибольшей контрастностью областей дыма и леса.

Несмотря на заметное отличие гистограмм от гауссовского распределения в первом приближении ширину холма будем характеризовать $m \pm 3\sigma$. В результате оценивания ширины гистограмм яркости, построенных отдельно для областей леса и дыма, получаем: $m_{\text{л}} + 3\sigma_{\text{л}} = 141.8$, $m_{\text{д}} + 3\sigma_{\text{д}} = 130.26$ и $m_{\text{л}} + 3\sigma_{\text{л}} = 103.01$;

$m_{\text{д}} - 3\sigma_{\text{д}} = 55.4$, $m_{\text{д}} - 3\sigma_{\text{д}} = 63$ и $m_{\text{д}} - 3\sigma_{\text{д}} = 71.2$. Чем меньше длина интервала

$[m_{\text{л}} + 3\sigma_{\text{л}}; m_{\text{д}} - 3\sigma_{\text{д}}]$, тем меньше вероятность принятия ошибочного решения.

Таким образом, для решения задачи контрастного обнаружения дымового облака

на лесном фоне целесообразно использовать синюю компоненту исходного цветного изображения лесного массива.

Пусть имеется видеопоследовательность, состоящая из R кадров $I = \{I_1, I_2, \dots, I_R\}$. Кадр представляет собой полутоновое изображение размером $M \times N$, где M – количество строк, N – количество столбцов. Элементы кадра располагаются на пересечении строк и столбцов и хранят информацию о яркости синей компоненты $I_r[x, y]: x = \overline{1..M}, y = \overline{1..N}, r = \overline{1..R}$. Тогда вывод о происходящем движении на изображениях видеопоследовательности можно сделать на основе поэлементного сравнения i -го и j -го кадра. То есть, если

$$I_p = I_i - I_j \neq 0 \quad \forall i, j = \overline{1..R}, i \neq j, \quad (1.4)$$

то изображения видеопоследовательности содержат движущиеся (динамические) объекты.

В действительности между соседними кадрами видеопоследовательности всегда есть различия, причинами которых являются изменение освещенности кадра в результате изменения погодных условий, колебание деревьев под действием ветра и др.

Отсутствие априорной информации о разностном изображении I_p в виде условных плотностей распределения вероятностей $w(I_p | H_0)$ и $w(I_p | H_1)$ параметра яркости при статистических гипотезах H_0 – «движения нет» и H_1 – «движение есть» соответственно, априорных вероятностей гипотез $p(H_0)$, $p(H_1)$, обоснованных значений матрицы потерь делает невозможным применение критерия Байеса и других параметрических критериев для решения задачи обнаружения движения дымового облака как случайного события [55].

Предлагается подход к обнаружению движения дымового облака на изображениях лесного массива на основе анализа изображения разности кадров видеопоследовательности как поверхности в трехмерном пространстве [56]. Существенные изменения яркости вследствие движения дымового облака приводят к образованию характерной формы поверхности разностного

изображения в виде локализованного «холма», в то время как в случае отсутствия движения поверхность в большей степени однородна (Рисунок 1.8). Анализ формы предлагается проводить с применением алгоритма контрастного обнаружения объектов неопределенной формы на сложном фоне, разработанного В. Н. Васюковым и Е. С. Каленниковой [57]. Данный алгоритм основан на анализе динамики характеристик связных компонент пороговых множеств (СКПМ) при понижении порога [57-59].

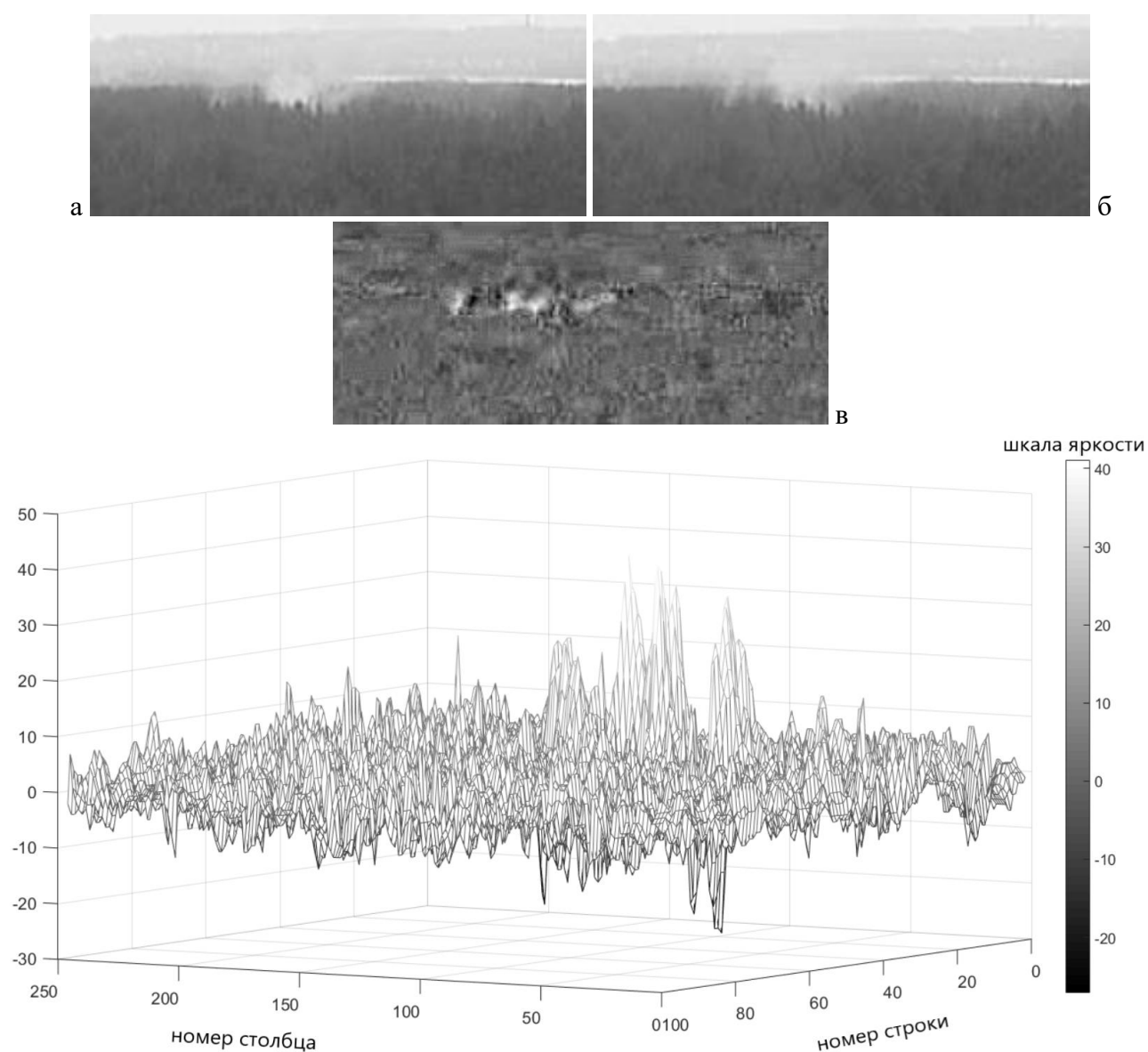


Рисунок 1.8 – Представление изображения разности (в) фрагментов соседних кадров видеопоследовательности (а) и (б) в виде поверхности в трехмерном пространстве (г)

Г

1.1 Пороговые множества и связные компоненты пороговых множеств

Под пороговым множеством понимается множество точек изображения, в которых функция яркости превышает заданный порог [60]. Пороговое множество для цифрового полутонового изображения I , ассоциируемое с порогом a , определяется выражением

$$T_a = \{(x, y) : I[x, y] \geq a\}. \quad (1.5)$$

Исходное изображение может быть восстановлено посредством операции

$$I[x, y] = \sum_{a=1}^{255} f_a[x, y] = \max \{a \mid (x, y) \in T_a\}, \quad (1.6)$$

где $f_a[x, y] = \begin{cases} 1, & (x, y) \in T_a \\ 0, & (x, y) \notin T_a \end{cases}$ – характеристическая (индикаторная) функция

порогового множества T_a . Пороговое множество можно представить в виде бинарного изображения (Рисунок 1.9).

На прямоугольной решетке размером $M \times N$ можно ввести понятие окрестности произвольной точки p [61]. Окрестностью фон Неймана r -го порядка называется совокупность точек $\{q\}$, таких что p и q считаются попарно соседними, если

$$|p_1 - q_1| + |p_2 - q_2| = r, \quad (1.7)$$

где (p_1, p_2) – координаты точки p на плоскости решетки: $p_1 = 1, 2, \dots, M$; $p_2 = 1, 2, \dots, N$; (q_1, q_2) – координаты точки q .

Окрестностью Мура r -го порядка называется совокупность точек $\{z\}$, таких что p и z считаются попарно соседними, если

$$\max(|p_1 - z_1|, |p_2 - z_2|) = r, \quad (1.8)$$

Таким образом, окрестности фон Неймана и Мура первого порядка ($r = 1$) включают соответственно 4 и 8 точек. Если представить точки изображения в виде клеток, то понятие соседства можно определить следующим образом. Клетки являются попарно соседними в смысле окрестности фон Неймана, если имеют

общую сторону, в смысле окрестности Мура – если имеют общую сторону или общий угол, как показано на рисунке 1.10.

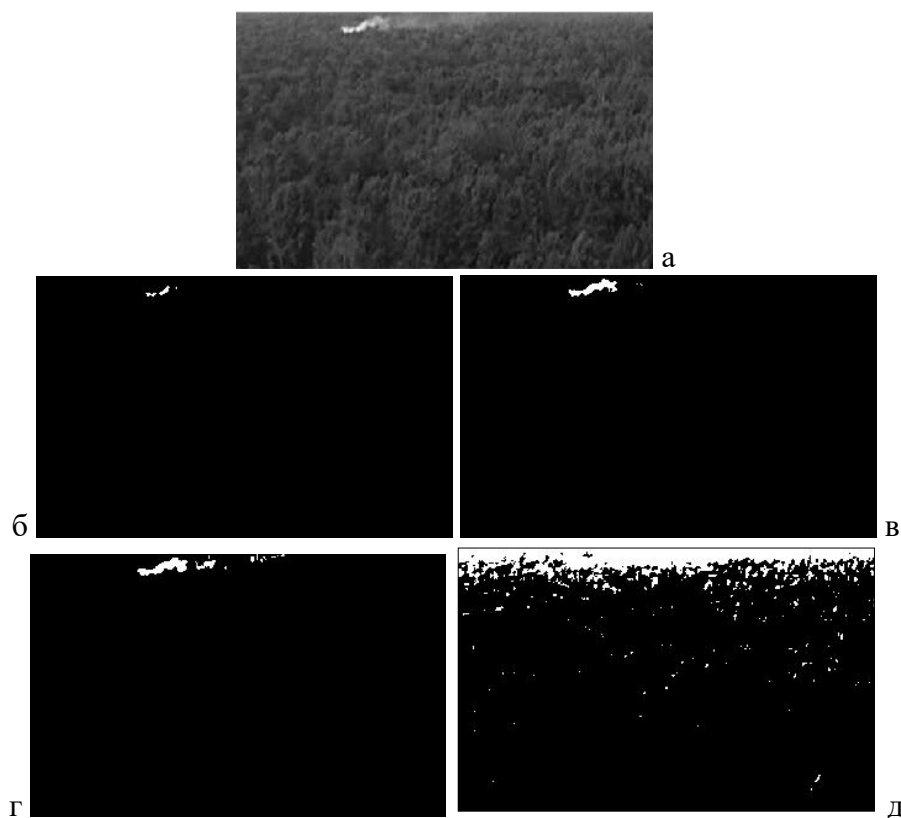


Рисунок 1.9 – Примеры изображений пороговых множеств T_{200} , T_{150} , T_{140} и T_{100} соответственно (б – д), построенных для функции яркости изображения (а)

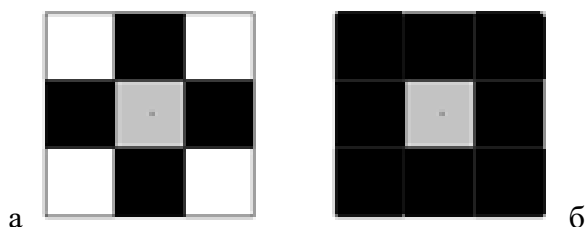


Рисунок 1.10 – Структура окрестности фон Неймана (а) и окрестности Мура первого порядка (б): точки, входящие в окрестность произвольной (серой) точки, обозначены черным цветом

Тогда i -ое связное подмножество (или связная компонента) порогового множества T_a определяется как такое подмножество $t_a^{(i)} \in T_a$, что для любых двух точек $p_1 \in t_a^{(i)}$ и $p_2 \in t_a^{(i)}$ существует последовательность принадлежащих $t_a^{(i)}$ попарно соседних точек $p_1 \sim p_k \sim p_l \sim \dots \sim p_m \sim p_2$. Сама по себе точка образует связную компоненту T_a , если она не имеет соседей [58]. При реализации алгоритма обнаружения для определения связных компонент будет использоваться окрестность Мура.

1.2 Описание алгоритма обнаружения движения

Авторами [57] экспериментально установлено различие динамики таких характеристик СКПМ, как максимальная и средняя мощность, при понижающемся пороге в зависимости от формы анализируемой поверхности. Под мощностью связной компоненты понимается количество точек изображения, образующих связную компоненту. При понижении порога сначала наблюдается увеличение количества связных компонент, затем уменьшение их количества (и соответственно увеличение средней мощности) в результате слияния. Если на однородном фоне присутствует объект интереса (в виде яркостного холма), мощности связной компоненты, соответствующей области интереса, и остальных связных компонент будут различаться существенно при некотором значении порога. Правило обнаружения строится на основе сравнения отношения максимальной мощности S_m связной компоненты к средней мощности остальных связных компонент S_o с некоторым критическим значением $k_{кр}$, определяемым эмпирически. Шаги реализации алгоритма обнаружения дымового облака на лесном фоне, в основе которого лежит алгоритм СКПМ, представлены на рисунке 1.11.

Движение дымового облака характеризуется относительным изменением яркости. Пусть на i -ом кадре значение яркости в точке (x,y) соответствовало яркости леса, а на j -ом кадре в этой точке (x,y) имеет место дым – в этом случае наблюдается положительная динамика яркости, следовательно $I_p(x,y) > 0$. В обратном случае $I_p(x,y) < 0$. С точки зрения обнаружения движения знак изменения не играет роли, поэтому применяется преобразование

$$I_{p2} = |I_p|. \quad (1.9)$$

На рисунке 1.11 представлена блок-схема алгоритма СКПМ, который принимает решение об отсутствии динамического объекта («о необнаружении») в случае, когда среди связных компонент $\{t_a^{(i)}\}, i = 1, 2, \dots, N$ порогового множества

T_a разностного изображения нет связной компоненты, преобладающей по площади; и решение о наличии объекта («об обнаружении») – в обратном случае. При принятии решения об обнаружении, положение объекта и его форма определяется максимальной связной компонентой порогового множества. Т.е. результат обнаружения представляет собой связную область, превосходящую по площади другие области, яркость которых также превышает порог.

Работа алгоритмов обнаружения не исключает принятия ошибочных решений (Таблица 1.2). Ошибка первого рода или «ложная тревога» возникает при принятии решения об обнаружении объекта при условии его фактического отсутствия. Противоположный смысл имеет ошибка второго рода или «пропуск события», возникающая в результате принятия решения об отсутствии объекта при его фактическом наличии. Данные ошибки принято количественно характеризовать соответствующими вероятностями $p_{01} = p(D_1 | H_0)$ и $p_{10} = p(D_0 | H_1)$, определяемыми в соответствии с применяемым статистическим критерием (правилом проверки статистических гипотез) [55].

Таблица 1.2 – Виды решений при проверке статистических гипотез в задаче обнаружения

		Верная гипотеза	
		H_0	H_1
Решение об обнаружении	D_0	Правильное необнаружение	Ошибка второго рода "пропуск события"
	D_1	Ошибка первого рода "ложная тревога"	Правильное обнаружение

Согласно критерию Неймана–Пирсона, наилучшим является алгоритм обнаружения, который обеспечивает наименьшую вероятность пропуска события p_{10} при заданной допустимой F_0 вероятности ложной тревоги $F = p_{01}$. Так как вероятность правильного обнаружения D определяется на основе выражения

$$D = p_{11} = 1 - p_{10}, \quad (1.10)$$

то минимизации p_{10} соответствует максимизация D , отсюда

$$\begin{cases} F \leq F_0 \\ D \rightarrow \max \end{cases} \quad (1.11)$$

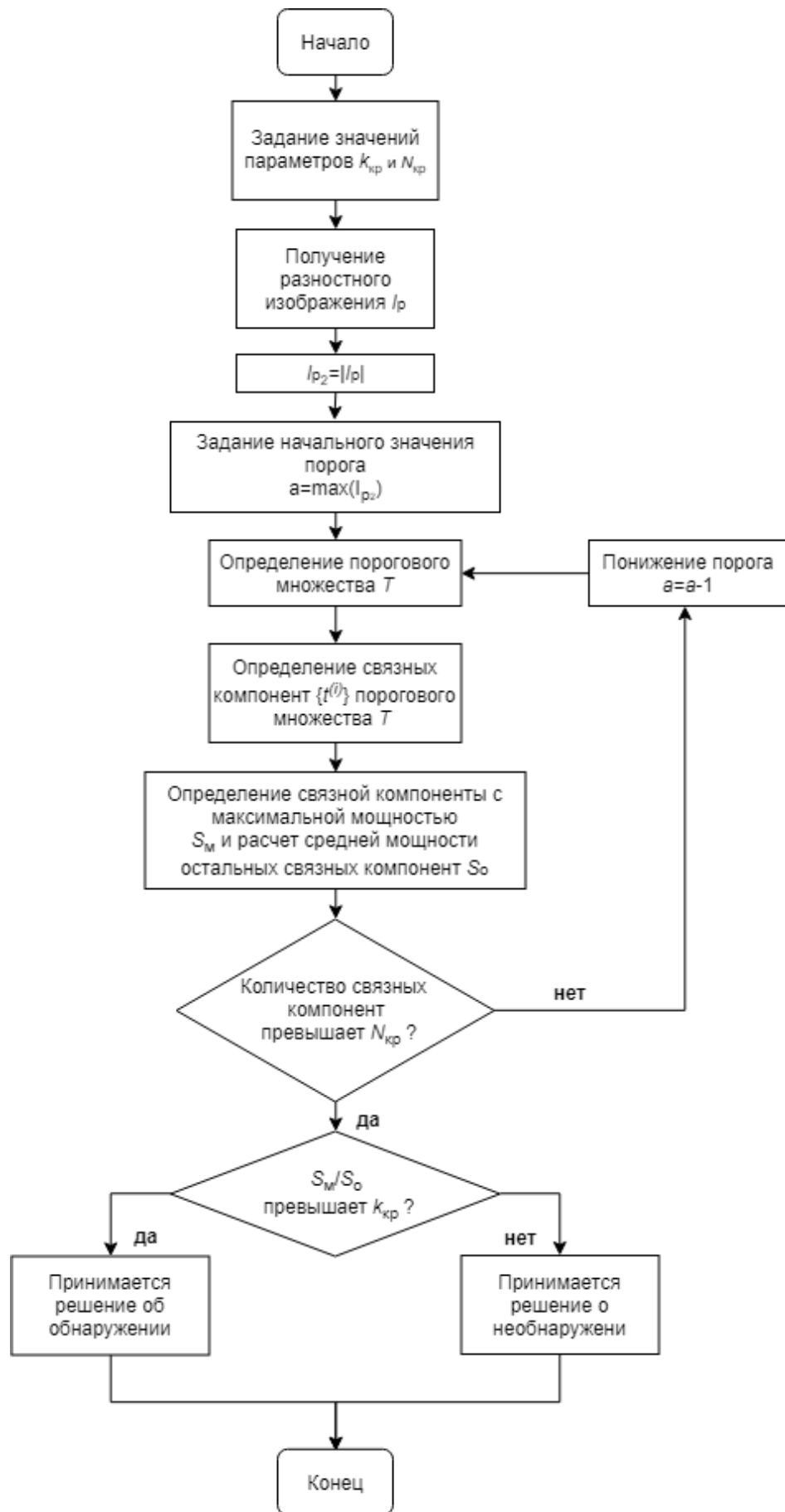


Рисунок 1.11 – Блок схема алгоритма обнаружения движения на основе анализа динамики связанных компонент пороговых множеств разностного изображения при понижающемся пороге

1.3 Экспериментальные результаты обнаружения движения

Результаты обнаружения движения дымового облака на фоне леса и на фоне неба приведены на рисунке 1.12 и рисунке 1.13 соответственно.

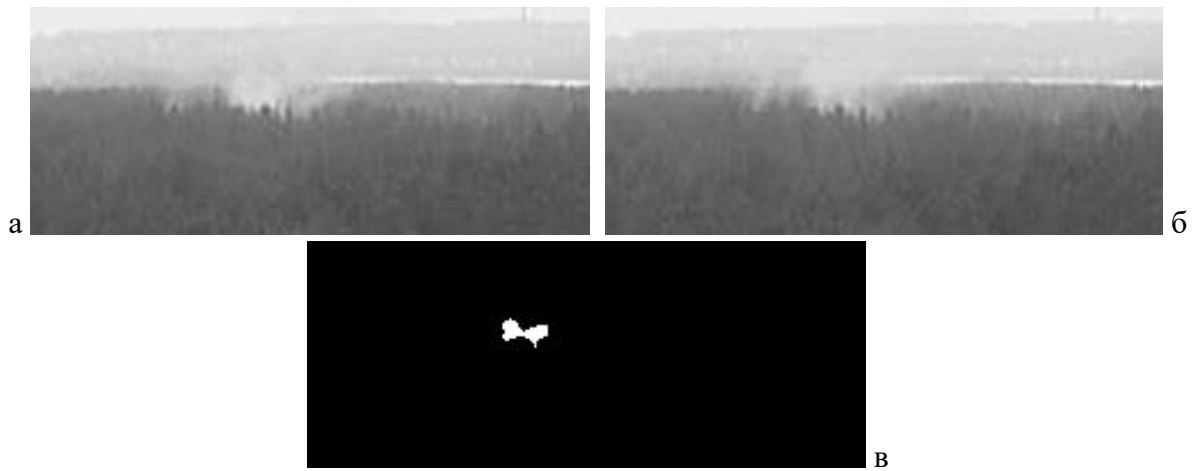


Рисунок 1.12 – Результат обнаружения движения дымового облака ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=7$)

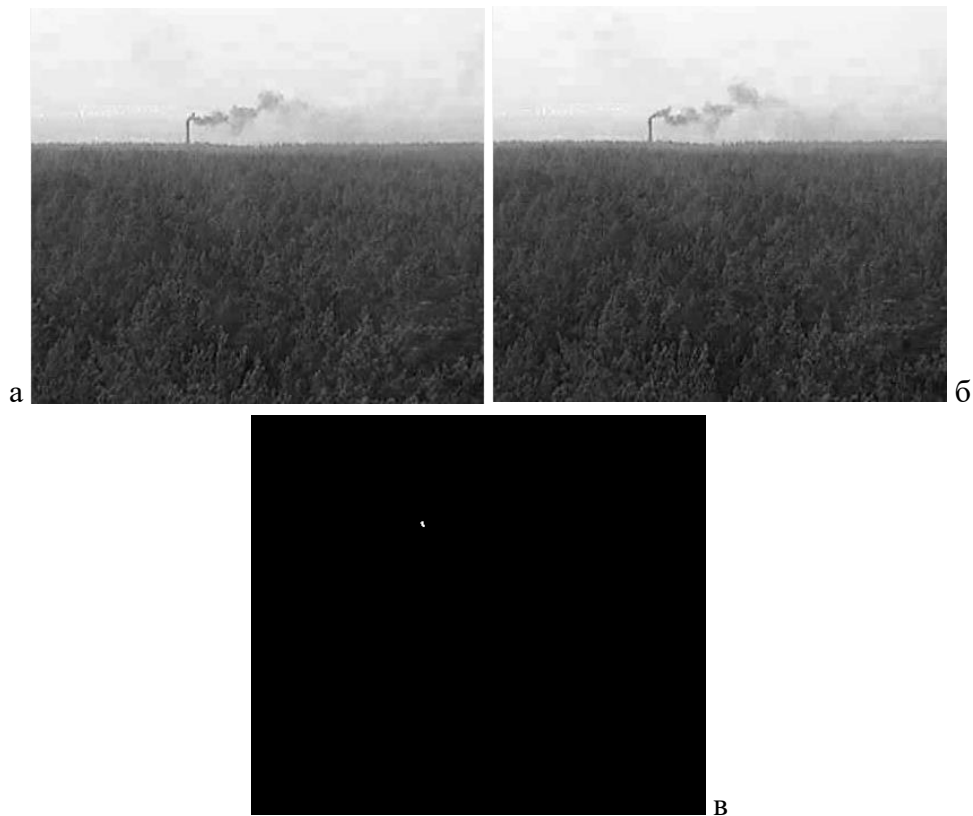


Рисунок 1.13 – Результат обнаружения движения дыма из трубы на фоне неба ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=25$)

1.3.1 Обнаружение движения в условиях монотонного изменения яркости изображений видеопоследовательности

Преимуществом алгоритма контрастного обнаружения на основе анализа динамики характеристик СКПМ при понижении порога, как утверждают его авторы, является отсутствие необходимости априорной информации об изображении, а также слабая чувствительность к монотонным изменениям функции яркости цифрового полутонового изображения [57]. Указанное преимущество для алгоритма обнаружения движения не является очевидным, поскольку алгоритм контрастного обнаружения дополняется операциями вычитания (1.4) и основывается на использовании абсолютных значений (1.9). Данный параграф посвящен определению возможности обнаружения движения при монотонном преобразовании дискретных двумерных функций яркости изображений видеопоследовательности.

Для того чтобы уменьшить уровень шумов и повысить качество изображения, в IP- и web-видеокамерах часто применяется ряд функций, которые помогают настроить оборудование под конкретные условия освещения. Одной из наиболее распространенных является функция автоматической регулировки усиления, которая представляет собой дополнительную цифровую коррекцию яркости за счет усиления (ослабления) сигнала на видеоматрице при недостаточной (чрезмерной) освещенности объекта.

Для исследования эффективности разработанного алгоритма обнаружения движения в условиях регулировки яркости зададим монотонное изменение яркости при помощи функции коррекции. Используем несколько функций коррекции показательного вида (Рисунок 1.14):

$$I_{\text{ВЫХ}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{ВХ}}[x, y]}{255} \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (1.12)$$

$$I_{\text{ВЫХ}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{ВХ}}[x, y]}{255} \right)^2, \quad (1.13)$$

$$I_{\text{ВЫХ}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{ВХ}}[x, y]}{255} \right)^3, \quad (1.14)$$

где $I_{\text{ВХ}}[x, y]$ и $I_{\text{ВЫХ}}[x, y]$ – дискретные двумерные функции яркости полутонового изображения до и после коррекции соответственно.

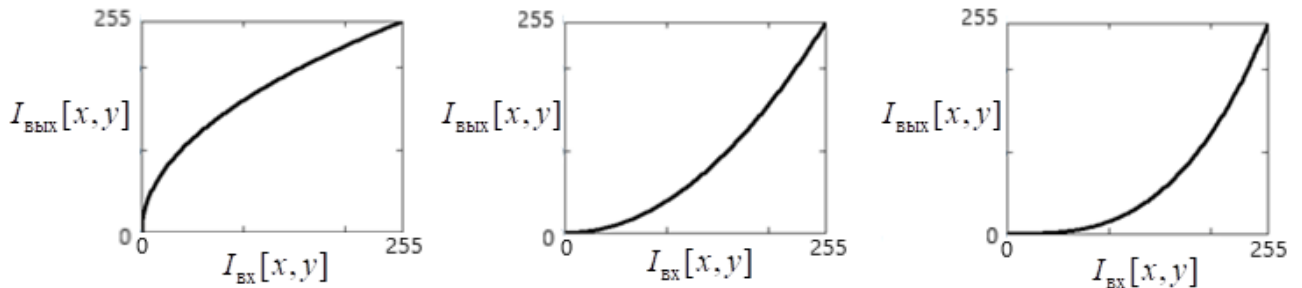


Рисунок 1.14 – Графики функций коррекции яркости изображений видеопоследовательности, описываемых выражениями (1.12), (1.13) и (1.14) соответственно (слева направо)

Результат применения алгоритма обнаружения движения дымового облака к паре соседних кадров видеопоследовательности без использования функции коррекции представлен на рисунке 1.15.

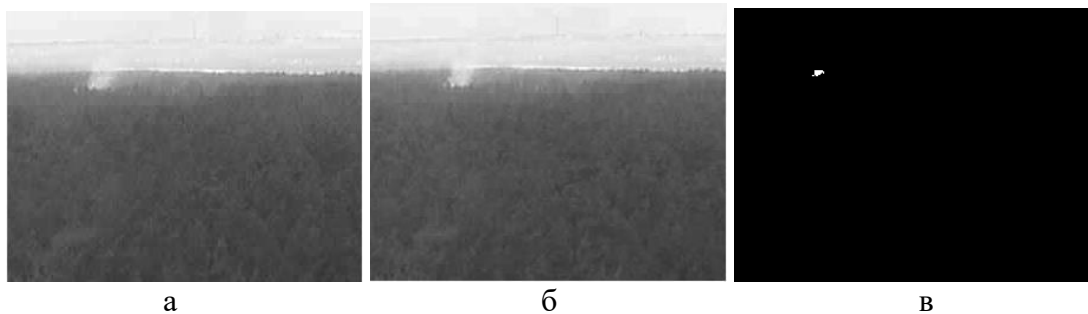


Рисунок 1.15 – Результат обнаружения движения дымового облака (в) по фрагментам соседних кадров видеопоследовательности (а) и (б) ($N_{\text{кр}}=20$, $k_{\text{кр}}=7$)

Результат работы алгоритма обнаружения движения по паре соседних кадров видеопоследовательности с использованием функции коррекции (1.12) для обоих изображений представлен на рисунке 1.16. Данная функция коррекции обеспечивает снижение контрастности кадров видеопоследовательности.

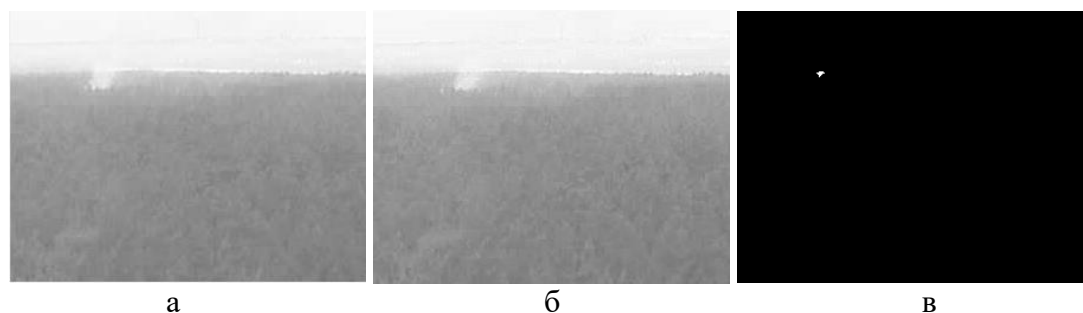


Рисунок 1.16 – Результат обнаружения движения дымового облака (в) по фрагментам соседних кадров видеопоследовательности (а, б) с применением показательной функции коррекции с дробным показателем ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=7$)

Результаты работы алгоритма обнаружения движения дымового облака по паре соседних кадров видеопоследовательности с использованием функций коррекции (1.13) и (1.14), обеспечивающих повышение контрастности изображений, представлены на рисунке 1.17 и рисунке 1.18 соответственно.

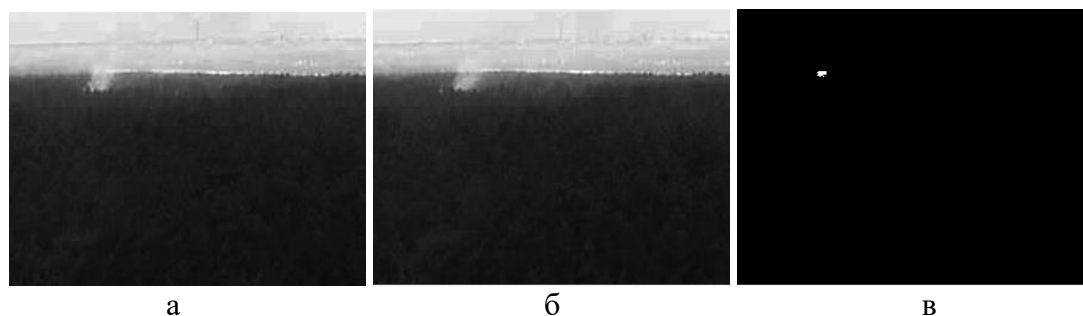


Рисунок 1.17 – Результат обнаружения движения дымового облака (в) по фрагментам соседних кадров видеопоследовательности (а, б) с применением квадратичной функции коррекции ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=7$)

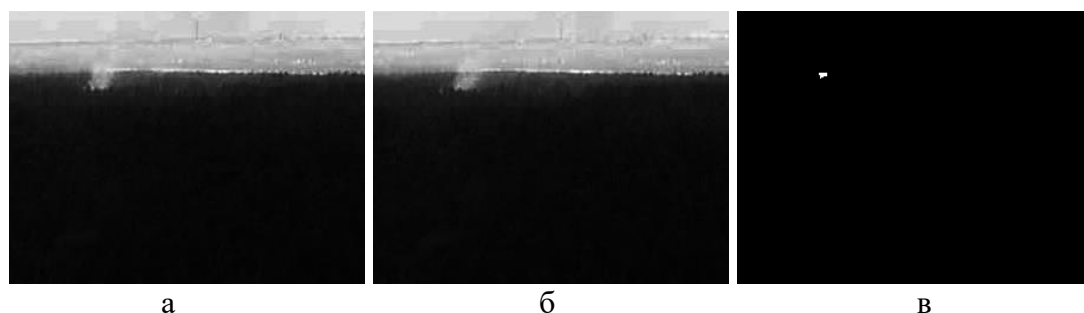


Рисунок 1.18 – Результат обнаружения движения дымового облака (в) по фрагментам соседних кадров видеопоследовательности (а, б) с применением кубической функции коррекции ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=5$)

С практической точки зрения низкая чувствительность алгоритма к монотонным изменениям яркости кадров видеопоследовательности обеспечивает возможность обнаружения движения дымового облака в условиях тумана (Рисунок 1.16), в условиях сумерек и пламени от пожара в ночное время (Рисунок 1.17, Рисунок 1.18).

1.3.2 Использование разнесенных кадров видеопоследовательности для вычисления изображения разности

С точки зрения повышения надежности обнаружения движения дымового облака целесообразно подвергать анализу разнесенные, т.е. взятые с большей разницей по времени (на несоседних циклах кругового обзора) изображения одного и того же участка лесного массива. Обнаружив движение на соседних кадрах видеопоследовательности, отсутствующее на более разнесенных, можно прийти к выводу о случайности и кратковременности локальных изменений, вызванных мешающими факторами. И наоборот, если факт обнаружения движения с использованием разнесенных кадров подтверждает решение об обнаружении, принятое на основе анализа соседних кадров, повышается надежность принятия решения. Использование разнесенных кадров представляется целесообразным также в случае, когда невозможно отследить изменения, происходящие на соседних кадрах, вследствие низкой скорости распространения дымового облака. Таблица 1.3 содержит результаты обнаружения движения дымового облака в зависимости от парных сочетаний кадров видеопоследовательности, представленной на рисунке 1.19, используемых для получения разностного изображения.

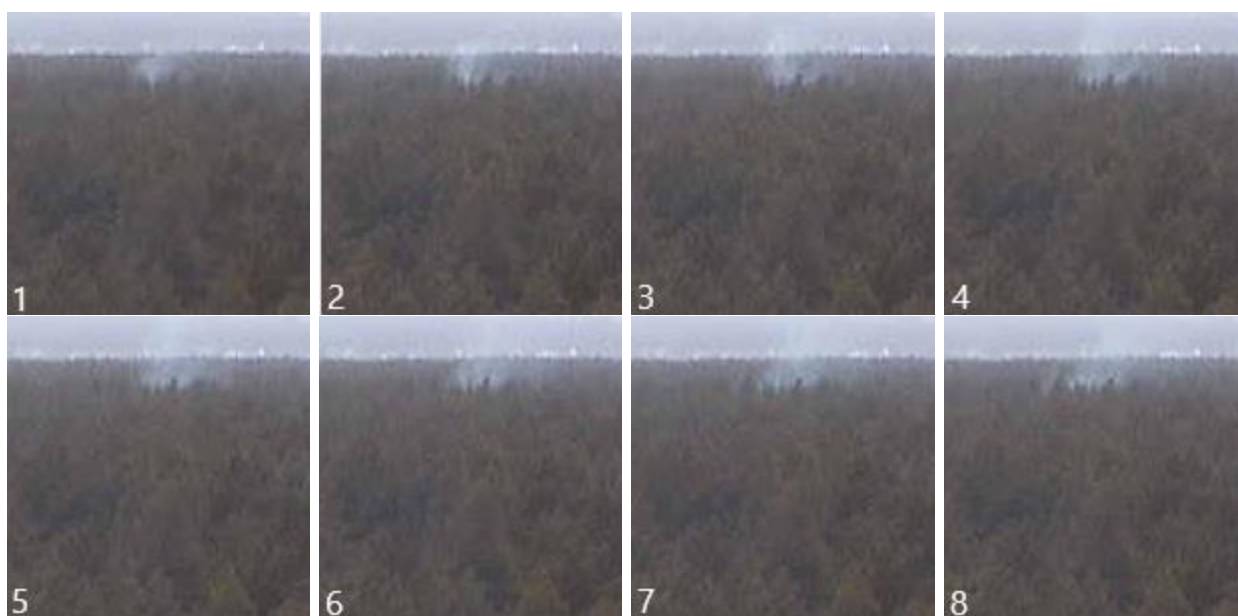


Рисунок 1.19 – Фрагменты кадров одной видеопоследовательности

Полученные результаты позволяют сделать вывод о необходимости использования разнесенных кадров видеопоследовательности для повышения эффективности обнаружения движения дымового облака.

Таблица 1.3 – Результаты работы алгоритма обнаружения движения дымового облака ($N_{кр}=20$, $k_{кр}=5$) в зависимости от выбора парных сочетаний кадров видеопоследовательности

Парные сочетания кадров	Соседние кадры видеопоследовательности						
	1–2	2–3	3–4	4–5	5–6	6–8	7–8
Решение алгоритма обнаружения движения	"1"	"1"	"0"	"0"	"1"	"1"	"0"
Парные сочетания кадров	Разнесенные кадры видеопоследовательности						
	1–8	2–8	3–8	4–8	5–8	6–8	-
Решение алгоритма обнаружения движения	"1"	"1"	"1"	"1"	"1"	"1"	-

Однако отметим, что пропускная способность канала передачи информации накладывает ограничения на скорость получения новых изображений в видеопоследовательности. Например, если скорость передачи по IP-каналу составляет 0.01 Мбит/с, то время, требуемое для передачи цветного цифрового изображения размером 25Кб (576×704 пикселей), составляет приблизительно 15 секунд. Если передача осуществляется после формирования каждого отдельного фрагмента панорамы, для последовательной передачи 8-ми фрагментов панорамного изображения (при смещении оптической оси камеры на 45 градусов по азимуту) требуется 2 минуты. Кроме того, механизму вращения может потребоваться некоторое дополнительное время для изменения положения камеры. Определение способа выбора кадров видеопоследовательности для анализа движения должно происходить с учетом риска пропуска лесного пожара на ранних стадиях, повышение которого происходит по мере формирования новых кадров видеопоследовательности. Если допустить, что время обнаружения лесного пожара с точки зрения быстроты и эффективности тушения не должно превышать 15 минут с начала его возникновения, то обнаружение движения может происходить по кадрам видеопоследовательности, разнесенных по времени от 2-х до 14-ти минут (т.е. комбинации 1–2, 1–3, 1–4, 1–5, 1–6, 1–7). При этом

время, затрачиваемое на обработку, не должно превышать 2 минуты, что соответствует временному разнесению соседних кадров в видеопоследовательности, разработанный алгоритм обнаружения движения удовлетворяет данному требованию.

1.4 Выравнивание яркости изображений

Для снижения вероятности ложной тревоги представляется целесообразным применение алгоритма анализа движения совместно с алгоритмом контрастного обнаружения дымового облака. Можно сначала получать результат контрастного обнаружения, а затем среди обнаруженных объектов с повышенной яркостью искать динамические; можно поступать наоборот. Возможно использование варианта одновременного запуска алгоритмов с последующим объединением их результатов.

Эффективность работы алгоритма СКПМ, который может быть использован непосредственно для обнаружения дымового облака по признаку яркостного контраста, зависит от выполнения требования однородности фона, образованного изображениями деревьев. В качестве критерия однородности в настоящей работе принимается постоянство средней яркости фона. В действительности изображения, получаемые камерами в системах обнаружения лесных пожаров, не соответствуют требованию однородности фона. На рисунке 1.20 представлены графики одномерных функций, описывающих зависимость яркости изображения от номера пиксела в столбце и строке соответственно.

О невыполнении требования однородности свидетельствует нестационарность функции яркости в вертикальном направлении, которой свойственна тенденция снижающейся яркости при движении вдоль столбцов изображения (Рисунок 1.20. г). Анализ типичных изображений в системе противопожарного видеомониторинга показал, что изображениям свойствен тренд снижения средней по строке яркости при движении «вниз» по изображению (Рисунок 1.21).

Данный тренд может повлиять на работу алгоритма контрастного обнаружения следующим образом. Если на изображении отсутствует дымовое облако, повышенная яркость деревьев в верхней части изображения, вызванная наличием тренда, может стать причиной ложного срабатывания алгоритма контрастного обнаружения. Если на изображении присутствует дымовое облако, характеризующееся повышенной яркостью в пределах некоторой локальной области, и оно располагается в нижней части изображения, и в то же время верхняя часть изображения характеризуется повышенной яркостью, то результат обнаружения может не соответствовать истинному положению дымового облака.

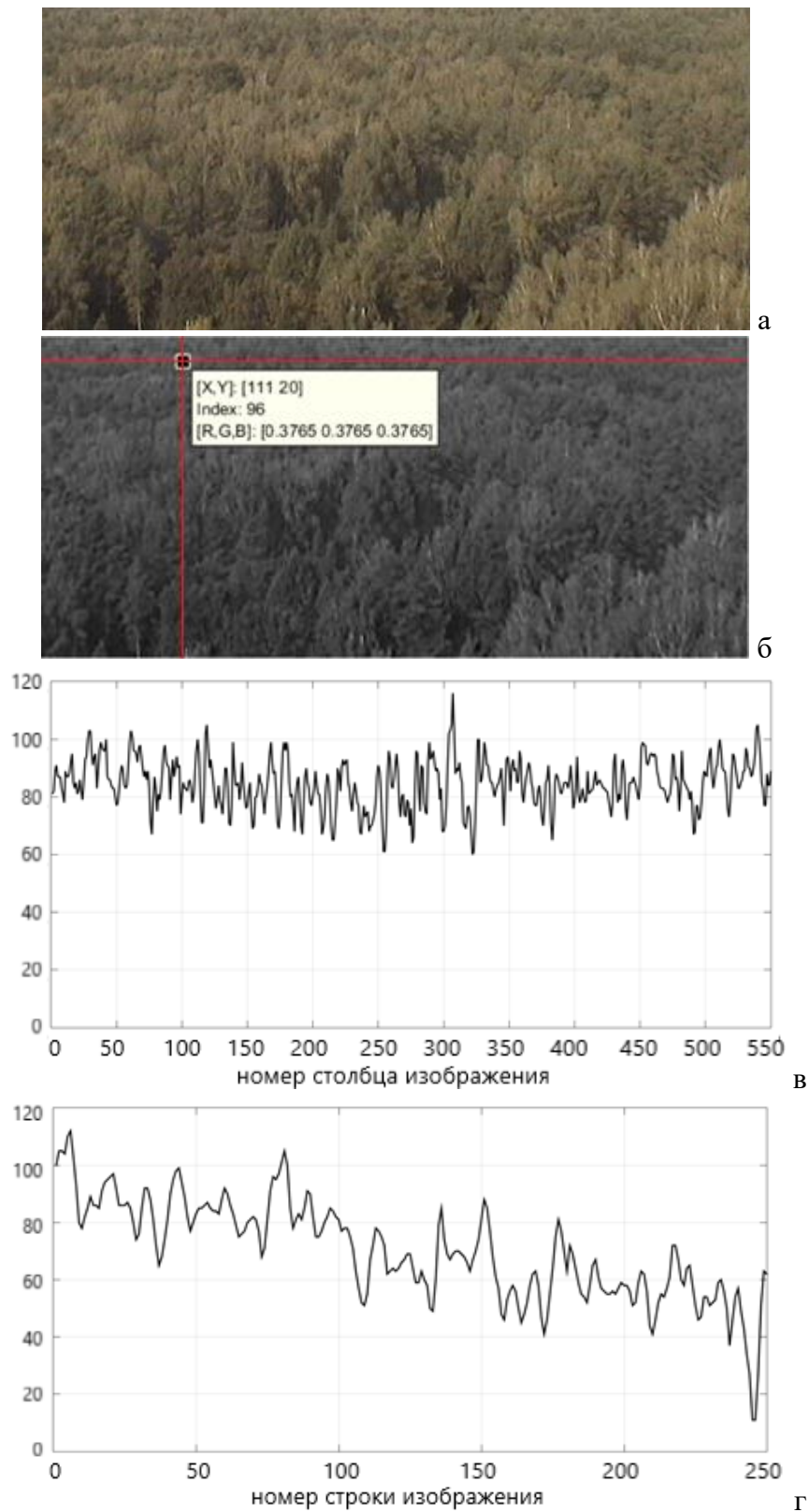


Рисунок 1.20 – Одномерные функции яркости, построенные в горизонтальном (в) и вертикальном (г) сечении полутонового изображения синей компоненты (б) исходного изображения (а); сечения проходят через точку (111,20)

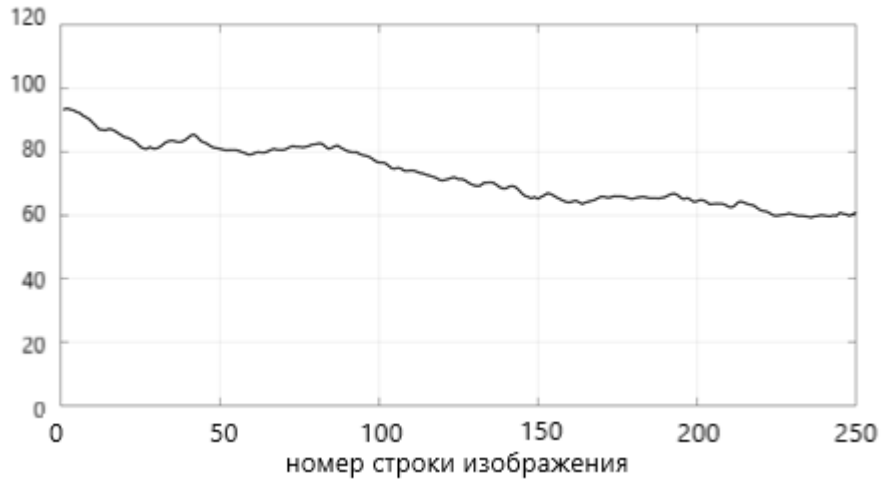


Рисунок 1.21 – Зависимость средней по строке яркости от номера строки изображения

Рассмотрим несколько алгоритмов, применение которых для компенсации медленных изменений средней по строке яркости изображения обеспечивает понижение нестационарности функции яркости фонового изображения.

1.4.1 Алгоритмы линейного выравнивания

Линейное выравнивание средней по строке яркости изображения проводится на основе выражения

$$A_{л}[x, y] = A[x, y] - \hat{A}[x], \quad (1.15)$$

где $\hat{A}[x] = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N A[x, y]$ – оценка средней по строке под номером x яркости

цифрового полутонового изображения $A[x, y]$, $x = \overline{1..M}$, $y = \overline{1..N}$, M и N – количество строк и количество столбцов изображения A соответственно; $A_{л}[x, y]$ – изображение – результат выравнивания, которое далее будет называться нормализованным (т.е. приведенным в соответствие с требованием стационарности). Пример результата линейного выравнивания яркости цифрового полутонового изображения в соответствии с выражением (1.15) приведен на рисунке 1.22. б.

Если оценку средней яркости рассчитывать не по всем значениям яркости в строке, а с использованием «скользящего» вдоль строки одномерного

горизонтального окна размером $L+1$, присваивая полученные значения оценки центральному в окне пикселу, в соответствии с выражением

$$A_{\text{ок}}[x, y] = A[x, y] - \hat{A}_L[x, k] = A[x, y] - \frac{1}{L+1} \sum_{y=k-\frac{L}{2}}^{k+\frac{L}{2}} A[x, y], \quad (1.16)$$

где k – центр одномерного скользящего окна, то алгоритм обеспечит выравнивание с учетом изменений яркости в пределах одной строки.

Следует отметить, что размер горизонтального окна фиксирован и равен L если окно полностью помещается в строке, т.е. $k - \frac{L}{2} \geq 1$ и $k + \frac{L}{2} \leq N$; иначе размеры горизонтального окна уменьшаются при сдвиге центра окна в направлении к границам изображения. На рисунке 1.23 представлены изображения $\hat{A}_L[x, y]$ при $L=100$ (а) и $L=10$ (в) и полученные на их основе нормализованные изображения $A_{\text{ок}}[x, k]$ (б) и (г) соответственно.



Рисунок 1.22 – Результат (б) линейного выравнивания яркости изображения (а) на основе вычитания оценки средней по строке яркости

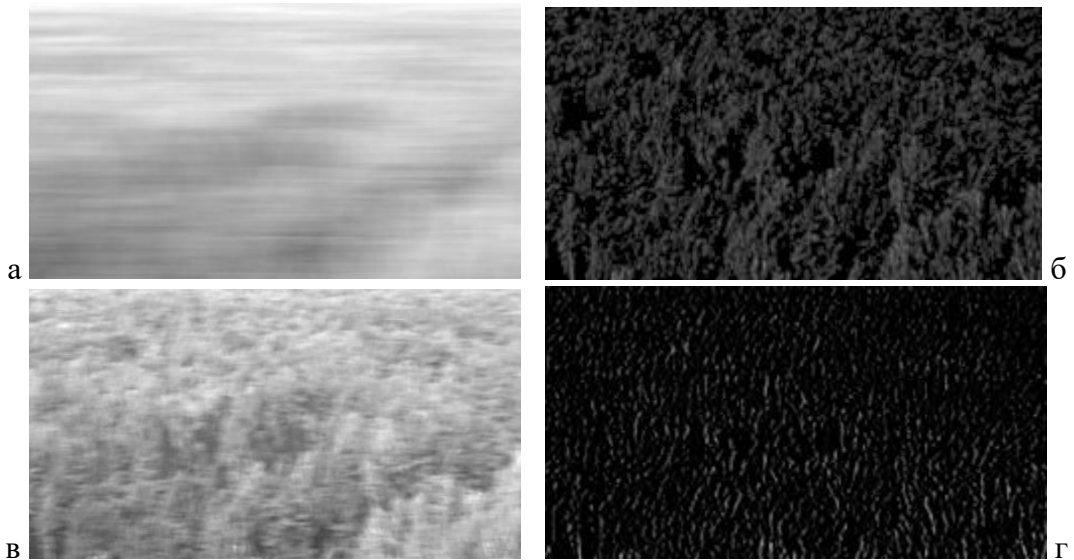


Рисунок 1.23 – Результаты линейного выравнивания яркости изображения (б, г) на основе вычитания оценки средней внутри скользящего одномерного горизонтального окна яркости при $L=100$ и $L=10$ (а, в)

1.4.2 Алгоритмы морфологического выравнивания яркости изображения

Наиболее эффективными признаны морфологические методы выравнивания яркости [62-64]. Перед тем как перейти к описанию существующих алгоритмов морфологического выравнивания, приведем определения базовых морфологических операций над бинарными и полутоновыми изображениями.

1.4.2.1 Базовые морфологические операции

Морфологическая обработка выполняется с применением так называемого структурного элемента – изображения простой формы небольших размеров [65]. Описание базовых операций математической морфологии при обработке бинарных изображений дается в терминах теории множеств [66]. Так, эрозия бинарного изображения A структурным элементом B обозначается $A \odot B$ и определяется выражением [66]:

$$A \odot B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\}, \quad (1.17)$$

где $(B)_z$ – операция сдвига точки привязки («центра») изображения структурного элемента B в точку z .

Дилатация бинарного изображения A структурным элементом B определяется выражением:

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\}. \quad (1.18)$$

В основе выражения (1.18) лежит получение центрального отражения изображения B относительно его точки привязки (на 180°) и сдвиг полученного изображения в точку $z - (\hat{B})_z$.

Размыкание и замыкание бинарного изображения A структурным элементом B определяются выражениями (1.19) и (1.20) соответственно:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B, \quad (1.19)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B. \quad (1.20)$$

Примеры результатов действия описанных морфологических операций приведены на рисунке 1.24 [66].

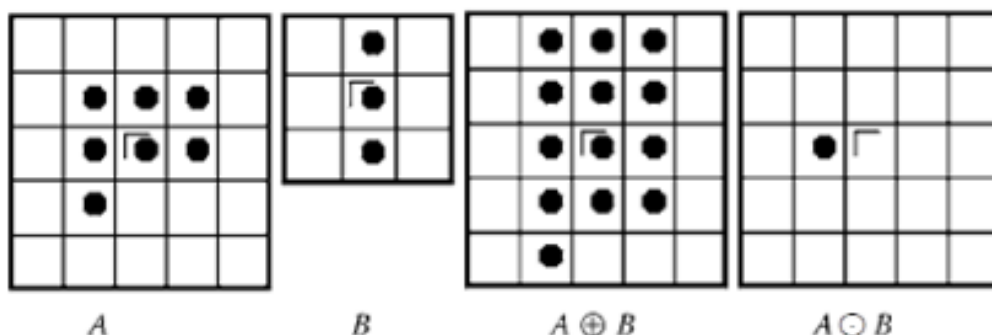


Рисунок 1.24 – Пример дилатации и эрозии бинарного изображения A структурным элементом B

Геометрический смысл базовых бинарных морфологических операций объясняется рисунком 1.25 [67], на котором исходное изображение имеет границу в виде пунктирной линии, изображение результата морфологической обработки – сплошной.

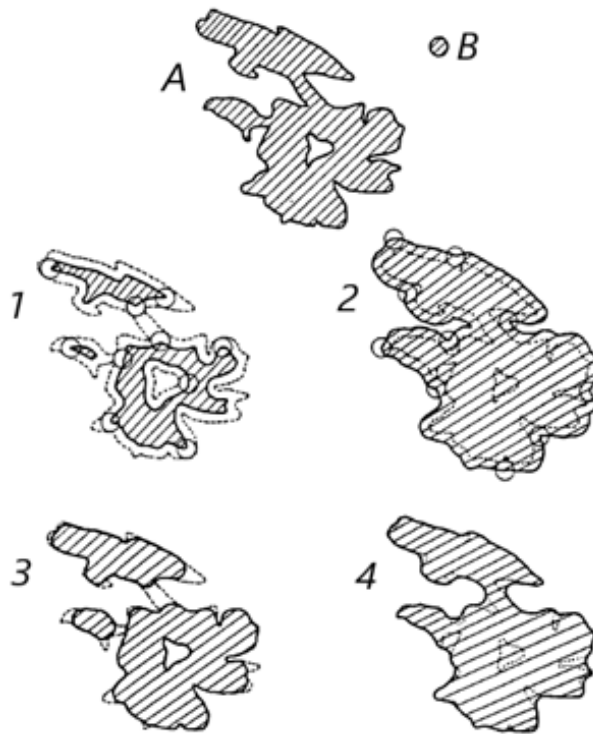


Рисунок 1.25 – Геометрический смысл 1 – эрозии, 2 – дилатации, 3 – размыкания, 4 – замыкания бинарного изображения A структурным элементом B в форме диска

Известно [66-67], что принцип морфологической обработки цифровых полутоновых изображений заключается в изменении двумерной дискретной функции яркости путем «прощупывания» соответствующей ей поверхности в трехмерном пространстве структурным элементом заданной формы, в результате которого изменяется форма исходной функции яркости. Этот принцип поясняется рисунком 1.26 [67], на котором исходной функции яркости (в одномерном сечении) соответствует тонкая кривая, результату морфологической операции – толстая кривая.

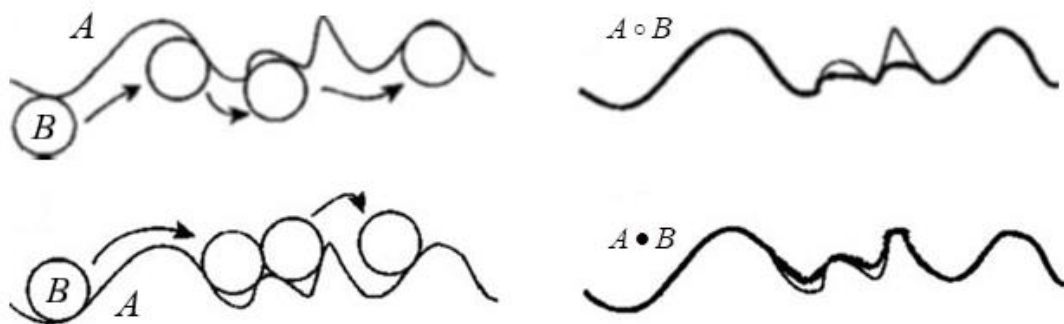


Рисунок 1.26 – Изменение формы функции яркости изображения A в результате морфологических операций размыкания и замыкания с применением структурного элемента B в форме шара

1.4.2.2 Виды алгоритмов морфологического выравнивания

В основе классических алгоритмов морфологического выравнивания лежат следующие выражения [62-64, 68]:

$$A_{M1} = A - A \circ B, \quad (1.21)$$

$$A_{M2} = A - A \bullet B, \quad (1.22)$$

$$A_{M3} = A - (A \circ B_1 + A \bullet B_2) / 2 \quad (1.23)$$

(размер структурного элемента B_1 должен быть больше размера B_2),

$$A_{M4} = A - [(A \bullet B) \circ B + (A \circ B) \bullet B] / 2, \quad (1.24)$$

На рисунке 1.27 представлены результаты морфологического выравнивания яркости полутонового изображения на основе выражения (1.24) с использованием структурных элементов в форме шара радиусом 3 пиксела (Рисунок 1.27. б) и отрезка горизонтальной прямой длиной 4 пиксела (Рисунок 1.27. г). На рисунке 1.28 представлены примеры результатов компенсации медленных изменений средней по строке яркости на основе линейного (1.16) и морфологического алгоритма (1.24) выравнивания.

Проведем сравнение эффективности алгоритмов морфологического выравнивания яркости (1.21) – (1.24) на основе оценивания характеристик эффективности алгоритма контрастного обнаружения дымового облака (алгоритма СКПМ) в различных условиях:

- без использования процедуры предварительного выравнивания яркости изображения;
- при выполнении процедур морфологического выравнивания яркости при помощи структурного элемента в форме шара.

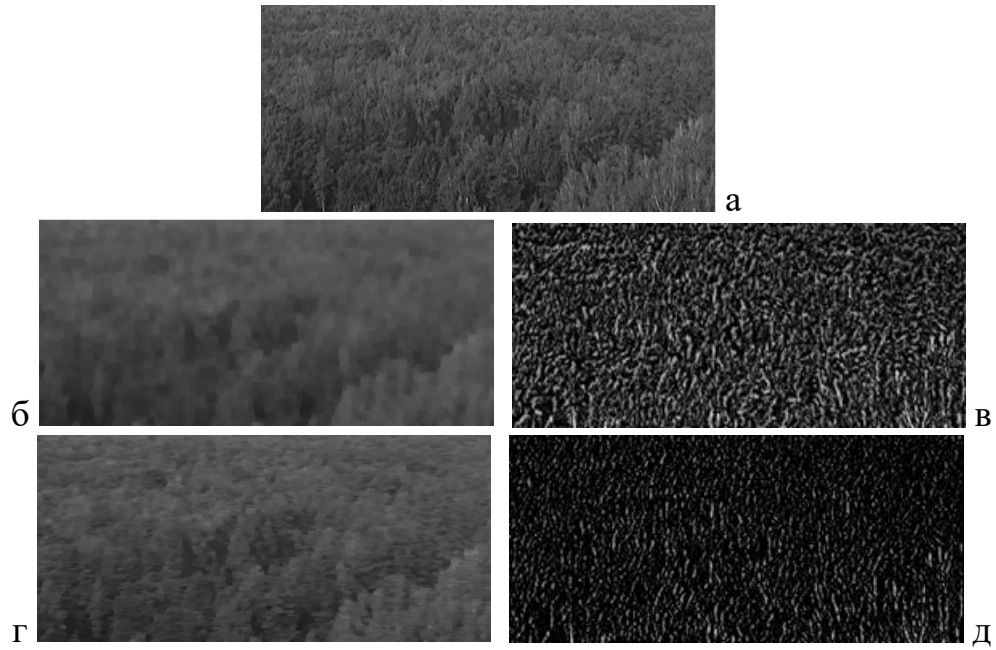


Рисунок 1.27 – Примеры изображений результатов морфологической обработки (б, г) цифрового полутонового изображения (а) и нормализованных изображений, полученных на их основе: (в) и (д) соответственно

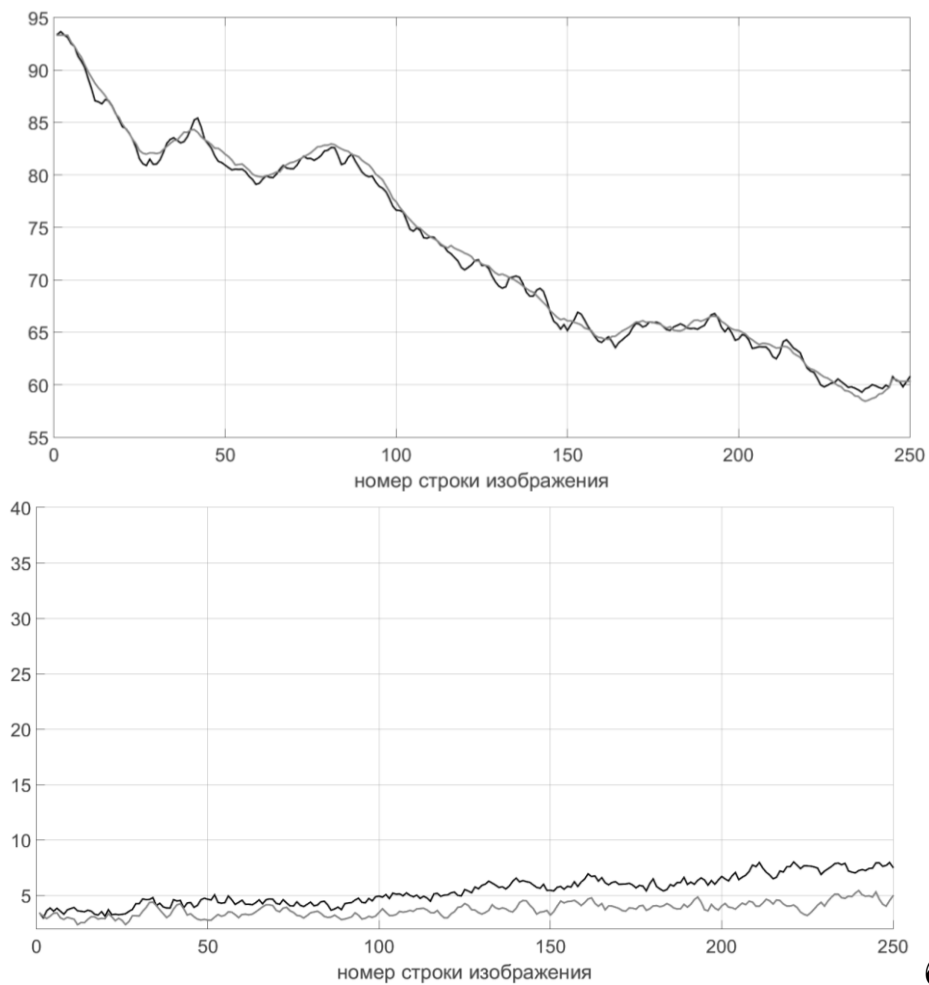


Рисунок 1.28 – Зависимость средней по строке яркости от номера строки изображения лесного массива до (а) и после (б) выравнивания: линейным методом – черная линия, морфологическим методом – серая линия

В качестве показателей эффективности используются вероятность правильного обнаружения D и вероятность ложной тревоги F в зависимости от отношения сигнал/шум Q [55]. Рассчитать указанные вероятности в условиях априорной неопределенности не представляется возможным, однако можно использовать их оценки, полученные методом статистического моделирования. В рамках данного метода путем многократного генерирования изображений, представляющих собой реализации статистической модели, описывающей поведение функции яркости в условиях отсутствия и наличия дымового облака на изображении (в зависимости от значения отношения сигнал/шум), выполнения процедур предварительного выравнивания яркости изображения и операций, предусмотренных алгоритмом контрастного обнаружения, осуществляется подсчет решений, принимаемых алгоритмом обнаружения. Это позволяет в конечном итоге найти оценки соответствующих вероятностей.

1.4.3 Статистическая модель для оценивания эффективности алгоритмов выравнивания

При построении статистической модели изображения в качестве модели фона используется двумерное коррелированное случайное поле $I_\phi[x, y]$ размером 200×200 пикселей. Сначала генерируется поле, значениями которого являются независимые случайные величины g_i , подчиняющиеся стандартному нормальному (гауссовскому) закону распределения:

$$f(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(g-m_g)^2}{2\sigma_g^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}g^2}, \quad (1.25)$$

где $m_g = 0$, $\sigma_g = 1$ – математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение случайной гауссовской величины g соответственно.

Затем для получения коррелированных случайных величин применяется способ, основанный на фильтрации поля независимых случайных величин КИХ-

фильтром, импульсная характеристика которого $h[x, y] | x, y = 1, 2, \dots, 2R$ имеет гауссовский вид

$$h[x, y] = \frac{C_h}{2R^2} e^{-(x-R)^2} e^{-(y-R)^2}, \quad (1.26)$$

где основным параметром является R .

В качестве модели объекта обнаружения выберем аддитивный двумерный гауссовский «импульс», который описывается выражением

$$O[x, y] = C_o \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma_o^2} \cdot [(x-m_x)^2 + (y-m_y)^2]}, \quad (1.27)$$

где C_o – высота импульса, параметр σ_o пропорционален ширине импульса, m_x и m_y – координаты центра импульса $O[x, y]$.

Под отношением сигнал/шум Q понимается отношение высоты импульса C_o к среднеквадратическому отклонению σ фонового случайного поля $I_\Phi[x, y]$ (Рисунок 1.29).

$$Q = \frac{C_o}{\sigma}. \quad (1.28)$$

Неоднородность фона моделируется прибавлением двумерной функции $I_H[x, y]$ постепенного изменения яркости фона вдоль столбцов, близкой по характеру к кривой, представленной на рисунке 1.21, а вдоль строк постоянной (Рисунок 1.30), которой соответствует выражение

$$I_H[x, y] = k_1 + k_2 \cdot e^{-\frac{y}{N}}. \quad (1.29)$$

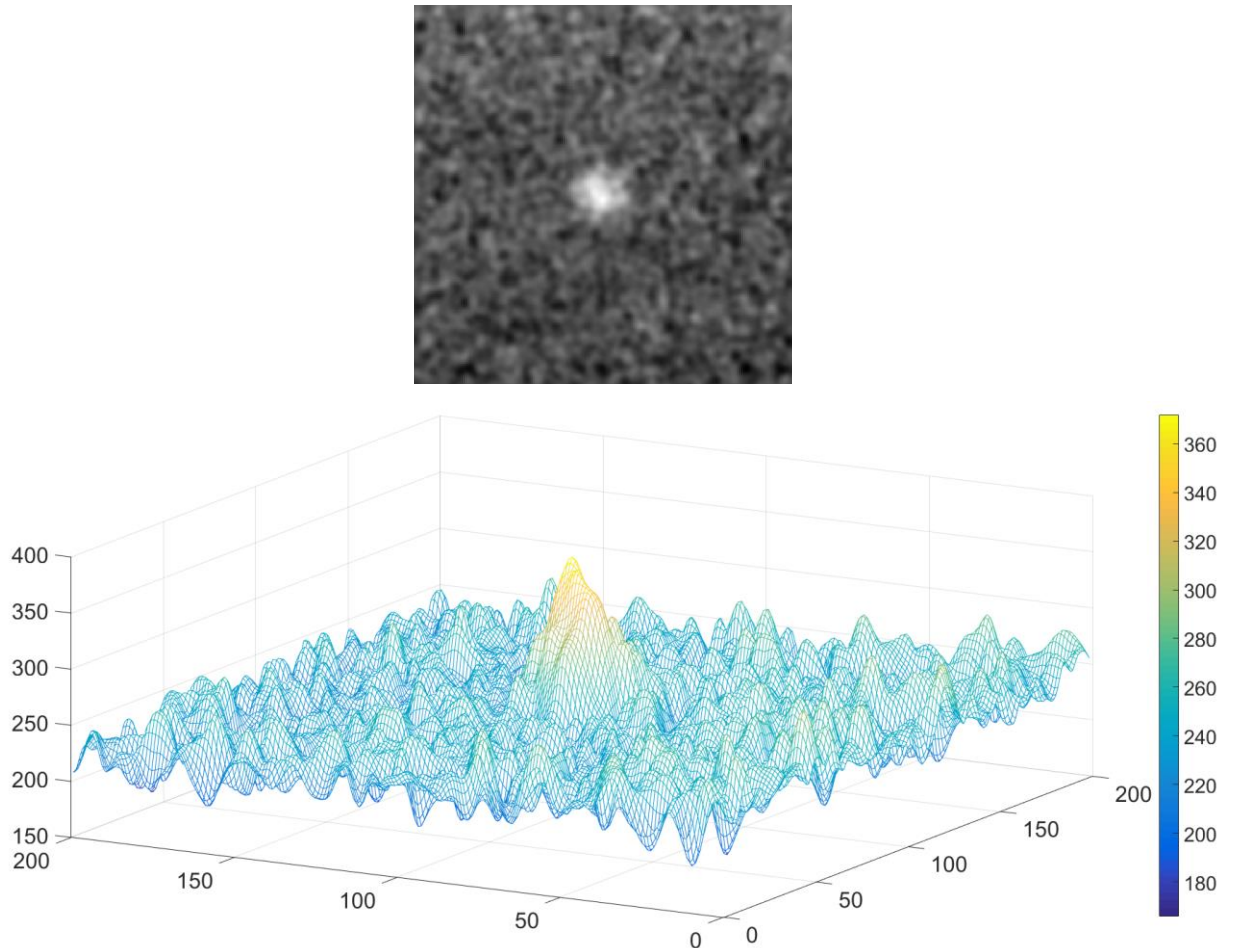


Рисунок 1.29 – Результат моделирования объекта повышенной яркости на однородном фоне при $Q=7$

Таким образом, разработанная статистическая модель изображения $I[x, y]$ включает три составляющие и описывается выражением

$$I[x, y] = I_{\phi}[x, y] + O[x, y] + I_{\text{н}}[x, y]. \quad (1.30)$$

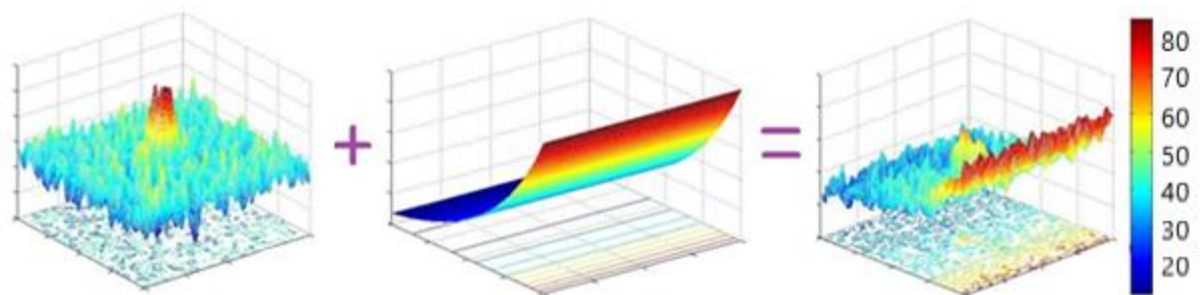


Рисунок 1.30 – Моделирование неоднородности фона

Решение об обнаружении считается правильным, если результат обнаружения расположен внутри области на изображении с центром в точке (m_x, m_y) , ограниченной окружностью радиуса R_D .

1.4.4 Результаты оценивания эффективности алгоритмов морфологического выравнивания

Значения параметров статистической модели изображения заданы в соответствии с таблицей 1.4.

Таблица 1.4 – Значения параметров статистической модели изображения

Параметр	Значение
R	10
C_h	15
m_x	100
m_y	100
σ_0	10
σ	30
k_1	60
k_2	35
N	200
Q	0,1,...,7
R_D	25
Количество повторений эксперимента при фиксированном Q	1000

Исходя из того, что размер структурного элемента для выполнения операций математической морфологии должен быть больше, чем интервал корреляции случайного поля в модели фона, структурные элементы B , B_1 и B_2 в форме шара имеют радиусы 35, 40 и 35 пикселей соответственно.

Потенциально достижимые характеристики эффективности определяются работой алгоритма контрастного обнаружения в условиях однородности фона. Результат оценивания эффективности алгоритмов морфологического выравнивания яркости продемонстрированы на рисунке 1.31. Как показывает данный рисунок, наиболее эффективным алгоритмом морфологического выравнивания яркости является алгоритм на основе выражения (1.23): $D_{од}(Q \approx 6/1.22 \approx 4.9) = D_{м3}(Q \approx 6/1.11 \approx 5.4) = D_{м4}(Q = 6) = 0.952$.

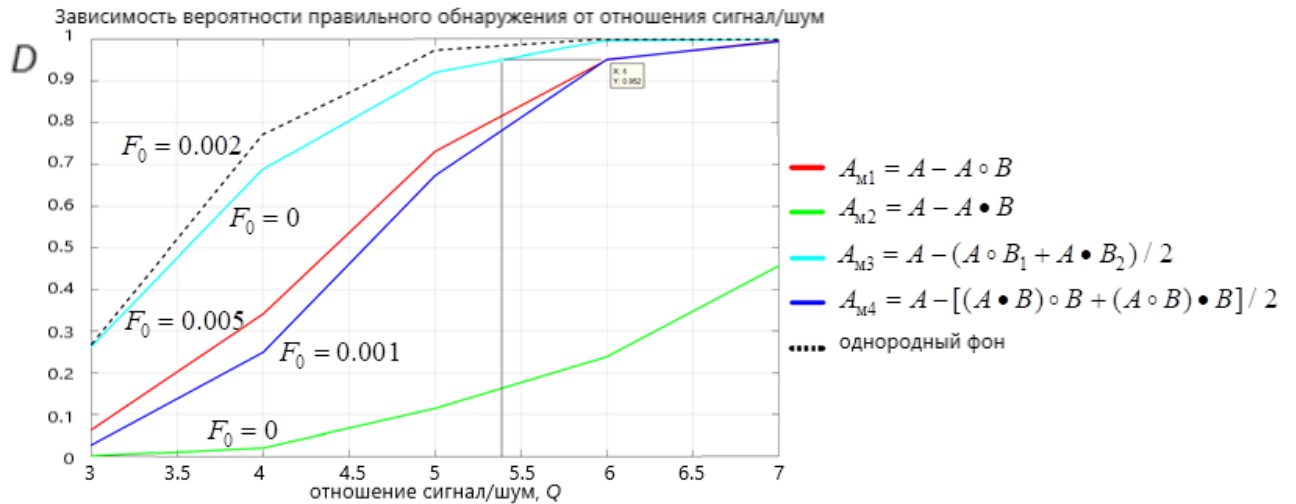


Рисунок 1.31 – Характеристики эффективности алгоритма контрастного обнаружения в условиях предварительного выравнивания яркости с применением различных морфологических алгоритмов

Выводы по главе 1

Разработан алгоритм обнаружения дымового облака на фоне лесного массива, который основан на анализе динамики характеристик связанных компонент пороговых множеств разности кадров видеопоследовательности при понижающемся пороге. Преимуществом разработанного алгоритма является отсутствие необходимости априорной информации об изображении. С использованием реальных изображений подтверждается способность алгоритма к обнаружению движущихся объектов в условиях монотонного изменения функций яркости изображений видеопоследовательности.

По результатам оценивания эффективности выравнивания принято решение об использовании алгоритма на основе вычитания среднеарифметического результатов морфологического размыкания и замыкания на этапе предварительной обработки при реализации алгоритма контрастного обнаружения дымового облака.

Основные результаты главы 1 опубликованы в работах [56, 69-73].

ГЛАВА 2 ОЦЕНИВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЫМОВЫХ ОБЛАКОВ НА ЛЕСНОМ ФОНЕ

Как отмечалось ранее, в процессе работы системы обнаружения лесных пожаров могут происходить ошибки двух видов – ложная тревога и пропуск события (возгорания). Согласно критерию Неймана–Пирсона более эффективной является система, которая обеспечивает максимальную вероятность правильного обнаружения D при условии, что вероятность ложной тревоги F не превышает заданной допустимой величины F_0 .

На практике для систем раннего обнаружения лесных пожаров рассчитать указанные вероятности не представляется возможным из-за множества факторов: комплексного эвристического характера алгоритмов, неоднородности фона получаемых изображений, различной освещенности сцены, неопределенности формы и яркости дымового облака и т.п. Поэтому вместо точных расчетных значений показателей эффективности приходится использовать оценки, полученные экспериментально с использованием реальных или модельных изображений. Материалом для оценивания вероятности ложной тревоги служат изображения леса в отсутствии пожара, такие изображения в процессе работы системы накапливаются в большом количестве. Для оценивания вероятности правильного обнаружения требуются изображения дымовых облаков на фоне леса. Подобного рода изображений не может быть много, потому что лесной пожар является редким в статистическом смысле событием, а его искусственное воссоздание с целью анализа таких изображений требует больших временных и материальных затрат. В качестве инструмента, позволяющего оценивать характеристики эффективности путем статистического моделирования, предлагается имитационная модель [16], обеспечивающая генерирование последовательностей изображений дымовых облаков в процессе развития на фоне лесного массива.

2.1 Моделирование дымовых облаков

Облака, в том числе и дымовые облака, представляют собой сложное природное явление. Поведение облаков (рост, движение, рассеивание) подчиняется законам физики, в частности, законам динамики жидкости и газов, законам термодинамики. Характер освещенности облака зависит от ряда факторов: степени рассеяния солнечного света, взаимного отражения света от частиц внутри облака, количества света, отраженного от поверхности земли и проходящего сквозь атмосферу, и др.

Растущий интерес к задаче моделирования облаков за последние два десятилетия обусловлен ее сложностью ввиду огромного разнообразия подходов к анализу природы газов, в том числе дымовых газов. Визуальные модели облаков находят применение при создании пилотажных тренажеров, спецэффектов и интерактивных 3D-игр, и, кроме того, во многих отраслях инженерии.

Существующие методы моделирования облаков делятся на эвристические и физические. Группа эвристических методов включает в себя методы на основе:

- построения системы частиц [74-75], например, клеточного автомата [59];
- теории фракталов [76];
- вокселей («voxel» = «volume» + «pixel»), представляющих собой объемные объекты на сетке из мельчайших элементов объема [77].

Широко известна техника визуализации объемных объектов с использованием метасфер – n -мерных объектов, представляющих собой замкнутые сглаженные поверхности, предложенная Дж. Блинном в начале 1980-х годов [78]. Для визуализации облаков также применяется технология построения изображения трехмерных моделей, в которой отслеживается траектория распространения светового луча (технология трассировки лучей) [79], а также метод на основе фотонных карт [80].

Естественный, физический, путь моделирования движения дыма заключается в прямом имитационном моделировании согласно уравнениям

динамики жидкости Навье–Стокса [81-83]; ограничением данного метода является большая вычислительная сложность. Для моделирования облаков стали применяться упрощенные подходы, например подход на основе формирования решетки связанных изображений [83].

Эвристические методы характеризуются высокой скоростью моделирования, однако визуальная реалистичность построенных моделей ниже чем у физических методов. Для реализации физических методов требуются дорогостоящие высокопроизводительные процессоры, что ограничивает их применение в режиме реального времени.

Для генерирования двумерных полутоновых и цветных изображений дымового облака от пожара применяется стохастическая клеточная модель, описанная в работе [84]. Клеточная модель или клеточный автомат представляет собой дискретную модель, включающую регулярную решетку ячеек (клеток), каждая из которых может находиться в одном из конечного множества состояний. Для каждой клетки определено множество соседних клеток, называемое окрестностью (см. п. 1.1). Для работы клеточного автомата требуется задание начального состояния всех ячеек и правил перехода клеток из одного состояния в другое [61]. В традиционных клеточных автоматах состояние одной центральной клетки изменяется в зависимости от состояний клеток, формирующих окрестность – в предложенной в [84] модели состояния соседних клеток модифицируются в зависимости от состояния центральной клетки.

В модели заложены два механизма, определяющие ее поведение: детерминированная диффузия и случайный дрейф. Диффузия имитирует рост и подъем дымового облака, обусловленные его тепловым расширением. Дрейф представляет собой стохастический механизм движения дыма под действием ветра различной силы.

В результате работы клеточного автомата генерируется последовательность изображений дымового облака в процессе его развития $I_{\text{дым}} = \{I_{\text{дым}k}, k = 1, 2, \dots, K\}$ (k – номер изображения в последовательности, K – размер последовательности).

При моделировании полутоновых изображений дымовых облаков начальное состояние клеток определяется следующим образом: одна клетка принимается в качестве источника возгорания – изображение в данной точке имеет максимальную яркость 255; остальные точки имеют нулевую яркость. Параметры модели могут быть подобраны таким образом, чтобы смоделированное изображение дымового облака имело визуальное сходство с реальным (Рисунок 2.1).

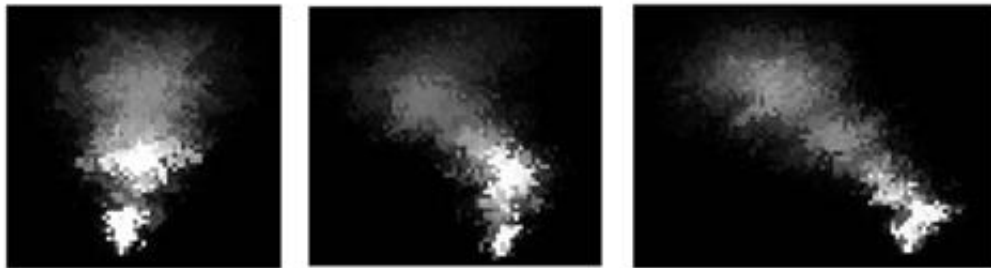


Рисунок 2.1 – Смоделированные полутоновые изображения дымового облака, развивающегося под действием ветра различной силы, с применением стохастической клеточной модели

Пример моделирования изображения дымового облака в процессе его развития представлен на рисунке 2.2.

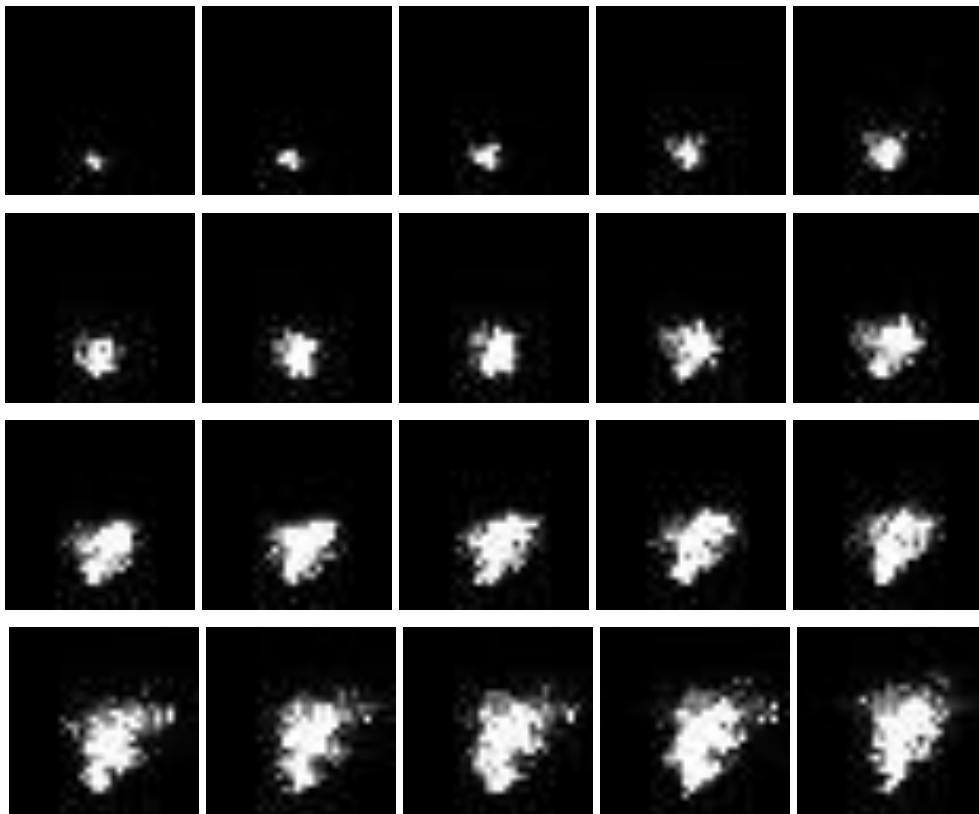


Рисунок 2.2 – Примеры смоделированных изображений дымового облака размером 30×30 пикселей в процессе его развития

2.2 Разработка динамической модели фонового изображения

Для воспроизведения ситуации возникновения пожара в лесу смоделированные изображения дыма можно накладывать на статичные реальные изображения леса. В работе предлагается более реалистичная динамическая модель фонового изображения. Целесообразность создания динамической модели фона мотивируется тем, что, хотя на каждом новом цикле обзора камеры устанавливаются с высокой точностью в прежние положения, изображения, соответствующие одному и тому же участку лесного массива, не являются статичными. Изменение фоновых изображений происходит вследствие колебания деревьев под действием ветра, меняющейся освещенности и действия других факторов.

Таким образом, разность двух изображений одного и того же участка лесного массива, полученных в различных циклах обзора, можно рассматривать как двумерный случайный процесс (случайное поле). Нестационарный характер случайного поля в вертикальном направлении иллюстрируется графиком зависимости оценки среднеквадратического отклонения σ_i от номера строки i :

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (I_{i,j} - m_i)^2}, \quad (2.1)$$

где m_i – оценка математического ожидания одномерного случайного поля:

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_{i,j}, \quad (2.2)$$

$I_{i,j}$ – яркость точки, находящейся в i -ой строке и j -ом столбце разностного изображения, N – количество столбцов. Зависимости оценок математического ожидания и среднеквадратического отклонения от номера строки изображения, усредненные по имеющемуся набору фоновых изображений, представлены на рисунке 2.3.

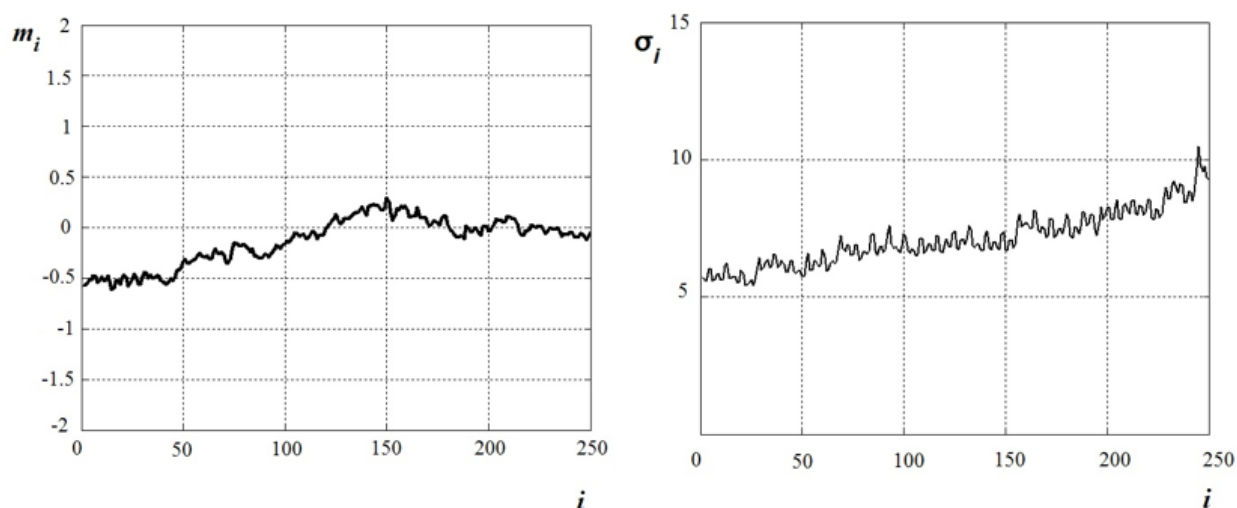


Рисунок 2.3 – Зависимость оценок параметров случайного поля от номера строки изображения

Из представленных графиков видно, что математическое ожидание разностного изображения близко к нулю; это подтверждает, что фоновые изображения кадров соседних циклов обзора отличаются незначительно. Наличие тенденции роста среднеквадратического отклонения при движении вниз вдоль столбцов разностных изображений связано с тем, что для объектов переднего плана изменения яркости под действием одних и тех же факторов являются более существенными при формировании изображения, чем для объектов, располагающихся дальше от камеры.

Полученные оценки используются для генерирования последовательности реализаций нестационарного псевдослучайного поля $I_{дв} = \{I_{двk}, k = 1, 2, \dots, K\}$, которые суммируются со статичным изображением леса $I_{сф}$. В результате формируется последовательность движущихся (динамических) фоновых изображений $I_{дф} = \{I_{дфk}, k = 1, 2, \dots, K\}$:

$$I_{дфk} = I_{сфk} + I_{двk}. \quad (2.3)$$

Для моделирования фонового изображения $I_{сф}$ предлагается аппликативная модель, формирование которой происходит путем «наклеивания» изображений одиночных деревьев, выступающих в качестве повторяющихся элементов изображения пространственно-распределенной сцены, и заграждения объектов заднего плана объектами переднего плана. Использование данной модели

позволяет подойти более свободно и индивидуально к задаче построения изображения лесного фона, поскольку существует огромное число параметров модели, которые можно варьировать, добиваясь визуального сходства модели изображения леса с некоторой реальной картиной.

Процесс моделирования отдельных деревьев является существенно затратным с вычислительной точки зрения. Поэтому моделирование изображения лесного массива как совокупности объектов может осуществляться на основе использования прототипа (или нескольких прототипов) изображения дерева, подвергаемого случайным пространственным и яркостным (цветовым) изменениям. Пример результата аппликативного моделирования представлен на рисунке 2.4.

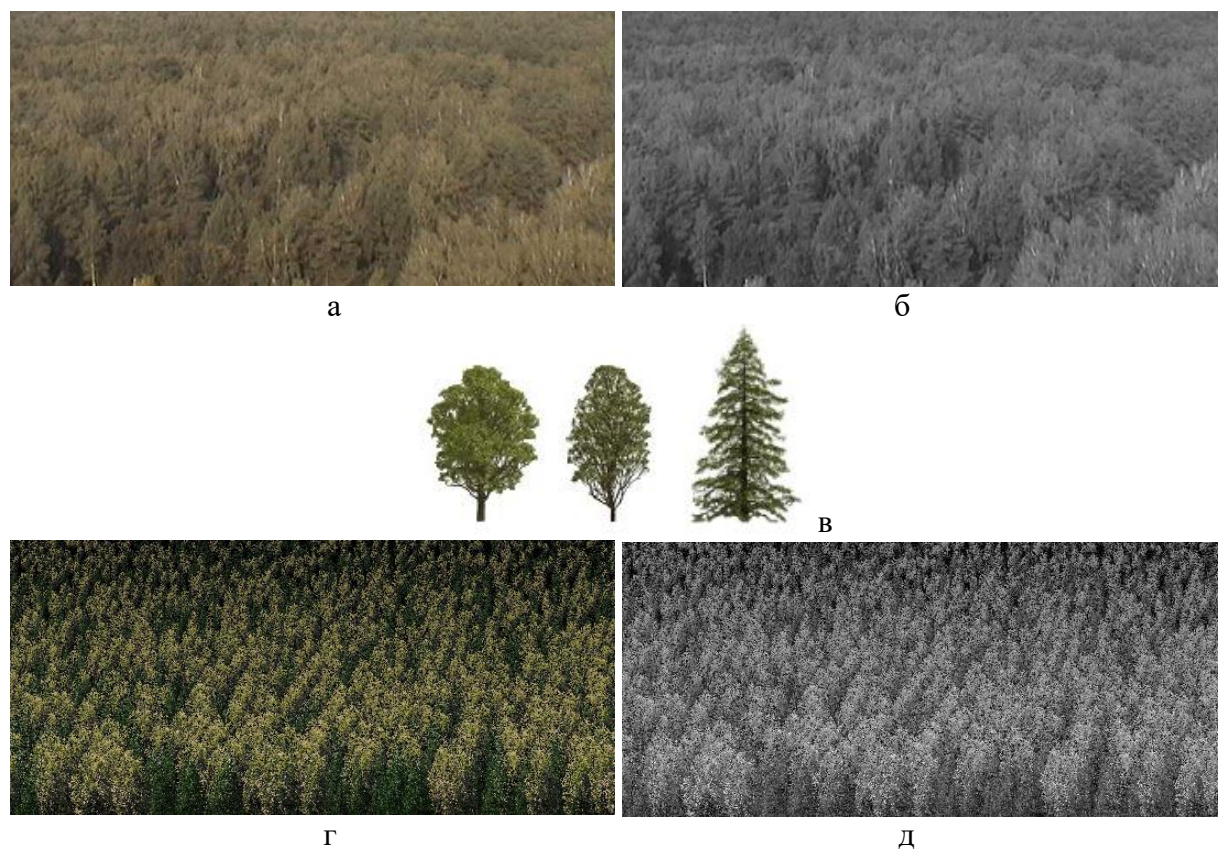


Рисунок 2.4 – Реальное изображение лесного массива (а), его полутоновое представление (б), исходные изображения прототипов (в), пример результата аппликативного моделирования изображения леса (г) и соответствующее ему полутоновое изображение (д)

2.3 Результаты моделирования изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива

Динамическая модель изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива, описывается выражением

$$I_{dk} = I_{дфk} + I_{дыmk} = I_{сфk} + I_{двk} + I_{дыmk}, \quad (2.4)$$

где параметр k выступает в роли фазы динамической модели.

Для изображения дыма задается степень прозрачности, с которой оно аддитивно накладывается на фоновое изображение. На решетке фонового изображения задаются координаты пиксела $(x_{дым.ист}, y_{дым.ист})$, соответствующего положению источника возгорания (Рисунок 2.5).



Рисунок 2.5 – Примеры изображений одной из фаз динамической модели: с применением в качестве изображения фона реального изображения лесного массива (а), с применением изображения, полученного на основе аппликативной модели (б)

2.4 Результаты оценивания эффективности алгоритмов обнаружения дымовых облаков на лесном фоне

Динамическая модель изображения дымового облака разработана с целью создания инструмента для оценивания эффективности алгоритмов обнаружения дымового облака. Она позволяет генерировать последовательности изображений дымовых облаков, распространяющихся на фоне лесных массивов. При оценивании эффективности алгоритма контрастного обнаружения изображения обрабатываются отдельно, при этом использование их в виде последовательности обеспечивает возможность оценивания времени обнаружения, т.е. номера кадра последовательности, на котором впервые принято решение об обнаружении дымового облака и верно определено его положение на изображении. При оценивании эффективности алгоритма обнаружения движения дымового облака используются изображения видеопоследовательности, разнесенные по времени.

В качестве характеристик эффективности используются оценки вероятности правильного обнаружения D и вероятности ложной тревоги F . Материалом для оценивания D служат последовательности модельных изображений $I_{д} = \{I_{дк}, k = 1, 2, \dots, 150\}$, сгенерированные на основе выражения (2.4). Примеры таких изображений представлены на рисунке 2.6. Материалом для оценивания F служит последовательность изображений $I_{дф} = \{I_{дфк}, k = 1, 2, \dots, 10000\}$, сгенерированная на основе выражения (2.3). Допустимый уровень вероятности ложной тревоги $F_0 = 0.004$ определяется исходя из средней частоты ложных срабатываний 1 раз в 10 минут.

Для видеосистем раннего обнаружения лесных пожаров помимо вероятностных характеристик важную роль играет такой показатель, как время обнаружения: чем быстрее пожар будет обнаружен, тем больше вероятность его успешного тушения. В качестве показателя, характеризующего время обнаружения пожара, предлагается использование номера изображения T (фазы динамической модели) в последовательности сгенерированных изображений

$I_d = \{I_{dk}, k = 1, 2, \dots, 150\}$, на котором впервые принимается верное решение о местоположении дыма.



Рисунок 2.6 – Примеры модельных изображений, служащих материалом для оценивания вероятности правильного обнаружения D

2.4.1 Результаты оценивания эффективности обнаружения движения в зависимости от разнесения кадров видеопоследовательности

При оценивании эффективности алгоритма обнаружения движения важное значение имеет разнесение кадров видеопоследовательности, используемых для получения изображения разности. Проведем оценивание при разнесении на 2, 4, 6 и 8 кадров, полагая, что разнесение на 2 кадра в последовательности модельных изображений соответствует разнесению на 1 кадр в последовательности реальных изображений, когда рассматриваются соседние циклы панорамного обзора. Результаты оценивания характеристик эффективности алгоритма СКПМ обнаружения движения дымового облака приведены в таблице 2.1 и на рисунке 2.7 в виде биржевой диаграммы, позволяющей отображать минимальное \hat{D}_{\min} (нижний конец вертикальной черты), максимальное \hat{D}_{\max} (верхний конец вертикальной черты) и среднее значение \bar{D} (горизонтальная перекладина) оцениваемого параметра D . Для оценивания D тестовый набор включает 6000 изображений дымового облака на лесном фоне, эксперименты различаются удаленностью дымового облака от верхней горизонтальной границы

изображения. Для оценивания F тестовый набор включает 10000 модельных изображений в отсутствии дымового облака.

Таблица 2.1 – Результаты оценивания вероятности правильного обнаружения D и времени обнаружения T : $\hat{F} = 0.002$ ($N_{кр} = 300, k_{кр} = 9$)

Разнесение	Оценка вероятности правильного обнаружения D			Оценка времени обнаружения T		
	\hat{D}_{\min}	\bar{D}	\hat{D}_{\max}	\hat{T}_{\min}	\bar{T}	\hat{T}_{\max}
2	0.0338	0.4895	0.9324	3	5.4	26
4	0.1781	0.7464	0.9863	5	5.6	12
6	0.4444	0.8844	1	7	7.125	10
8	0.6549	0.9435	1	9	9	9

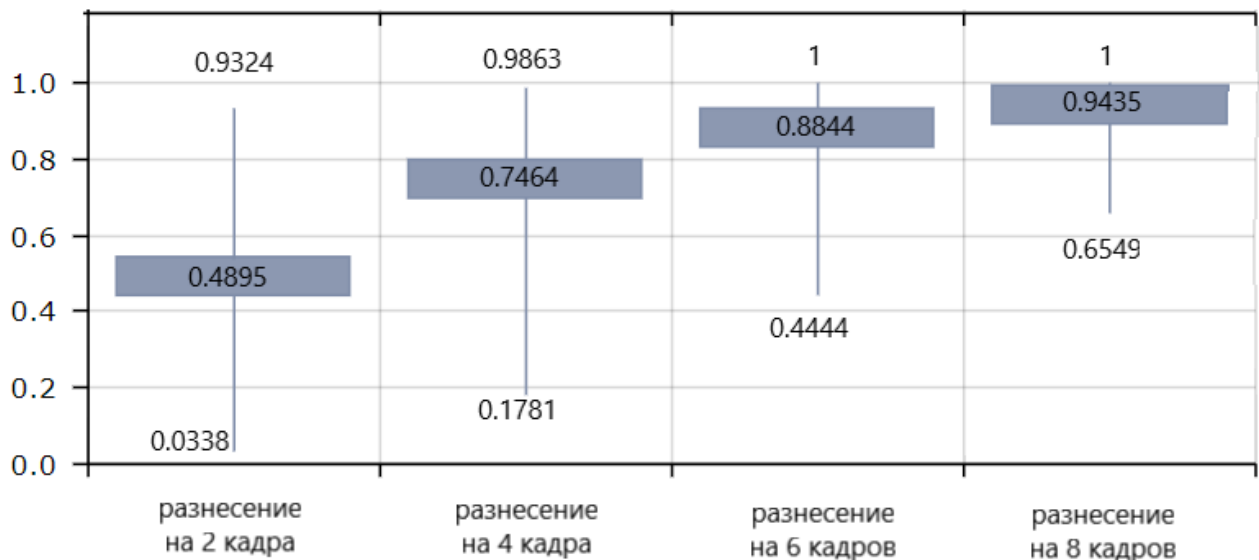


Рисунок 2.7 – Результаты оценивания вероятности правильного обнаружения D

2.4.2 Результаты оценивания эффективности обнаружения движения в условиях монотонного изменения функций яркости кадров видеопоследовательности

Проводится оценивание характеристик эффективности алгоритма обнаружения движения СКПМ в зависимости от разнесения на 2, 4, ..., 12 кадров в условиях монотонного изменения функций яркости кадров видеопоследовательности в соответствии с выражениями (1.12) и (1.14). Результаты оценивания приведены в таблице 2.2 и таблице 2.3.

Таблица 2.2 – Результаты оценивания вероятности правильного обнаружения D

Функция коррекции	$I_{\text{вых}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{вх}}[x, y]}{255} \right)^{\frac{1}{2}}$			$I_{\text{вых}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{вх}}[x, y]}{255} \right)^3$		
Параметры алгоритма	$N_{\text{кр}} = 300, k_{\text{кр}} = 14.1$			$N_{\text{кр}} = 300, k_{\text{кр}} = 13$		
Оценка вероятности ложной тревоги F	0.0038			0.0001		
Разнесение	\hat{D}_{\min}	\bar{D}	\hat{D}_{\max}	\hat{D}_{\min}	\bar{D}	\hat{D}_{\max}
2	-	-	-	0.1014	0.6517	0.9730
4	-	-	-	0.5548	0.9053	1
6	0	0.2373	0.6319	-	-	-
8	0.0775	0.3923	0.7676	-	-	-
10	0.1143	0.5650	1	-	-	-
12	0.2101	0.7014	0.9783	-	-	-

Таблица 2.3 – Результаты оценивания времени обнаружения T

Функция коррекции	$I_{\text{вых}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{вх}}[x, y]}{255} \right)^{\frac{1}{2}}$			$I_{\text{вых}}[x, y] = 255 \cdot \left(\frac{I_{\text{вх}}[x, y]}{255} \right)^3$		
Параметры алгоритма	$N_{\text{кр}} = 300, k_{\text{кр}} = 14.1$			$N_{\text{кр}} = 300, k_{\text{кр}} = 13$		
Оценка вероятности ложной тревоги F	0.0038			0.0001		
Разнесение	\hat{T}_{\min}	\bar{T}	\hat{T}_{\max}	\hat{T}_{\min}	\bar{T}	\hat{T}_{\max}
2	-	-	-	3	7.125	64
4	-	-	-	5	5.7	9
6	7	10.275	45	-	-	-
8	9	9.4	21	-	-	-
10	11	11.05	12	-	-	-
12	13	13.175	19	-	-	-

2.4.3 Результаты оценивания эффективности контрастного обнаружения

Результаты оценивания характеристик эффективности алгоритма контрастного обнаружения СКПМ приведены в таблице 2.4. Для оценивания D тестовый набор включает 6750 изображений дымового облака на лесном фоне, эксперименты различаются удаленностью (в пикселях) дымового облака от верхней горизонтальной границы изображения (9 значений удаленности, для каждого 5 последовательностей по 150 изображений). Для оценивания F тестовый набор включает 10000 модельных изображений в отсутствии дымового облака.

Действию алгоритма предшествует предварительное выравнивание яркости с применением морфологического алгоритма на основе выражения (1.23), структурные элементы B_1 и B_2 имеют форму шара радиусом 25 и 20 пикселей соответственно (см. п. 1.4.2.2), размер модельных изображений – 250×550 пикселей.

Таблица 2.4 – Результаты оценивания характеристик эффективности алгоритма контрастного обнаружения дымового облака на лесном фоне, $\hat{F} = 0$ ($N_{кр} = 1800, k_{кр} = 34$)

Удаленность	Оценка вероятности правильного обнаружения D			Оценка времени обнаружения T		
	\hat{D}_{\min}	\bar{D}	\hat{D}_{\max}	\hat{T}_{\min}	\bar{T}	\hat{T}_{\max}
110	0.6067	0.6533	0.7267	34	47.8	55
120	0.6867	0.7480	0.8200	28	36.6	45
130	0.6533	0.7240	0.7800	32	36.2	42
140	0.7600	0.8040	0.8333	23	27.8	34
150	0.6867	0.7867	0.8667	19	29.4	45
160	0.7400	0.7933	0.8600	20	28.4	31
170	0.7333	0.7840	0.8600	21	31.2	39
180	0.8267	0.8720	0.9000	14	17.0	18
190	0.9067	0.9107	0.9267	12	13.2	14
Средние значения	0.7333	0.7862	0.8415	22.5	29.7	35.8

2.4.4 Результаты оценивания эффективности комплексного алгоритма обнаружения

Алгоритм обнаружения, использующий одновременно два признака дымового облака (движение и яркостный контраст), предлагается реализовать на основе анализа динамики характеристик СКПМ при понижающемся пороге изображения X , определяемого в соответствии с выражением

$$X = A_{м3} + I_{p2}, \quad (2.5)$$

где $A_{м3}$ – изображение, полученное в результате морфологического выравнивания яркости изображения I_i в соответствии с выражением (1.23), I_{p2} – изображение, содержащее абсолютные значения результата вычисления разности для пары разнесенных кадров I_i и I_j видеопоследовательности (см. п. 1.2).

При разнесении на 4 кадра и использовании в качестве структурных элементов B_1 и B_2 шаров радиусами 25 и 20 пикселей соответственно получены результаты оценивания эффективности обнаружения дымового облака на лесном фоне, которые приведены в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Результаты оценивания характеристик эффективности комплексного алгоритма обнаружения дымового облака на лесном фоне, $\hat{F} = 0$ ($N_{кр} = 3000, k_{кр} = 60$)

Удаленность	Оценка вероятности правильного обнаружения D			Оценка времени обнаружения T		
	\hat{D}_{\min}	\bar{D}	\hat{D}_{\max}	\hat{T}_{\min}	\bar{T}	\hat{T}_{\max}
110	0.2603	0.4589	0.5959	58	72.6	100
120	0.5000	0.5973	0.6849	47	57.6	71
130	0.6096	0.6808	0.7740	36	48.8	60
140	0.6575	0.7397	0.7945	32	39.2	44
150	0.6233	0.6781	0.7123	43	48.0	57
160	0.6370	0.7178	0.8356	25	42.4	54
170	0.7466	0.8192	0.8699	8	21.6	30
180	0.7740	0.8329	0.8904	12	26.0	36
190	0.8288	0.8767	0.9110	16	20.0	29
Средние значения	0.6263	0.7113	0.7854	30.8	41.8	53.4

Результаты сравнения эффективности обнаружения при раздельном и совместном использовании признаков движения и яркостного контраста приведены на рисунке 2.8.

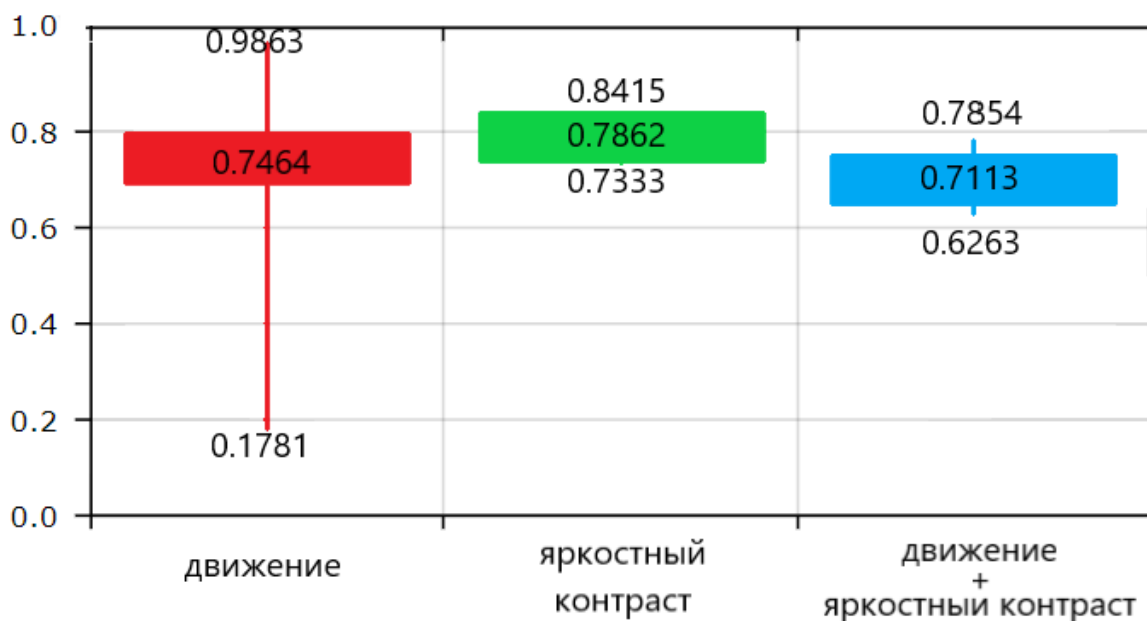


Рисунок 2.8 – Результаты определения средних значений оценок вероятности правильного обнаружения D для трех алгоритмов обнаружения дымового облака на лесном фоне

Выводы по главе 2

Предложен способ решения проблемы оценивания характеристик эффективности алгоритмов обнаружения лесных пожаров. Разработана имитационная модель, позволяющая генерировать последовательности изображений дымовых облаков в процессе их развития на фоне лесного массива. В качестве модели дыма применяется стохастическая модель на основе клеточного автомата, предназначенная для генерирования изображений дымового облака в процессе его развития. В качестве модели фона предложена аппликативная модель. Подбор параметров аппликативной модели обеспечивает возможность создания изображения лесного массива, приближенного к реальной картине. Динамика фонового изображения реализована путем прибавления к функции яркости фонового изображения реализаций нестационарного псевдослучайного поля, параметры которого получены в виде оценок, найденных по реальным изображениям.

Предложенная динамическая модель применяется для оценивания эффективности алгоритмов обнаружения. Разработанный алгоритм обнаружения движения дымового облака демонстрирует высокую эффективность.

Основные результаты главы 2 опубликованы в работах [16, 85].

ГЛАВА 3 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ СИСТЕМ ПРОТИВОПОЖАРНОГО ВИДЕОМОНИТОРИНГА

К системам обнаружения статистически редких событий обычно предъявляется требование минимизации вероятности пропуска события p_{10} (максимизации вероятности правильного обнаружения D) при заданном допустимом уровне вероятности ложной тревоги F_0 . В случаях, когда за процессом работы системы следит оператор, что происходит практически во всех существующих на сегодняшний день системах видеомониторинга лесных пожаров, важно, чтобы частота ложных срабатываний (ложных тревог) была достаточно малой. Слишком частые ложные срабатывания могут привести к быстрой утомляемости оператора, тем самым снизить эффективность его работы; они могут даже стать причиной отключения системы оператором. Понижение допустимого уровня вероятности ложной тревоги F_0 приводит к увеличению вероятности пропуска события p_{10} . Однако на изображениях можно выделять области, не представляющие интереса с точки зрения обнаружения лесных пожаров (например, небо, дороги, здания и др.), и исключать их из последующего анализа. Важно отметить, что области, не представляющие интереса с точки зрения возникновения лесных пожаров, потенциально содержат источники ложных срабатываний. Так как описанные в гл. 1 алгоритмы обнаружения реагируют на объекты, схожие с дымовыми облаками, то при попадании в поле зрения камеры контрастных или движущихся объектов, таких как облака на небе, проезжающие автомобили, ярко освещенные участки домов и др., вероятность ложной тревоги в системе видеомониторинга может резко возрасти. Описанный способ, заключающийся в разделении изображения на зоны интереса и зоны, не представляющие интереса, представляется эффективным при решении проблемы ограничения вероятности ложной тревоги p_{01} без вреда для вероятности пропуска события p_{10} (вероятности правильного обнаружения $D = p_{11}$).

Исключаемые из анализа области далее называются зонами нечувствительности. Границы зон нечувствительности можно задавать вручную, если количество камер в системе видеонаблюдения невелико, а сами изображения формируются в режиме панорамного обзора, когда набор угловых положений, в которые камера перемещает свою оптическую ось, фиксирован. При этом оператор может однократно задать границы зон нечувствительности для всех отдельных фрагментов панорамного изображения; так что зоны нечувствительности для соответствующего фрагмента панорамы будут оставаться одними и теми же при переходе на новый цикл обзора.

Однако такой способ определения границ зон нечувствительности оказывается неэффективным при увеличении количества камер в системе, а также при использовании оператором так называемого режима патрулирования по заданному маршруту, предназначенного и широко применяемого для мониторинга потенциально опасных зон. В данном режиме оператор задает дискретный набор угловых положений, в которые камера последовательно перемещает свою оптическую ось. Так как в процессе работы входящие в маршрут точки могут переопределяться оператором (удаляться или добавляться), а также могут создаваться дополнительные маршруты, увеличивается трудоемкость процесса задания зон нечувствительности. Таким образом, актуальна задача автоматизированного определения границ зон нечувствительности, решение которой обеспечивает снижение временных и трудовых затрат оператора на определение границ зон нечувствительности.

Задача определения зон нечувствительности представляет собой задачу разделения изображения на области, занятые лесом (который представляет собой объект мониторинга) и всем остальным, что лесом не является (Рисунок 3.1). Процедура разделения изображения на непересекающиеся области, однородные по какому-либо признаку с точки зрения наблюдателя, в обработке изображений называется сегментацией. Основными признаками, используемыми для сегментации, являются яркость, цвет и текстура [86].

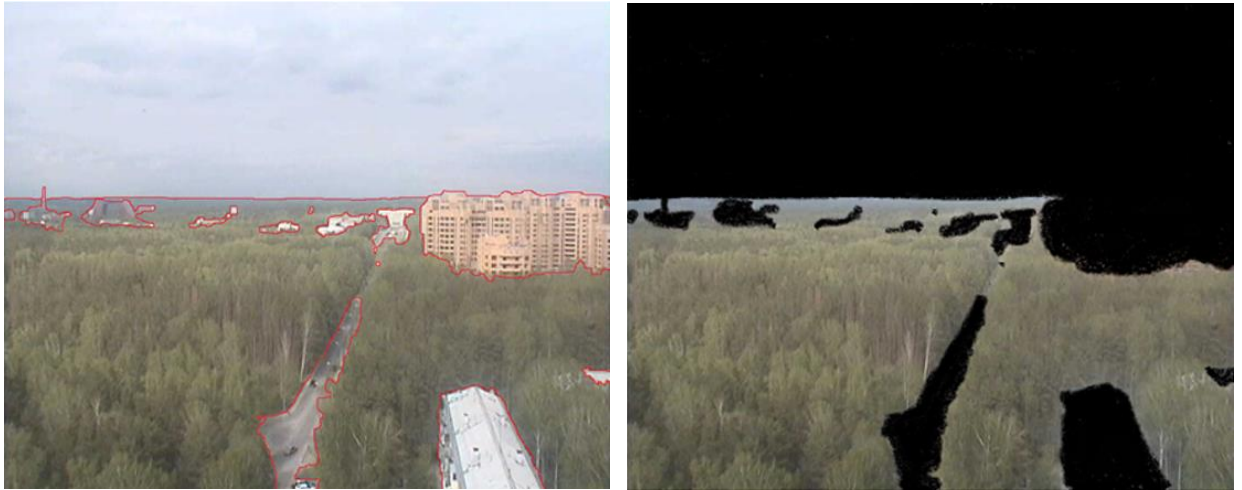


Рисунок 3.1 – Пример ручной локализации границ областей дорог, зданий и неба, относящихся к зонам нечувствительности системы обнаружения лесных пожаров

3.1 Разработка алгоритма сегментации изображений на области, занятые лесом и небом

На изображении область неба может занимать до 40–50% площади. Это связано с тем, что оптическая ось камеры может быть ориентирована практически горизонтально с целью обеспечить большой радиус действия системы обнаружения (до 20-35 км.). Включение области неба в состав зон нечувствительности позволяет заметно ограничить вероятность ложной тревоги.

При выборе признака (совокупности признаков), обеспечивающего разделение изображения на области леса и неба, отметим, что типичным изображениям лесных массивов свойственно непостоянство яркостных и цветовых характеристик под влиянием изменений освещенности кадра, происходящих главным образом в результате изменения погодных условий (Рисунок 3.2). Поэтому яркостный и цветовой признаки как самостоятельные признаки представляются ненадежными для разделения областей леса и неба.



Рисунок 3.2 – Влияние освещенности кадра на степень яркостного и цветового различия областей, занимаемых лесом и небом

На изображениях, представленных на рисунке 3.2, ярко выражено различие текстур областей неба и леса, образованными соответственно очертаниями облаков и крон деревьев. Поскольку под текстурой понимаются пространственные изменения яркости, то вариации освещенности кадра, влияя только на абсолютные значения яркости, не изменяют характера следования локальных перепадов яркости, формирующих текстуру [86-87]. Учет текстурных различий при разработке алгоритмов сегментации изображений на области, занятые лесом и небом, представляется более эффективным по сравнению с решениями на основе применения только признака яркости или только признака цветности.

3.1.1 Текстурная сегментация на основе анализа бинарного контурного препарата

Алгоритмы обработки цветных изображений обладают значительно большей вычислительной сложностью по сравнению с алгоритмами обработки бинарных изображений. Поэтому с практической точки зрения представляется целесообразным переход от цветного изображения к полутоновому и затем к бинарному изображению (препарату).

Для получения бинарного препарата воспользуемся процедурой выделения контурных линий на основе оператора выделения границ (детектора) Кэнни

(Canny), являющегося сегодня наиболее универсальным детектором контуров [88]. Основной целью выделения контуров является локализация резких перепадов яркости и выделение неоднородностей дискретной функции ярости полутонового изображения. Этапы преобразования полутонового изображения в изображение бинарного контурного препарата на основе детектора границ Кэнни продемонстрированы на схеме рисунка 3.3 [89]. Для данной работы ключевыми параметрами являются среднеквадратическая ширина гауссовского фильтра σ на этапе 1 «Гауссовская фильтрация» и значения верхнего t_v и нижнего t_n порога на этапе 5 «Гистерезисная пороговая обработка».



Рисунок 3.3 – Этапы алгоритма выделения границ Кэнни

Примеры результатов выделения контуров приведены на рисунке 3.4 ($\sigma = \sqrt{2}$, t_v и t_n устанавливаются автоматически); они представлены бинарными изображениями, контурные линии на которых образованы пикселями с нулевыми значениями.

На примере полутоновых изображений и их бинарных контурных препаратов, представленных на рисунке 3.4, можно видеть, что между областями леса и неба можно провести границу на основе различия текстурных свойств соответствующих областей на изображениях бинарных контурных препаратов;

причем аналогичный результат выделения границы дает визуальный анализ полутоновых изображений. Таким образом, переход от полутонового изображения к бинарному контурному препарату обеспечивает сохранение текстурных различий сегментируемых областей.

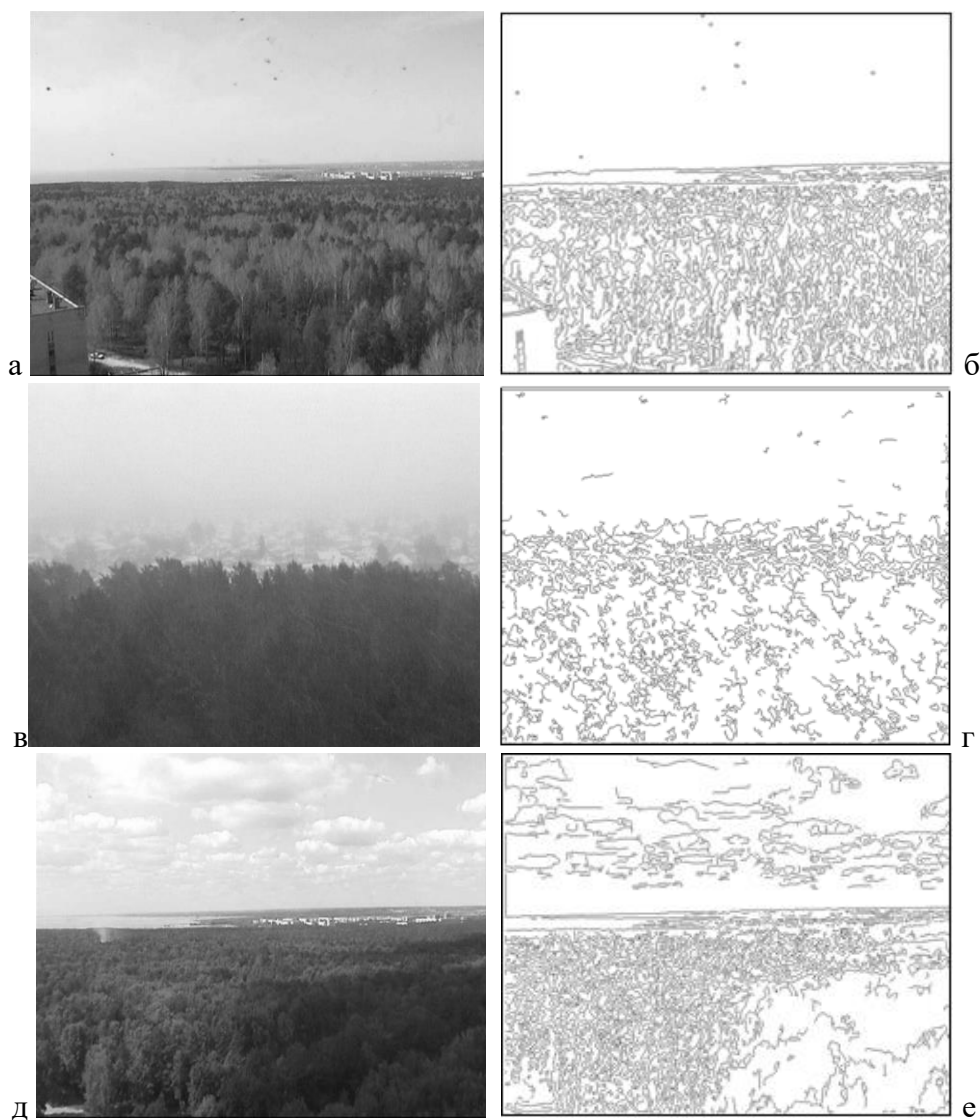


Рисунок 3.4 – Примеры полутоновых изображений и их контурных препаратов, полученных с применением детектора границ Кэнни

3.1.2 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе подсчета количества точек контурных линий в скользящем окне

Рассмотрим типичное для системы противопожарного видеомониторинга полутоновое изображение лесного массива и изображение его бинарного контурного препарата (Рисунок 3.5).

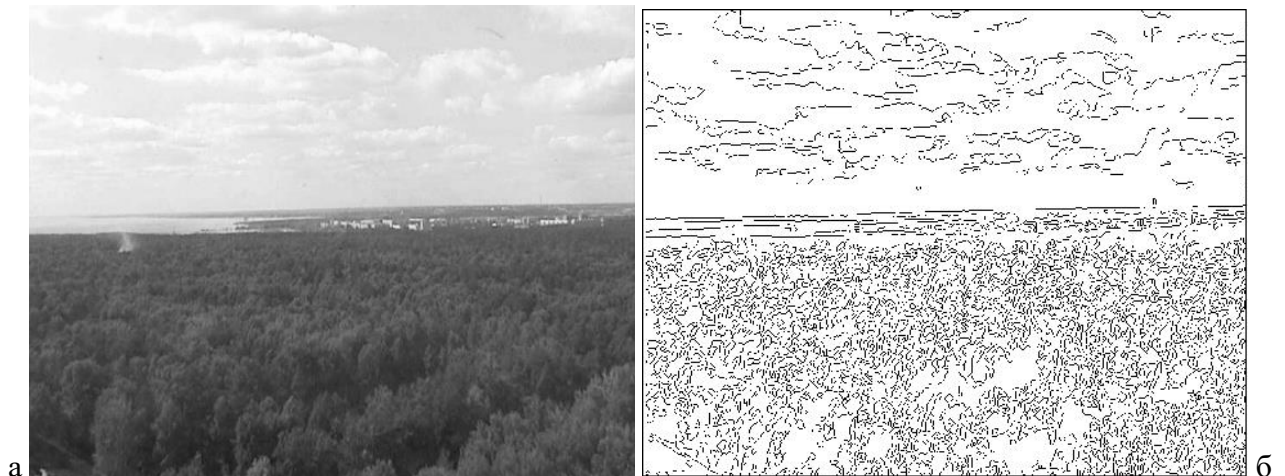


Рисунок 3.5 – Пример изображения лесного массива (а) и его бинарный контурный препарат, полученный с помощью детектора границ Кэнни (б)

Представленный рисунок позволяет увидеть, что в области изображения, занятой лесом, контурных линий значительно больше, чем в области, занятой небом. На основе подсчета количества точек контурных линий в прямоугольном окне, скользящем по контурному препарату, можно реализовать достаточно простой алгоритм сегментации.

Для извлечения текстурного признака при каждом положении окна для части изображения, заключенной внутри окна, предлагается производить подсчет количества точек (пикселей), принадлежащих контурным линиям. С целью получения оценки параметра, характеризующего насыщенность изображения контурными линиями, изменение количества точек контурных линий должно отслеживаться одновременно с изменением размеров окна, внутри которого осуществляется подсчет. Таким образом, в алгоритме подсчета учитывается изменение размеров скользящего сканирующего окна при приближении к границам изображения контурного препарата, так как положение окна относительно изображения задается положением его центра. Таким образом, процедура сканирования разбивается на 9 этапов. Сначала окно перемещается в области, в которой оно полностью вписывается в изображение (Рисунок 3.6, область 1), при этом размеры окна остаются постоянными; затем в углах изображения (2, 3, 4, 5), где одновременно изменяются как высота, так и ширина окна; в нижней и верхней областях (7, 9), где высота окна остается постоянной, а

ширина изменяется при приближении к краям изображения; в левой и правой областях (6, 8), где ширина остается постоянной, изменяется высота, как показано на рисунке 3.6.

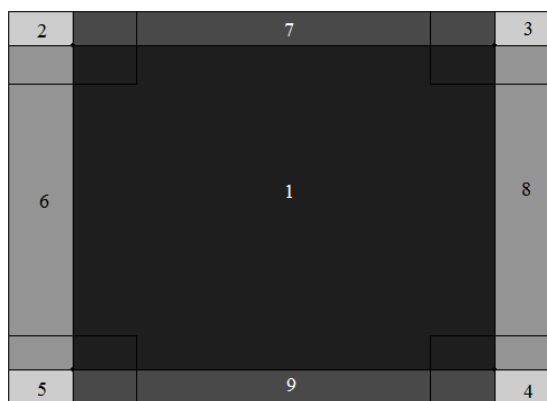


Рисунок 3.6 – Сканирование прямоугольным окном, проводимое в 9 этапов, в соответствии с 9 областями, на которые разбивается изображение

В процессе сканирования изображения размером $N_1 \times N_2$ рассчитывается значение параметра S :

$$S = \frac{k_{\text{кл}}}{W} \cdot 100\%, \quad (3.1)$$

где $k_{\text{кл}}$ – количество точек, принадлежащих контурным линиям, на части изображения бинарного контурного препарата, заключенной в сканирующем скользящем окне; W – общее количество точек в сканирующем окне. Значение параметра S привязывается к центру окна в точке (x, y) : $x = 1, 2, \dots, N_1$, $y = 1, 2, \dots, N_2$. Формируется двумерный массив $S(x, y)$, хранящий значения S , полученные для всех положений окна на анализируемом изображении. На рисунке 3.7 приведен результат оценивания значений параметра S с применением сканирующего окна размером 71×71 пикселей для изображения рисунка 3.5. б. Отметим, что вблизи границ изображения размеры окна не позволяют эффективно оценить требуемое процентное отношение, тем не менее, полученные оценки $S(x, y)$ могут служить в качестве текстурного признака, по которому далее можно выполнить разбиение точек изображения на классы «лес» и «небо». На рисунке 3.8 приведена гистограмма распределения значений параметра S для точек изображения рисунка 3.5.

Гистограмма рисунка 3.8 показывает, что действительно оценки параметра S , характеризующего насыщенность прямоугольного участка изображения контурными линиями, отличаются для пикселей, находящихся в областях леса и неба, так как на гистограмме присутствуют два холма. Определим пороговое значение бинаризации методом Оцу (Otsu), а основе которого лежит принцип минимизации внутриклассовой дисперсии (максимизации межклассовой дисперсии $\sigma_{\text{МК}}^2$) [90]. Для двух классов формула для $\sigma_{\text{МК}}^2$ имеет вид

$$\sigma_{\text{МК}}^2 = \omega_0(t)\omega_1(t)(\mu_0(t) - \mu_1(t))^2, \quad (3.2)$$

где

$$\omega_0(t) = \sum_{i=1}^t p_i, \quad (3.3)$$

$$\omega_1(t) = 1 - \omega_0(t), \quad (3.4)$$

$$\mu_{1/0}(t) = \sum_{i=t+1}^L ip_i / \omega_{1/0}(t), \quad (3.5)$$

определяются на основе гистограммы распределения значений параметра $\{p_i, i=0,1,\dots,L\}$, t – пороговое значение параметра, L – максимальное значение параметра.

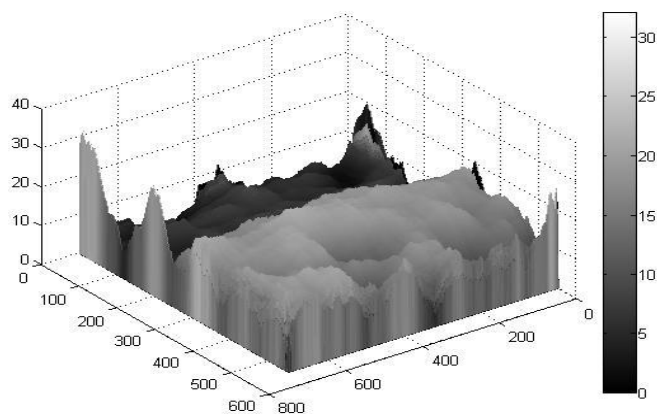


Рисунок 3.7 – Представление в виде поверхности массива $S(x,y)$, содержащего величину процентного отношения количества точек контурных линий, сосредоточенных в скользящем окне, к размеру окна

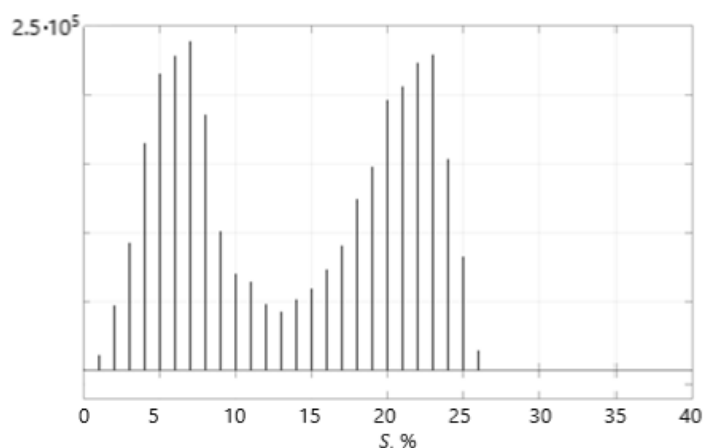


Рисунок 3.8 – Гистограмма распределения значений параметра S , полученных по изображению рисунка 3.5. б

Результат разбиения точек изображения рисунка 3.5 на классы «лес» и «небо» с использованием оценок $S(x,y)$ в качестве текстурных характеристик на основе метода Оцу приведен на рисунке 3.9.



Рисунок 3.9 – Результат сегментации изображения на области, занятые лесом и небом, с применением метода Оцу выбора порога по гистограмме распределения значения параметра S ($t = 13$)

На рисунке 3.10 приведены результаты сегментации «лес-небо» для набора изображений, типичных для системы раннего обнаружения пожаров; размер сканирующего окна 61×61 пикселей.

В качестве параметра, характеризующего точность сегментации, предлагается использование доли ложно классифицированных точек в общем количестве точек изображения, обозначаемого E и выражаемого в %. Поиск ложно классифицированных точек осуществляется путем сравнения бинарного изображения результата сегментации с «эталонной» бинарной текстурной картой, определяющей истинное положение границ между областями леса и неба. Построение эталонной бинарной текстурной карты осуществляется вручную. Для

представленных на рисунке 3.10 изображений среднее значение оценки параметра E составляет 4.36%.

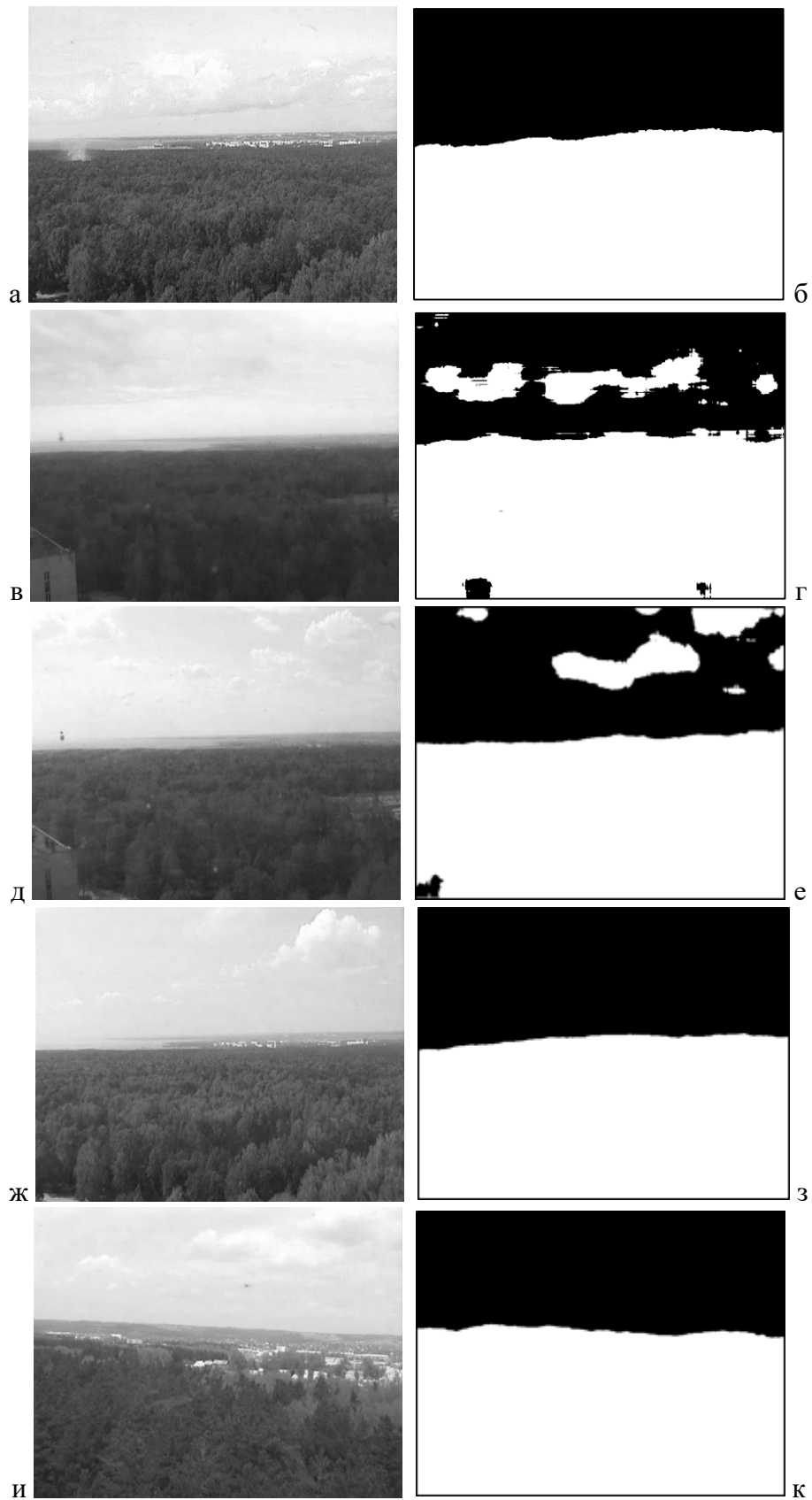


Рисунок 3.10 – Результаты сегментации «лес-небо» с применением оценок параметра S в качестве текстурного признака

3.1.3 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе морфологической обработки изображения бинарного контурного препарата

Приведем результаты действия морфологической операции эрозии (1.17) на изображении бинарного контурного препарата в зависимости от размера используемого структурного элемента (Рисунок 3.11). Из рисунка 3.11 видно, что структурный элемент помещается между контурными линиями, если его размер меньше, чем расстояние между ними; в этом случае в результате эрозии на изображении остаются разделяемыми те контурные линии, которые находятся друг от друга на большем расстоянии. Если размер структурного элемента превышает расстояние между контурными линиями, то в результате эрозии на изображении не остается промежутков между контурами за счет того, что линии разрастаются.

Изменяя размер структурного элемента r и рассчитывая количество пикселей с единичными значениями на изображении результата эрозии, можно получить характеристику $M_c(r)$, которая в литературе получила название «морфологический спектр» [76]. Мы полагаем, что данная характеристика содержит информацию о текстурных свойствах изображения бинарного контурного препарата: минимальном и максимальном расстоянии между контурными линиями, доли участков изображения, которым свойственна определенная степень близости. Если в качестве структурного элемента использовать изображение изотропной формы, например, диск, это обеспечит оценивание степени близости контурных линий без учета их ориентации.

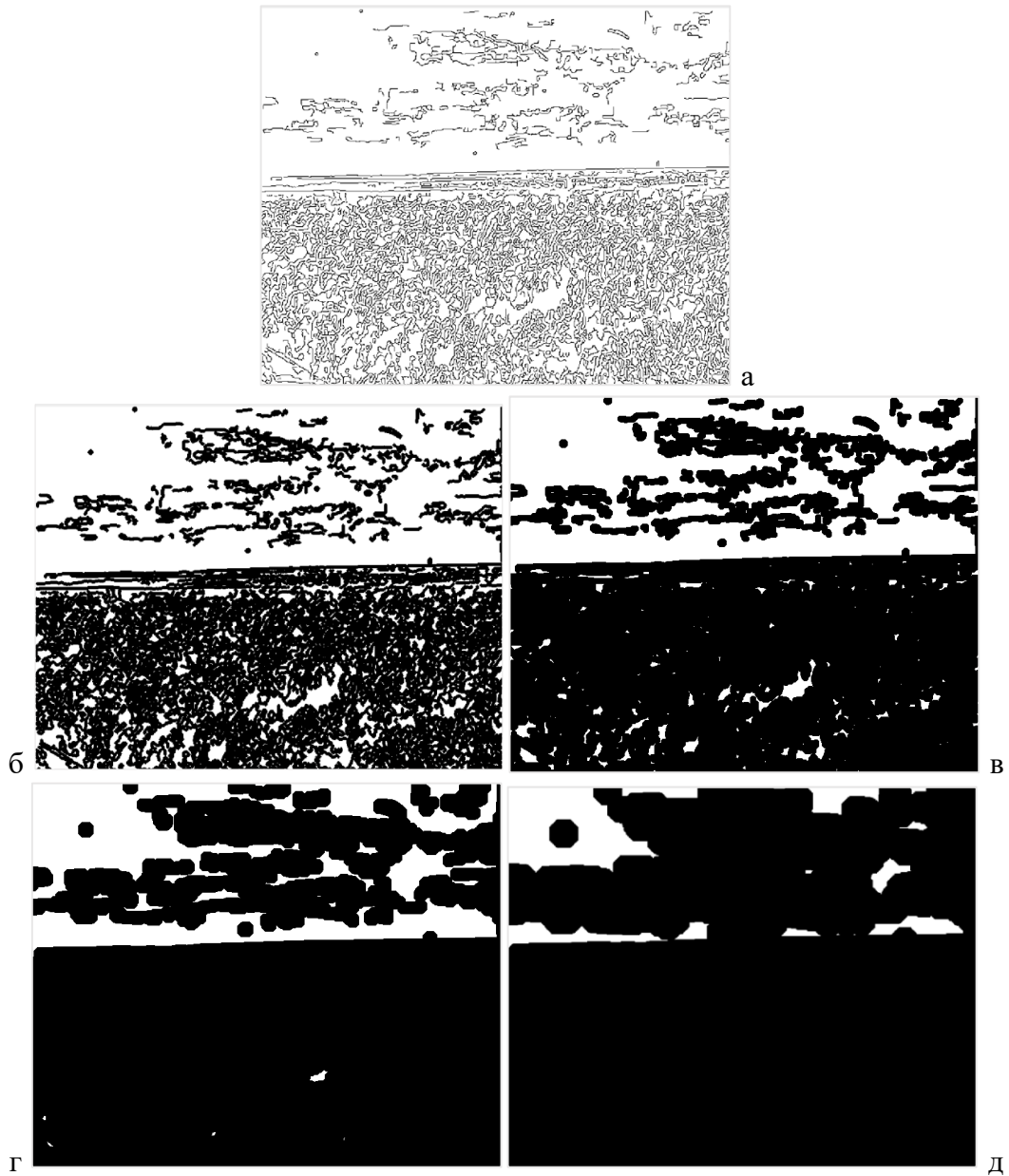


Рисунок 3.11 – Результаты эрозии изображения бинарного контурного препарата (а) структурным элементом в форме диска радиусом 2, 5, 10, 20 пикселей (б-д соответственно)

Построим морфологический спектр $M_c(r)$ отдельно для областей леса и неба на примере изображения бинарного контурного препарата рисунка 3.11. а (Рисунок 3.12). Вертикальные координаты обоих графиков нормированы к размеру областей леса и неба соответственно.

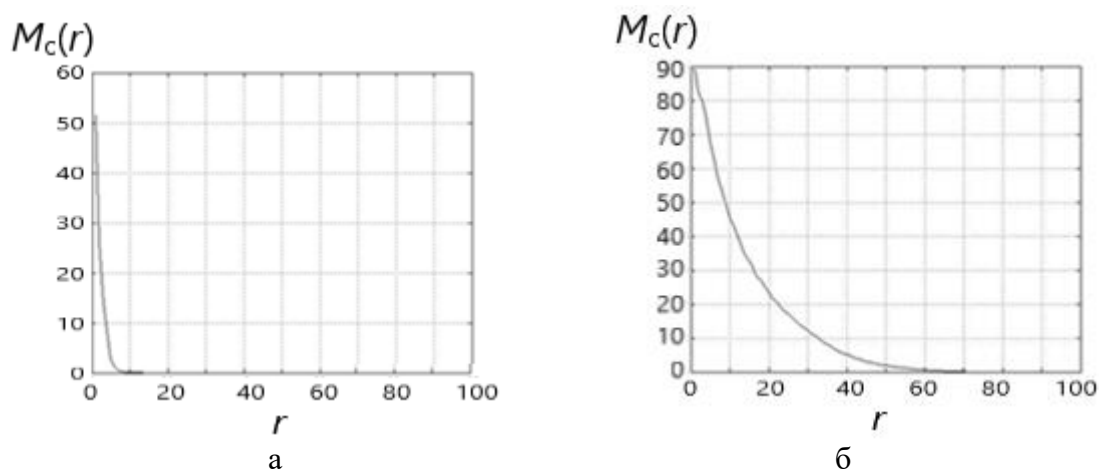


Рисунок 3.12 – Морфологические спектры, соответствующие областям леса (а) и неба (б)

Из рисунка 3.12 видно, что различие в степени густоты контурных линий можно выразить в терминах математической морфологии. Для формирования набора текстурных признаков предлагается процедура, основанная на сканировании изображения бинарного контурного препарата скользящим окном прямоугольной формы и расчете значений морфологического спектра для части изображения, заключенной в окне, с применением структурного элемента в форме диска [91]. При этом изменение радиуса диска ограничивается диапазоном от 1 до 11 пикселей с шагом в 1 пиксел, так как за указанными пределами следуют нулевые значения морфологического спектра, рассчитанного для области леса (Рисунок 3.12. а). Отметим, что диск радиусом 1 на дискретном изображении представляет собой точку, 2 – крест, 3 – квадрат.

В основе предлагаемого алгоритма текстурной сегментации лежит предположение о том, что получаемые при каждом положении окна векторы морфологических спектров будут существенно различаться в зависимости от принадлежности окна области леса или неба на изображении [91]. Если построить морфологические спектры, рассчитанные при всех положениях окна, на одном графике, то они образуют две отдельно расположенные группы, примерно находящиеся в окрестностях графиков из рисунка 3.12. Таким образом, каждая точка анализируемого изображения характеризуется вектором значений морфологического спектра размерностью 11. Для различения областей леса и неба представляется достаточным использование трех точек векторов

морфологических спектров, исходя из чего предлагается формирование трехмерного пространства признаков, составляющими которого являются значения морфологических спектров $M_c(r_1)$, $M_c(r_2)$, $M_c(r_3)$.

Ниже приведен набор гистограмм распределения значений векторов морфологических спектров $M_c(r)$ при фиксированном размере структурного элемента $r = 1, 2, \dots, 6$, построенных для изображения рисунка 3.11. а (Рисунки 3.13 – 3.16). Дальнейшее увеличение размера структурного элемента не приводит к качественному изменению формы гистограмм по сравнению с гистограммой рисунка 3.16.

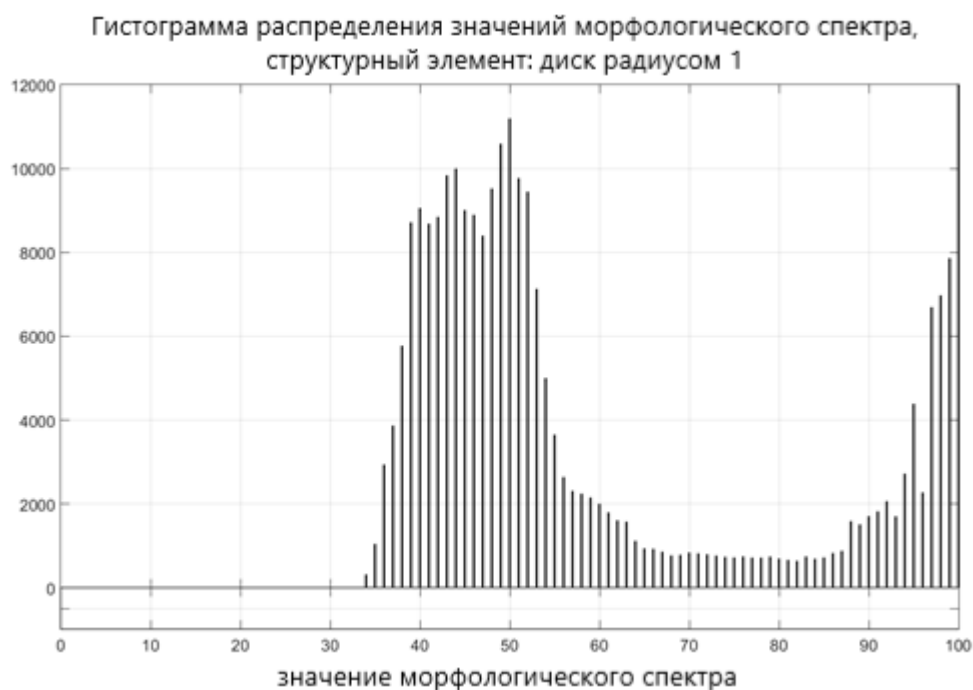


Рисунок 3.13 – Гистограмма распределения значений векторов морфологических спектров, полученных при сканировании изображения прямоугольным окном размером 61×61 : $r = 1$

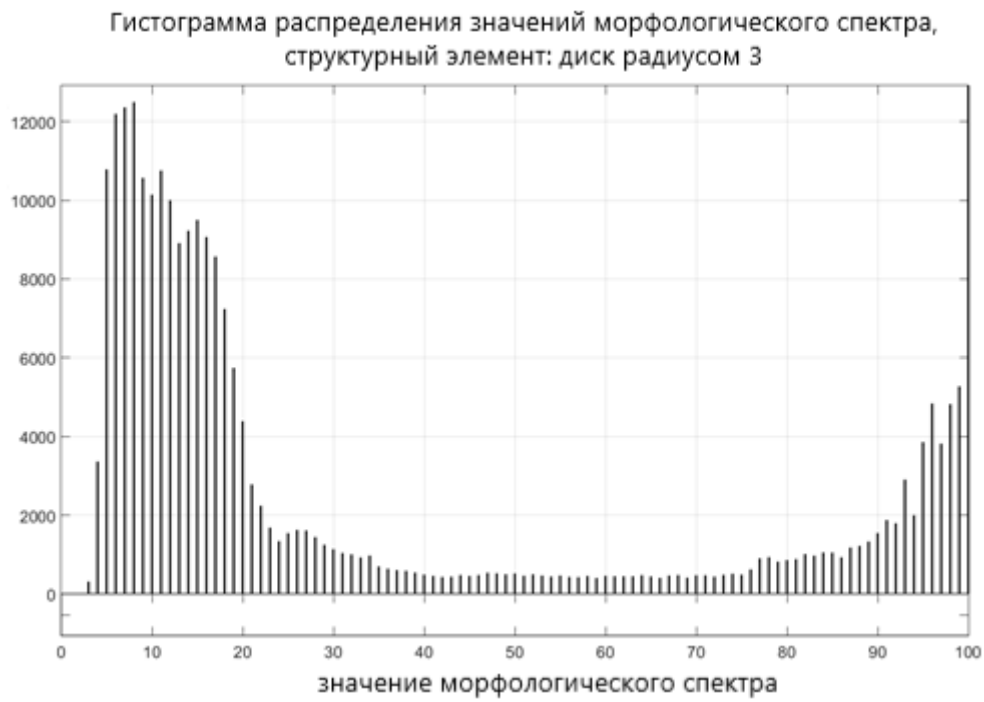
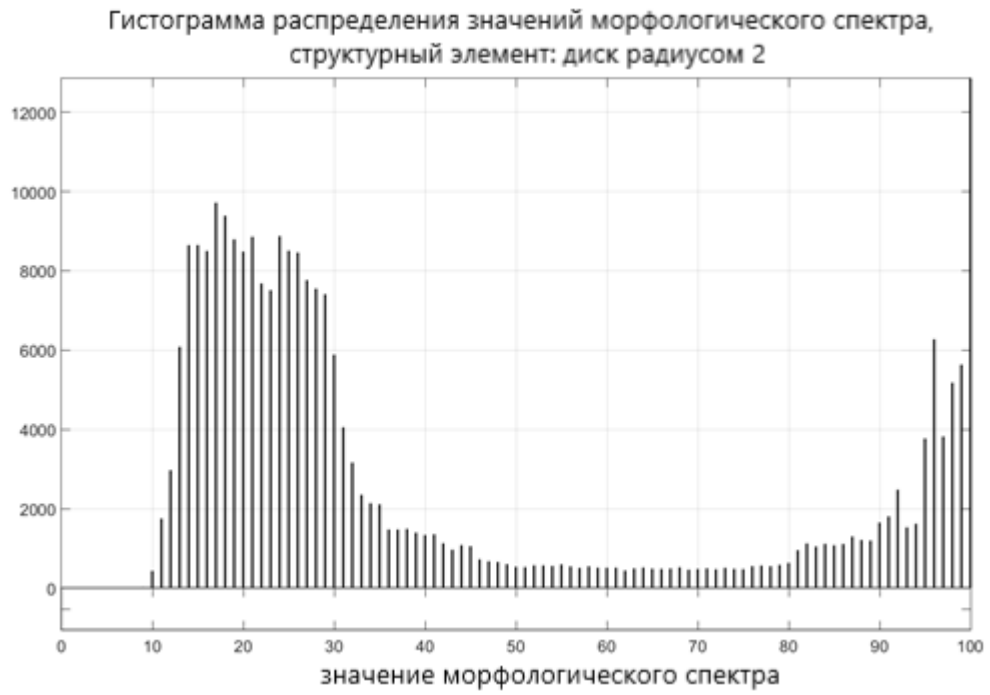


Рисунок 3.14 – Гистограммы распределения значений векторов морфологических спектров, полученных при сканировании изображения прямоугольным окном размером 61×61 : $r = 2$ (а), $r = 3$ (б)

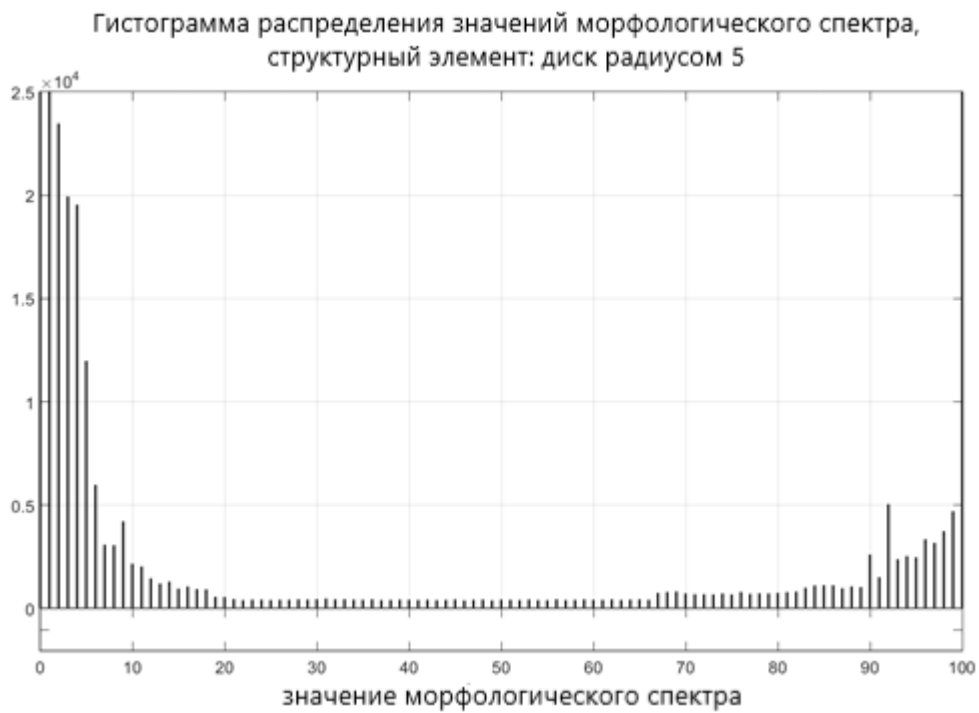
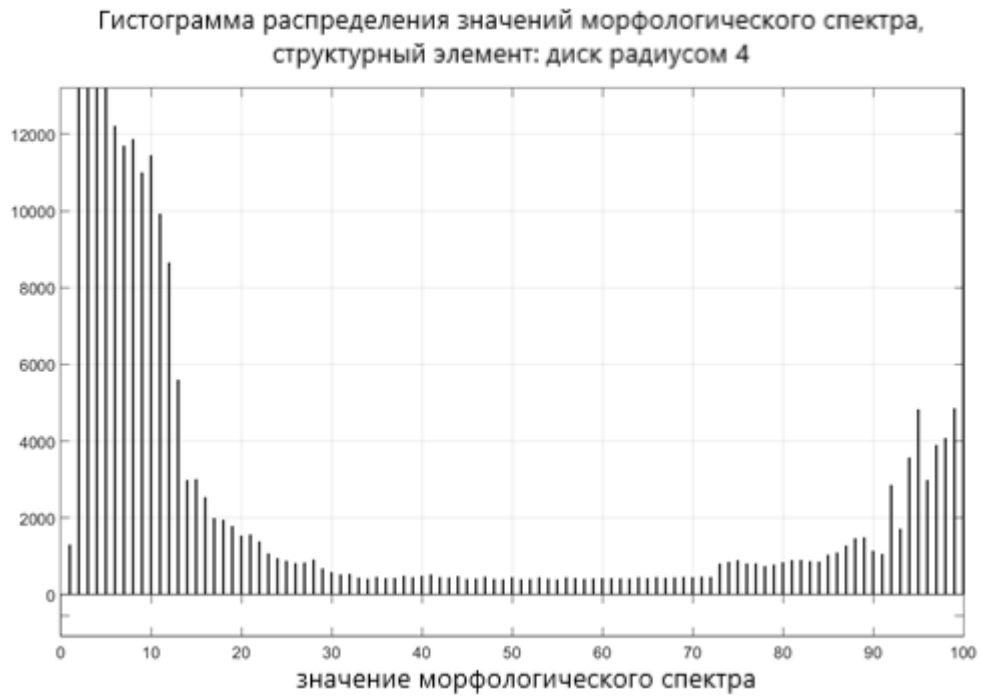


Рисунок 3.15 – Гистограммы распределения значений векторов морфологических спектров, полученных при сканировании изображения прямоугольным окном размером 61×61 : $r = 4$ (а), $r = 5$ (б)

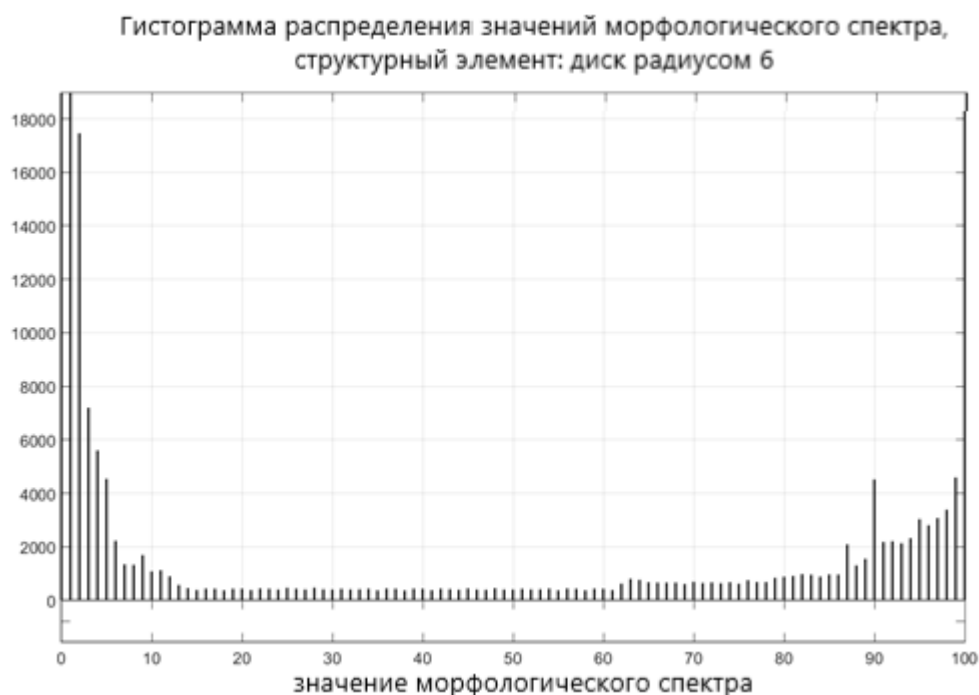


Рисунок 3.16 – Гистограмма распределения значений векторов морфологических спектров, полученных при сканировании изображения прямоугольным окном размером 61×61 : $r = 6$

Характерная форма и расположение холмов гистограмм рисунка 3.14 и рисунка 3.15. а позволяют выбрать набор значений векторов морфологических спектров при $r = 2$, $r = 3$ и $r = 4$ в качестве текстурных характеристик для разделения изображения на области леса и неба.

3.1.3.1 Кластеризация на основе алгоритма «К-средних» в трехмерном пространстве признаков

В основе применения методов кластеризации лежит «гипотеза компактности» [53]: «Набор из P признаков образует P -мерное пространство признаков или пространство измерений M . Каждый объект представляется вектором признаков в этом пространстве. Если признаки правильно представляют класс объектов, то все векторы признаков объектов из этого класса должны находиться поблизости друг от друга в пространстве признаков. В случае, когда класс объекта показывает узкое распределение вероятности в пространстве признаков, мы говорим о кластере».

Пусть каждый кластер q описывается своим центром тяжести m_q , характеризующим совокупность средних значений признаков пространства; тогда квадрат расстояния от всех векторов m из пространства признаков M до каждого центра тяжести m_q рассчитывается на основе выражения

$$d_q^2 = \|m - m_q\|^2 = \sum_{p=1}^P (m_p - m_{qp})^2. \quad (3.6)$$

Вектор признаков приписывается классу, от центра тяжести которого отстоит на кратчайшее расстояние. Геометрически этот подход разбивает пространство признаков на подмножества, оформленные в кластеры, при этом кластер можно рассматривать как множество векторов признаков группы однородных объектов.

Для реализации классификатора по минимальному расстоянию в работе применяется наиболее популярный благодаря своей простоте алгоритм кластеризации «К-средних» [87]. Шаги алгоритма кластеризации «К-средних» в P -мерном пространстве признаков:

1) Задаются начальные значения векторов $\overrightarrow{m}_q = (m_{q1}, m_{q2}, \dots, m_{qP})$, характеризующих центры тяжести кластеров, где $q = 1, 2, \dots, K_Q$, K_Q – количество кластеров.

2) Для всех точек изображения (x, y) : $x = 1, 2, \dots, N_1$, $y = 1, 2, \dots, N_2$, каждая из которых характеризуется вектором признаков $\overrightarrow{m}_{x,y} = (m_{x,y_1}, m_{x,y_2}, \dots, m_{x,y_P})$, рассчитывается квадрат евклидова расстояния от вектора признаков до центров тяжести

$$d_{x,yq}^2 = \sum_{p=1}^P (m_{x,y_p} - m_{q_p})^2. \quad (3.7)$$

3) Вектор признаков включается в состав того кластера, расстояние до центра тяжести которого минимально

$$m_{x,y} \in M_q : d_{x,yq} \rightarrow \min. \quad (3.8)$$

Вектор признаков может быть отнесен только к одному кластеру M_q .

4) После распределения всех векторов признаков по кластерам центры тяжести \vec{m}_q кластеров обновляются:

$$m_{qp} = \frac{1}{K_q} \sum_{m_{x,y} \in M_q} m_{x,y_p}, \quad (3.9)$$

где K_q – количество объектов, входящих в состав кластера q .

5) Пункты 2, 3 и 4 повторяются до тех пор, пока центры тяжести кластеров не стабилизируются, т.е. не будут изменять своих координат в пространстве признаков.

Трехмерное пространство текстурных признаков, сформированное из значений морфологических спектров $M_c(r=2)$, $M_c(r=3)$ и $M_c(r=4)$, найденных по изображению бинарного контурного препарата (Рисунок 3.11. а), показано на рисунке 3.17. Примеры результатов сегментации изображений на области леса и неба, полученные при сканировании прямоугольным окном размером 65×65 пикселей, представлены на рисунке 3.18.

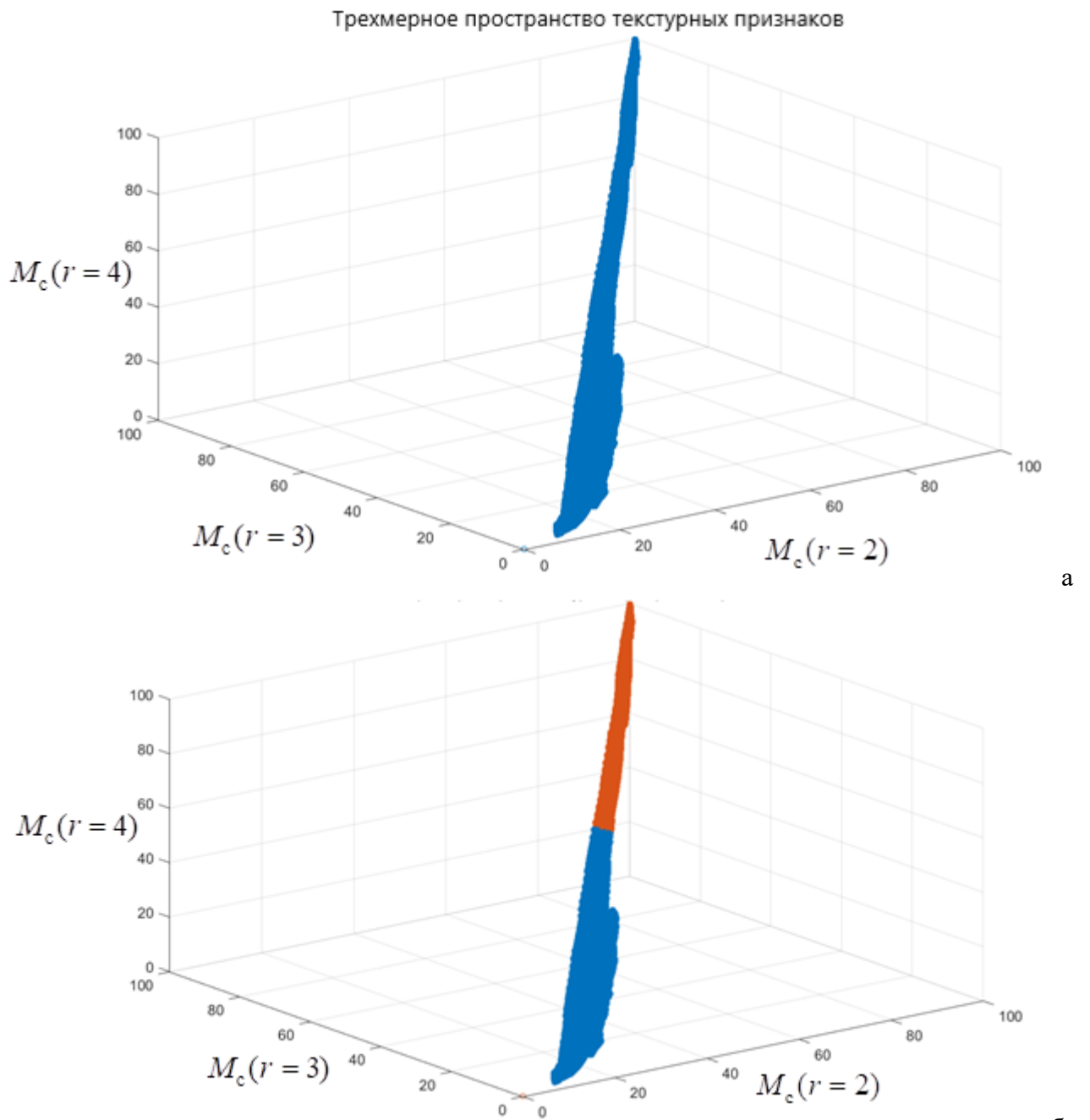


Рисунок 3.17 – Визуализация трехмерного пространства текстурных признаков (а) и результат формирования кластеров из векторов признаков пространства (б)

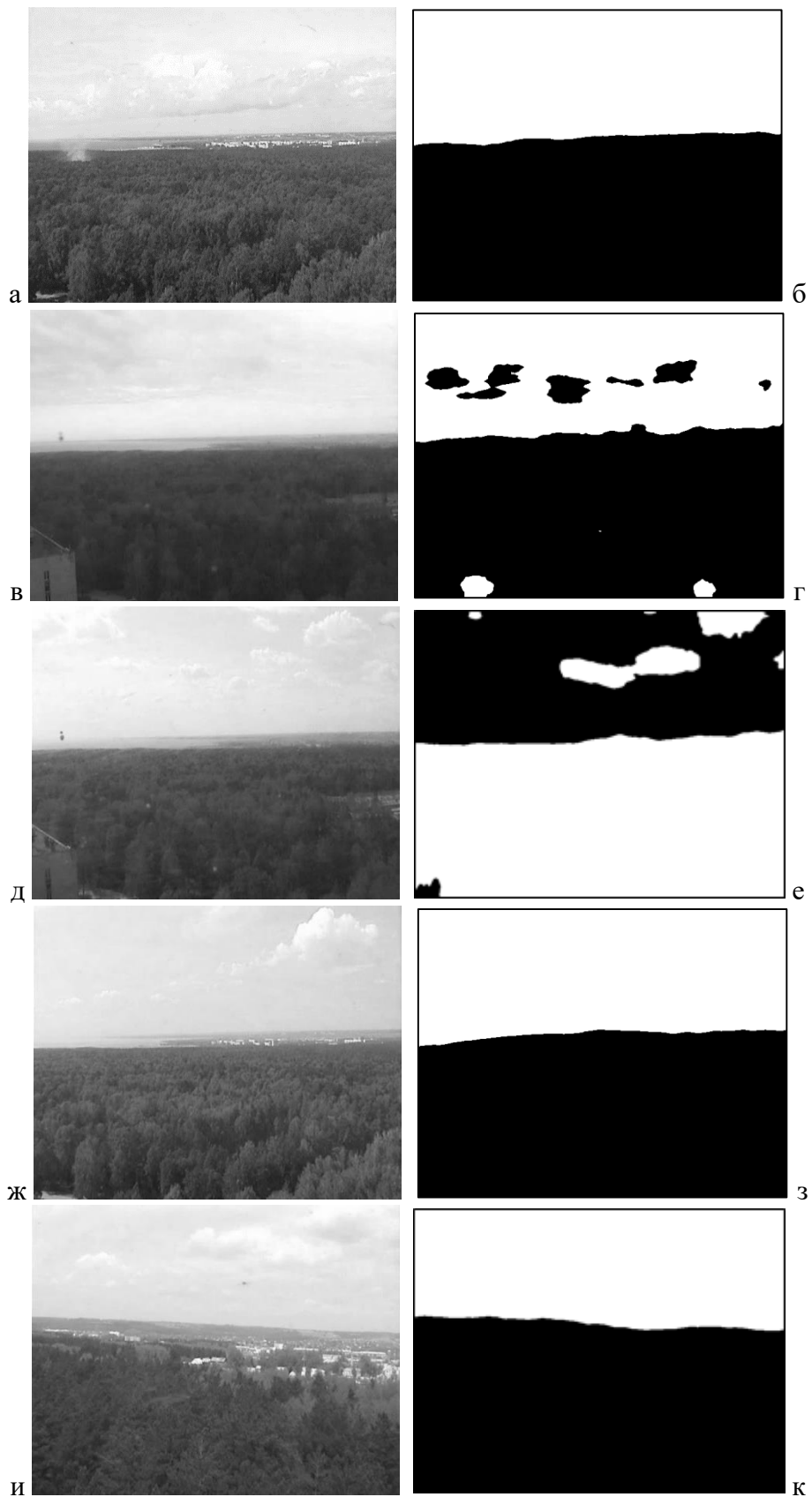


Рисунок 3.18 – Примеры результатов сегментации «лес-небо» в трехмерном пространстве текстурных признаков, $\bar{E} = 3.72\%$

3.1.4 Разработка алгоритма текстурной сегментации на основе оценивания параметров конечнозначных гиббсовских случайных полей

Рассмотрим классический метод сегментации текстурных изображений в рамках статистического подхода к анализу текстур, который основан на построении иерархической модели изображения [92-94]. В иерархической модели помимо наблюдаемого уровня имеется ненаблюдаемый или скрытый уровень, называемый текстурной картой, который описывает разбиение изображения на однородные непересекающиеся области. Задача сегментации сводится к задаче восстановления ненаблюдаемого уровня иерархической модели, совместимого с наблюдаемым.

3.1.4.1 Сегментация текстурных изображений на основе иерархической гиббсовской модели

Для построения иерархической гиббсовской модели текстурного изображения сначала задается распределение Гиббса ненаблюдаемого поля (текстурной карты), назначением текстурной карты является локализация границ между однородными текстурными областями [92]. Затем для каждой области задается распределение Гиббса, описывающее текстуру в её пределах. Совокупность текстур образует наблюдаемое изображение. Иерархическая модель представляет собой совместное распределение наблюдаемого и ненаблюдаемого полей. С помощью этой модели осуществляется генерирование и сегментация текстурных изображений на основе стохастической релаксации. При генерировании сначала порождается карта, а затем соответствующее ей текстурное изображение. При сегментации на основе наблюдаемого изображения генерируется поле, близкое к карте (в идеале совпадающее с ней). Для генерирования полей применяются алгоритмы Гиббса и Метрополиса–Хастингса [92].

При построении конечнозначной гиббсовской модели текстурной карты формируется прямоугольная решетка $\mathbf{L}_M = \{(i, j) : 0 \leq i < N_1; 0 \leq j < N_2\}$ размерами $N_1 \times N_2$; случайное поле M представляет собой совокупность случайных величин $\{M_s\}, s \in \mathbf{L}_M$, принимающих значения из конечного множества меток $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K\}$. Задание распределения Гиббса предполагает определение на решетке системы клик. Кликой называется совокупность точек решётки, считающихся попарно соседними. В соседних точках устанавливается статистическая связь между значениями случайного поля, при этом соседние точки не обязательно должны быть геометрически соседними. Окрестностью точки s называется совокупность клик, содержащих s , за вычетом этой точки. Каждой клике приписывается функция значений поля в точках клики, называемая потенциалом. Модель текстурной карты является однородной [92] в том смысле, что множество C_M всех клик разбито на непересекающиеся подмножества (семейства), каждое из которых образовано всевозможными сдвигами единственной клики в пределах решётки. При этом каждой клике $c \in C_M$ одного семейства приписывается один и тот же потенциал $V_c^M(\cdot)$.

В простейшем случае, когда рассматривается изображение с двумя типами текстур, текстурную карту можно представить бинарным полем, принимающим значения из множества $\{-1, 1\}$. Все клики образованы парами точек, геометрически соседними по вертикали или по горизонтали [95]. Потенциалы α_k^n вертикальных клик назначаются в соответствии со схемой $\alpha_1^1 \Leftrightarrow \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \end{pmatrix}, \alpha_2^1 \Leftrightarrow \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix},$

$\alpha_3^1 \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \alpha_4^1 \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix},$ потенциалы горизонтальных клик – согласно схеме $\alpha_1^2 \Leftrightarrow (-1 \ -1), \alpha_2^2 \Leftrightarrow (-1 \ 1), \alpha_3^2 \Leftrightarrow (1 \ -1), \alpha_4^2 \Leftrightarrow (1 \ 1).$ Тогда окрестность произвольной внутренней (не принадлежащей границам решётки) точки поля s

содержит четыре точки (окрестность фон Неймана). При этом существует $2^4=16$ конфигураций (реализаций) бинарного поля на окрестности (Рисунок 3.19).

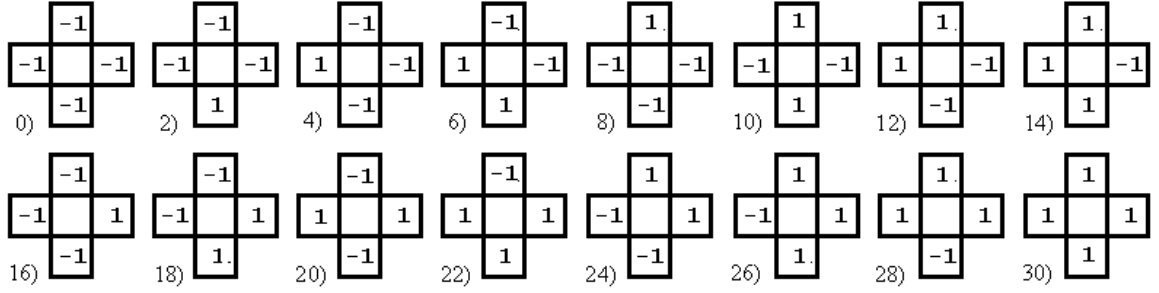


Рисунок 3.19 – Конфигурации бинарного поля на окрестности фон Неймана первого порядка

Вероятность реализации m поля текстурной карты M

$$P_M(M = m) = Z_M^{-1} \exp \left\{ - \sum_{c \in C_M} V_c^M(m) \right\}. \quad (3.10)$$

Нормирующая константа Z_M определяется выражением

$$Z_M = \sum_{m \in M} \exp \left\{ - \sum_{c \in C_M} V_c^M(m) \right\}, \quad (3.11)$$

где M – множество всех возможных реализаций поля M .

Модель наблюдаемого поля строится аналогичным образом. Прямоугольной решетке $\mathbf{L}_T = \{(i, j) : 0 \leq i < N_1; 0 \leq j < N_2\}$ ставится в соответствие случайное поле T . Эта модель неоднородна, так как потенциалы $V_c^T(t|m)$ клик из множества C_T , которые образуют окрестность точки $s_T \in \mathbf{L}_T$, обусловлены значением текстурной карты в соответствующей точке $s_M \in \mathbf{L}_M$. Условное распределение наблюдаемого поля

$$P_{T|M}(T = t | M = m) = Z_{T|M}^{-1} \exp \left\{ - \sum_{c \in C_T} V_c^T(t|m) \right\}. \quad (3.12)$$

Нормирующая константа $Z_{T|M}$ определяется выражением

$$Z_{T|M} = \sum_{t \in A} \exp \left\{ - \sum_{c \in C_T} V_c^T(t|m) \right\}, \quad (3.13)$$

где A – множество всех возможных реализаций поля T при заданном поле M .

Задача сегментации может быть сформулирована как задача нахождения реализации карты, доставляющей максимум апостериорной вероятности, что эквивалентно максимизации совместного распределения, поскольку текстура при этом фиксирована:

$$P_{TM}(T=t, M=m) = Z_M^{-1} Z_{T|M}^{-1} \times \exp \left\{ - \sum_{c \in C_M} V_c^M(m) - \sum_{c \in C_T} V_c^T(t|m) \right\}. \quad (3.14)$$

Точное решение этой задачи крайне затруднено высокой размерностью и многомодовым характером целевой функции. Для приближённого решения применяется метод стохастической релаксации (моделируемого отжига) [92], при этом в показатель экспоненты выражения (3.14) вводится управляющий множитель $1/T(t)$, где $T(t)$ называется температурой (термин пришел в область обработки изображений из статистической физики) и убывает с увеличением номера t итерации. Последовательности значений t соответствует последовательность распределений вида (3.14), при этом с понижением температуры происходит заострение мод распределений и обеспечивается сходимость реализаций к состоянию с максимальной вероятностью (минимальной энергией). Таким образом, любая реализация, полученная по прошествии достаточного времени, может быть выбрана в качестве приближенного решения задачи сегментации. Теоретически оптимальный график $T(t)$ понижения температуры [92] обеспечивает нахождение решения лишь при $t \rightarrow \infty$, в связи с этим актуальна проблема поиска графика, обеспечивающего достаточно высокое качество сегментации при приемлемом количестве итераций, и проблема определения времени окончания процедуры моделируемого отжига.

Считается, что потенциалы $V_c^T(t|m)$ и $V_c^M(m)$, входящие в (3.14) и используемые для генерирования реализаций текстурной карты, совместимых с наблюдаемым полем, известны. Однако фактически приходится использовать их оценки. Поэтому вначале выполняется грубая предварительная сегментация изображения, после чего производится оценивание потенциалов в пределах полученных областей. Предварительная сегментация осуществляется путем

сканирования наблюдаемого изображения скользящим окном прямоугольной формы; при каждом положении окна методом на основе определения достаточных статистик, разработанным В. Н. Васюковым и описанным в работе [96], находятся оценки значений потенциалов. Достаточной статистикой является вектор, составленный из элементов, указывающих, сколько раз в наблюдаемой реализации случайного поля встречаются отдельные конфигурации поля на окрестности. После сканирования всего изображения каждая точка характеризуется набором оценок потенциалов. Методом кластерного анализа «К-средних» в пространстве признаков размерностью, равной количеству оцениваемых потенциалов, производится грубое разбиение изображения на области, различающиеся наборами оценок. В пределах данных областей находятся уточнённые оценки потенциалов $V_c^T(t|m)$. По изображению результата грубой сегментации вычисляются оценки потенциалов $V_c^M(m)$.

Непосредственное использование текстурного изображения в качестве наблюдаемого уровня иерархической модели требует больших объемов памяти и вычислительных ресурсов, так как гиббсовское описание цифрового полутонового изображения с 256-ю уровнями яркости слишком громоздко. С целью снижения вычислительных затрат, а также обеспечения простоты построения иерархической модели целесообразным представляется использование в качестве наблюдаемого уровня вместо исходного полутонового текстурного изображения его препарата, характеризующегося меньшим числом уровней яркости (2, 3, 4). Разработке процедур получения препаратов текстур с небольшим числом уровней яркости посвящен ряд работ автора диссертации [97-105]. В частности, в работе [101] предлагаются способы преобразования текстурного изображения в бинарный препарат, сохраняющий характерные свойства текстур.

3.1.4.2 Сегментация с применением бинарного контурного препарата текстуры на основе двухуровневой иерархической конечнозначной гиббсовской модели

Рассмотрим способ на основе выделения контурных линий для получения изображения бинарного препарата текстуры, который используется в качестве наблюдаемого уровня иерархической конечнозначной гиббсовской модели. Путем настройки параметров алгоритма выделения границ и выбора дискретного дифференциального оператора в его составе (Sobel, Roberts, Prewitt [106-107]) можно обеспечить получение изображения бинарного контурного препарата текстуры, информативного с точки зрения эффективности его применения в качестве наблюдаемого уровня иерархической гиббсовской модели, как было продемонстрировано нами в работах [97-98, 101, 103]. На рисунке 3.20 показано влияние результата выделения контурных линий на результат текстурной сегментации.

С целью повышения эффективности алгоритма процедура сегментации может запускаться многократно, при этом начальными реализациями текстурной карты служат реализации независимого случайного поля. Критерием остановки процедуры генерирования текстурной карты в экспериментах может являться достижение некоторого порогового количества различающихся точек реализаций на текущем и на предыдущем шаге итерации t (например, допускается различие соседних реализаций в десяти точках). Полученный ансамбль реализаций текстурной карты, полученных при многократном запуске алгоритма сегментации, обрабатывается по мажоритарному принципу: для каждой точки решётки выбирается значение метки, которое чаще встречается в ансамбле конечных реализаций. Эффективность использования данного способа «голосования» для получения окончательного результата сегментации продемонстрирована на рисунке 3.21.

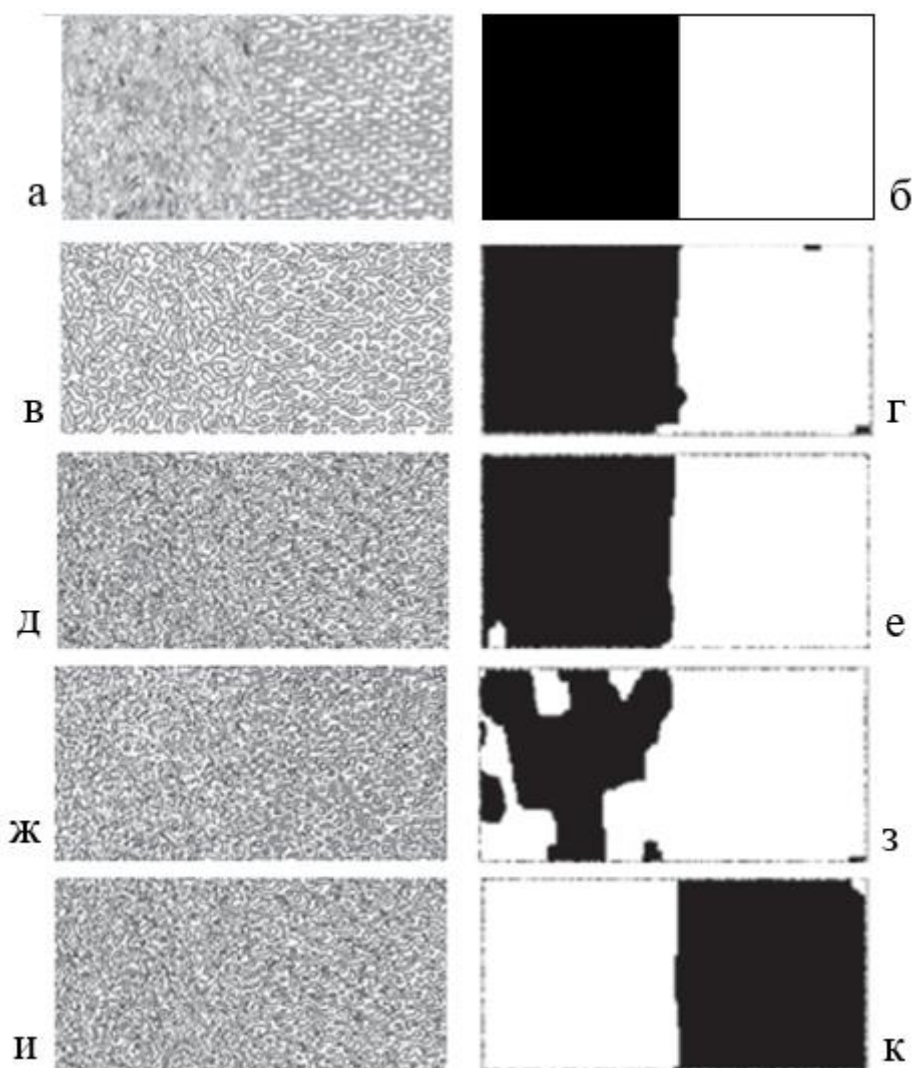


Рисунок 3.20 – Влияние результата выделения контурных линий на результат текстурной сегментации на основе двухуровневой иерархической конечнозначной гиббсовской модели: полутоновое текстурное изображение с двумя типами текстур (а), истинная карта текстур (б); бинарные контурные препараты (в, д, ж, и) и результаты сегментации, полученные на их основе (соответственно г, е, з, к)

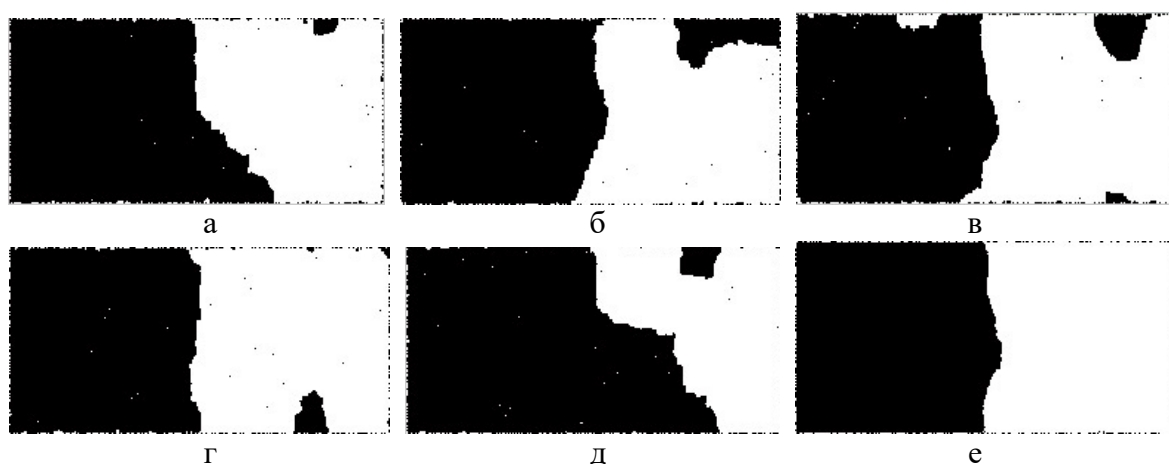


Рисунок 3.21 – Иллюстрация эффективности метода «голосования». Примеры результатов сегментации однократного запуска алгоритма сегментации (а – д), результат «голосования» по ансамблю из 20 реализаций (е)

3.1.4.3 Иерархическая гиббсовская модель, дополненная уровнем с диагональными парными кликами

Повышение эффективности сегментации потенциально могло бы быть достигнуто при использовании вместо окрестности фон Неймана окрестности Мура, которая содержит 8 точек (Рисунок 3.22. а). Окрестность Мура содержит большее число типов клик (Рисунок 3.22. б), в результате резко возрастает количество потенциалов, подлежащих оцениванию, а также количество конфигураций поля на окрестности (с $2^4=16$ до $2^8=256$).

Для более полного использования информации при приемлемой сложности модели в дополнение к окрестности фон Неймана (Рисунок 3.22. в) используется диагональная окрестность, образованная парными диагональными кликами (Рисунок 3.22. г). За счет добавления в двухуровневую иерархическую модель еще одного (наблюдаемого) уровня T_2 , описание которого основано на диагональных кликах, возможно повышение эффективности сегментации (Рисунок 3.23). При этом количество конфигураций бинарного поля на окрестности увеличится в два раза ($2 \times 2^4=32$), что в 8 раз меньше числа конфигураций на окрестности Мура ($2^8=256$).

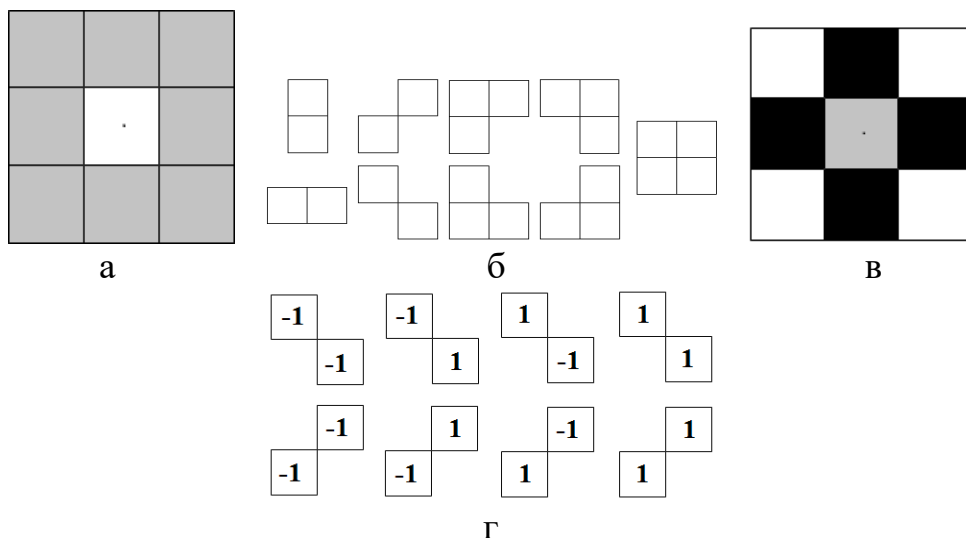


Рисунок 3.22 – Окрестность Мура (серые клетки) для произвольной внутренней точки (белая клетка) (а), типы клик, формирующих окрестность Мура (б), диагональная окрестность (белые клетки) и окрестность фон Неймана (черные клетки) для произвольной внутренней точки (серая клетка) (в), возможные конфигурации бинарного поля на парных кликах диагонального типа (г)

Потенциалы парных диагональных клик оцениваются в ходе предварительной сегментации тем же методом, что и потенциалы парных вертикальных и горизонтальных клик [96]. Полученные значения включаются в выражение (3.14) в виде дополнительных слагаемых $\sum_{c \in C_{T_2}} V_c^{T_2}(t_2 | m)$ в показателе

экспоненты:

$$P_{TT_2M}(T = t, T_2 = t_2, M = m) = Z_M^{-1} Z_T^{-1} Z_{T_2}^{-1} \times \exp \left\{ - \sum_{c \in C_M} V_c^M(m) - \right. \quad (3.15)$$

$$\left. - \sum_{c \in C_T} V_c^T(t | m) - \sum_{c \in C_{T_2}} V_c^{T_2}(t_2 | m) \right\}.$$

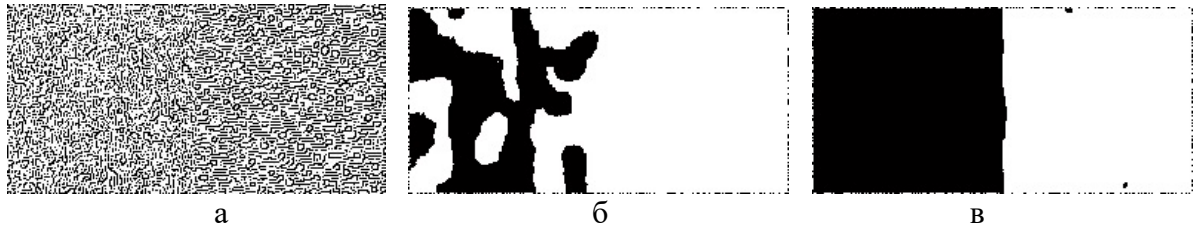


Рисунок 3.23 – Сравнение качества сегментации: наблюдаемый уровень в виде бинарного контурного препарата (а), результат окончательной сегментации (окрестность фон Неймана) (б), результат окончательной сегментации (окрестности фон Неймана и диагональная окрестность) (в)

3.1.4.4 Применение вейвлет-разложения для получения бинарного препарата текстуры

В качестве альтернативного способа получения бинарного препарата текстуры предлагается процедура вейвлет-разложения дискретной функции яркости полутонового текстурного изображения с последующей бинаризацией коэффициентов [101]. Для разложения применяется вейвлет-базис Хаара (Haar), как наиболее простой в использовании [108]. Коэффициенты высокочастотного фильтра разложения относительно данного вейвлет-базиса также называются детализирующими коэффициентами. Они образуют двумерный массив, размер которого относительно размера исходного полутонового изображения уменьшается пропорционально номеру уровня вейвлет-разложения. В зависимости от направления разложения различают горизонтальные,

вертикальные и диагональные детализирующие коэффициенты. Детализирующие коэффициенты являются высокочастотными характеристиками изображения, поэтому могут использоваться в качестве меры изрезанности функции яркости.

Диапазон изменения значений детализирующих коэффициентов симметричен относительно нуля, поэтому бинаризация детализирующих коэффициентов разложения выполняется путем сравнения с нулевым порогом; в результате данного преобразования получаем бинарный вейвлет-препарат текстуры (Рисунок 3.24).

Тогда сегментацию можно осуществить с применением четырехуровневой конечнозначной гиббсовской модели, три наблюдаемых уровня которой представлены бинарными вейвлет-препаратами текстуры: бинаризованными детализирующими коэффициентами первого уровня вейвлет-разложения трех направлений; результат сегментации приведен на рисунке 3.25.

Следует отметить, что при переходе к бинарному виду имеет место частичная потеря текстурной информации, содержащейся в полутоновом изображении. Для повышения эффективности сегментации нами были предложены способы получения препаратов с большим количеством уровней яркости (3, 4).

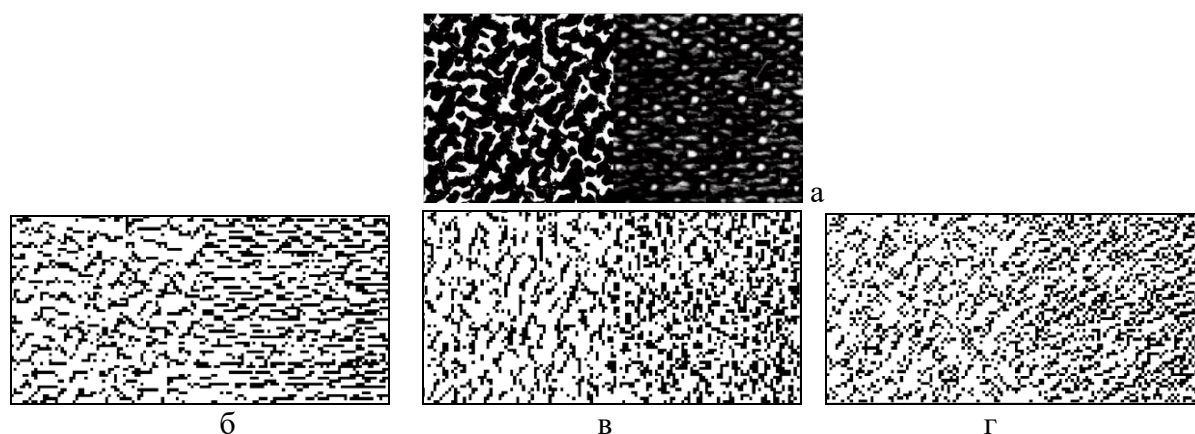


Рисунок 3.24 – Полутоновое текстурное изображение с двумя типами текстур (а) и бинаризованные детализирующие коэффициенты первого уровня вейвлет-разложения горизонтального направления (б), вертикального направления (в) и диагонального направления (г)

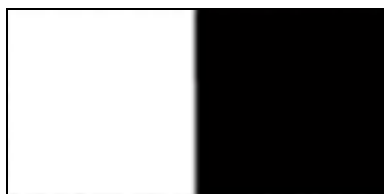


Рисунок 3.25 – Результат сегментации текстурного изображения с применением четырехуровневой иерархической конечнозначной гиббсовской модели

В частности, разработан способ получения трехзначного препарата текстуры на основе анализа функции яркости изображения в окрестности Мура, описанный в работах [99, 102], и способ получения трехзначного и четырехзначного препаратов текстуры на основе процедуры квантования детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения на 3 и 4 уровня соответственно, описанный в работах [100, 104-105]. Эффективность применения предложенных способов получения трехзначных и четырехзначных препаратов текстуры демонстрируется результатами сегментации модельных и реальных текстурных изображений.

При реализации алгоритмов сегментации текстурных изображений на основе применения иерархических конечнозначных гиббсовских моделей приходится сталкиваться с рядом вопросов, которые требуют решения. Во-первых, вопрос получения результата сегментации за допустимое количество итераций требует решения задачи поиска оптимального графика понижения температуры процедуры моделируемого отжига [92]. Во-вторых, возникает вопрос целесообразности увеличения сложности иерархической модели за счет применения более информативных (содержащих большее количество уровней яркости) препаратов текстуры в качестве наблюдаемых уровней, использования клик, содержащих большее число точек, и наращивания количества наблюдаемых уровней.

В-третьих, встает вопрос обеспечения сходимости процедур моделирования реализаций конечнозначных гиббсовских моделей на основе динамических методов Монте-Карло [109-111]. В связи с этим ряд работ автора диссертации посвящен исследованию явления фазового перехода [112-119], которое проявляется в виде качественного изменения характера реализаций гиббсовского случайного поля в процессе его моделирования.

В работе [112] проведено исследование характера сходимости процедур моделирования бинарных изображений, описываемых изотропной и анизотропной моделями Изинга. Экспериментальным путем установлена зависимость критического значения $\beta_{кр}$ параметра распределения Гиббса в анизотропной модели Изинга от параметра анизотропии λ

$$P(X = x) = Z^{-1} \exp \left\{ - \left[(\beta + \lambda) \cdot \sum_{c \in C_v} x_{c_v}^{(1)} x_{c_v}^{(2)} + (\beta - \lambda) \cdot \sum_{c \in C_h} x_{c_h}^{(1)} x_{c_h}^{(2)} \right] \right\}, \quad (3.16)$$

где $x_{c_v}^{(1)}(x_{c_h}^{(1)})$ и $x_{c_v}^{(2)}(x_{c_h}^{(2)})$ – значения реализации x поля X в точках (1) и (2) парной вертикальной (горизонтальной) клики; $c \in C_v$ – множество всех вертикальных клик, $c \in C_h$ – множество всех горизонтальных клик, определяемые отношением парного геометрического соседства. Результаты эксперимента соотносятся с теорией.

Главным недостатком разработанных алгоритмов сегментации на основе иерархических гиббсовских моделей является итеративность, что делает их непригодными для систем видеонаблюдения, работающих в режиме реального времени. Тем не менее, изображения результатов сегментации, полученные на основе применения иерархических гиббсовских моделей, могут использоваться в качестве эталонных при решении задачи оценивания эффективности более быстродействующих алгоритмов сегментации. Решение задачи моделирования реализаций конечнозначных гиббсовских случайных полей обеспечивает генерирование большого числа модельных текстурных изображений с несколькими типами текстур [120], которые могут применяться при оценивании эффективности алгоритмов сегментации.

Для преодоления перечисленных недостатков при разработке алгоритма сегментации текстурных изображений на основе иерархической конечнозначной гиббсовской модели предлагается ограничиться этапом грубой сегментации, что позволит увеличить быстродействие алгоритма и уменьшить его вычислительную сложность за счет исключения соответствующих итерационных алгоритмов. Данное решение представляется целесообразным, поскольку в большинстве

исследованных случаев эффективность грубой сегментации оказывалась приемлемой (Рисунок 3.26).

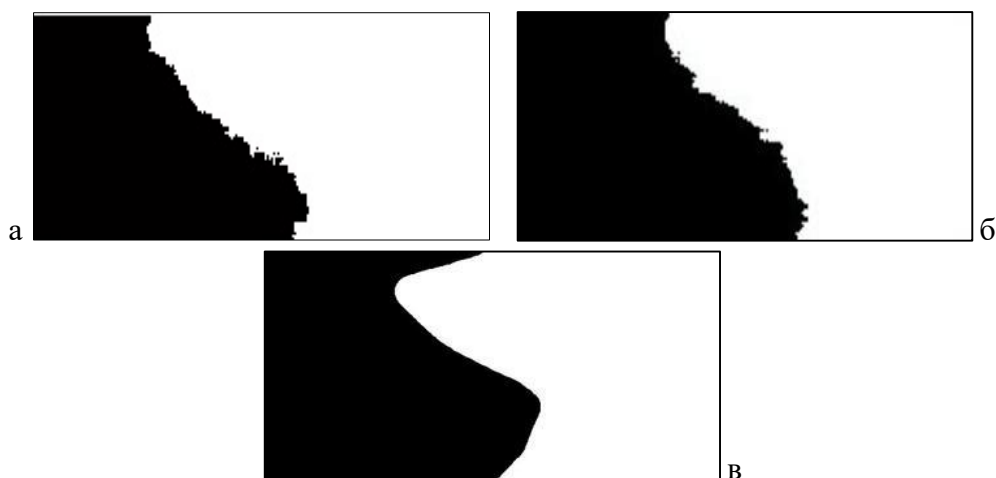


Рисунок 3.26 – Примеры результатов грубой сегментации текстурного изображения с двумя типами текстур по изображению трехзначного вейвлет-препарата диагонального направления разложения (а) и изображению бинарного вейвлет-препарата горизонтального направления разложения (б); истинная карта текстур (в)

Ложная классификация имеет место вблизи границы между областями. При этом внутри сформированных областей нет представителей противоположного класса, что подтверждает предположение о различении текстурных областей на основе локального оценивания потенциалов гиббсовских моделей конечнозначных случайных полей.

3.1.4.5 Извлечение текстурного признака различия областей леса и неба на основе оценивания параметров бинарных гиббсовских случайных полей

Рассмотрим типичное для системы противопожарного видеомониторинга изображение, на котором присутствуют области леса и неба (Рисунок 3.27). В результате вейвлет-разложения дискретной функции яркости синей компоненты изображения относительно вейвлет-базиса Хаара и бинаризации детализирующих коэффициентов получены изображения бинарных вейвлет-препаратов текстуры (Рисунок 3.28).



Рисунок 3.27 – Типичное для системы противопожарного мониторинга изображение, включающее области леса и неба

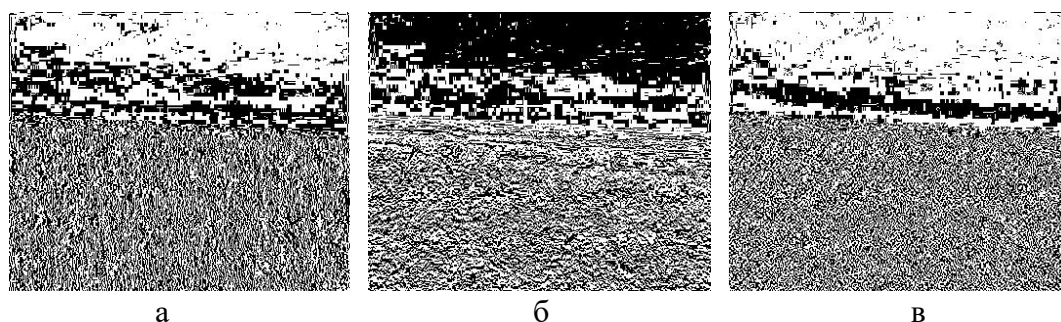


Рисунок 3.28 – Бинарные вейвлет-препараты текстуры, полученные на основе вейвлет-разложения дискретной функции яркости в горизонтальном (а), вертикальном (б) и диагональном направлении (в)

Для извлечения текстурного признака используется метод на основе сканирования изображения бинарного вейвлет-препарата скользящим прямоугольным окном. При каждом положении окна методом достаточных статистик находятся оценки потенциалов бинарной гиббсовской случайной модели (3.10) для части изображения, заключенной в окне. Так как бинарная гиббсовская модель с парными горизонтальными и вертикальными кликами описывается набором из трех потенциалов (остальные потенциалы равны нулю) [121], каждая точка изображения может быть описана вектором признаков размерностью 3. Если представить совокупность полученных оценок потенциала в виде яркостного поля $I_{оп}$, то можно определить, оценка какого из потенциалов является более контрастной для сегментируемых областей, и выбрать данный

параметр для формирования одномерного пространства признаков с целью разбиения точек изображения на классы «лес» и «небо» (Рисунок 3.29).

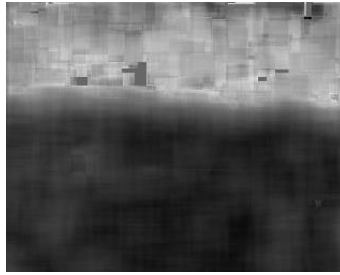


Рисунок 3.29 – Яркостное поле оценки потенциала одноточечной клики в бинарной гиббсовской модели, построенной для изображения бинаризованных детализирующих коэффициентов, полученных в вертикальном направлении вейвлет-разложения

Результат работы алгоритма сегментации на основе оценивания параметров бинарной гиббсовской модели случайного поля на изображении рисунка 3.27 с применением метода Оцу представлен на рисунке 3.30.

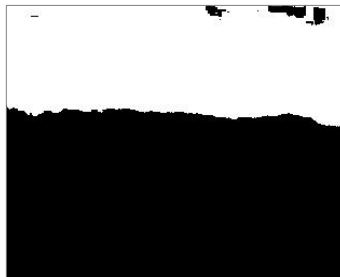


Рисунок 3.30 – Результат сегментации изображения на области леса и неба на основе оценивания параметров бинарных гиббсовских случайных полей

3.1.5 Разработка алгоритма сегментации с использованием набора смешанных признаков

В настоящем параграфе для различения областей леса и неба на изображениях предлагается набор смешанных признаков [122-123]. В качестве первого признака сохраняются значения векторов морфологических спектров $M_c(r=2)$, полученные при сканировании изображения бинарного контурного препарата окном прямоугольной формы. В качестве двух других признаков классификации используются яркостный признак и признак удаленности пикселей от одной из горизонтальных границ изображения.

Выбор яркостного признака осуществляется исходя из существенного различия средних уровней яркости изображения в областях леса и неба (Рисунок 3.31). Для извлечения яркостного признака каждая строка изображения сканируется горизонтальным одномерным окном; попадающие в окно значения яркости усредняются согласно выражению (1.16), результат присваивается центральной точке окна.

Использование признака удаленности пиксела от верхней (или нижней) горизонтальной границы изображения позволяет учитывать то обстоятельство, что вероятность принадлежности пиксела классу «лес» уменьшается при движении по изображению снизу вверх, в то время, как для класса «небо» она увеличивается.

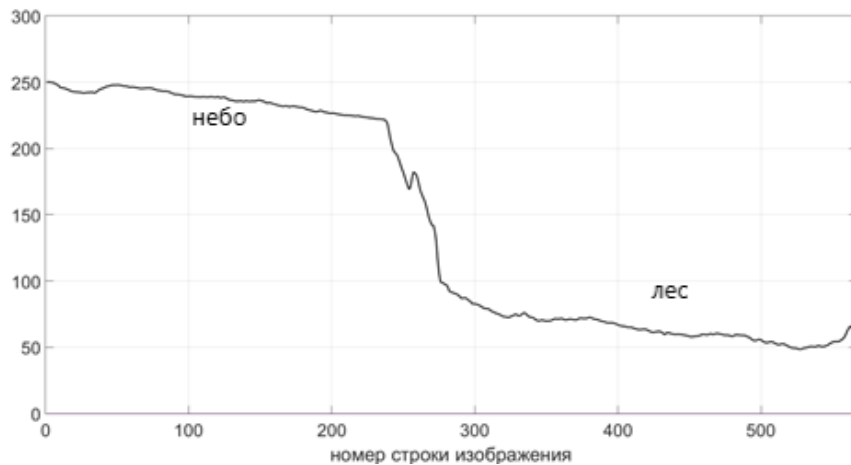


Рисунок 3.31 – Зависимость средней по строке яркости от номера строки изображения из рисунка 3.5. а

Введем признак удаленности на основе двумерной функции $Z_n[x, y]$, $x = 1, 2, \dots, N_1$; $y = 1, 2, \dots, N_2$, монотонно изменяющейся вдоль столбцов и постоянной вдоль строк:

$$Z_n[x, y] = \frac{k}{N_1} \left(x - \frac{N_1}{2} \right), \quad (3.17)$$

где k – крутизна функции.

Сегментация изображения на области, занятые лесом и небом, на основе алгоритма кластеризации «К-средних» в трехмерном пространстве смешанных признаков с применением признака удаленности на основе линейной функции (3.17) дает результат, представленный на рисунке 3.32.

Лучшие результаты сегментации обеспечивает применение нелинейной функции обратного тригонометрического вида $Z_{\text{нл}}[x, y]$ для описания признака удаленности; как видно из рисунка 3.33, обеспечивается сокращение числа ложно классифицированных точек внутри сегментируемых областей.

$$Z_{\text{нл}}[x, y] = \frac{k_1}{N_1} \arctan\left[k_2\left(x - \frac{N_1}{2}\right)\right]. \quad (3.18)$$



Рисунок 3.32 – Полутоновое изображение (а) и результат сегментации «лес-небо» (б) на основе трехмерного пространства смешанных признаков, включающего признак удаленности пиксела от верхней горизонтальной границы изображения на основе линейной функции (3.17)

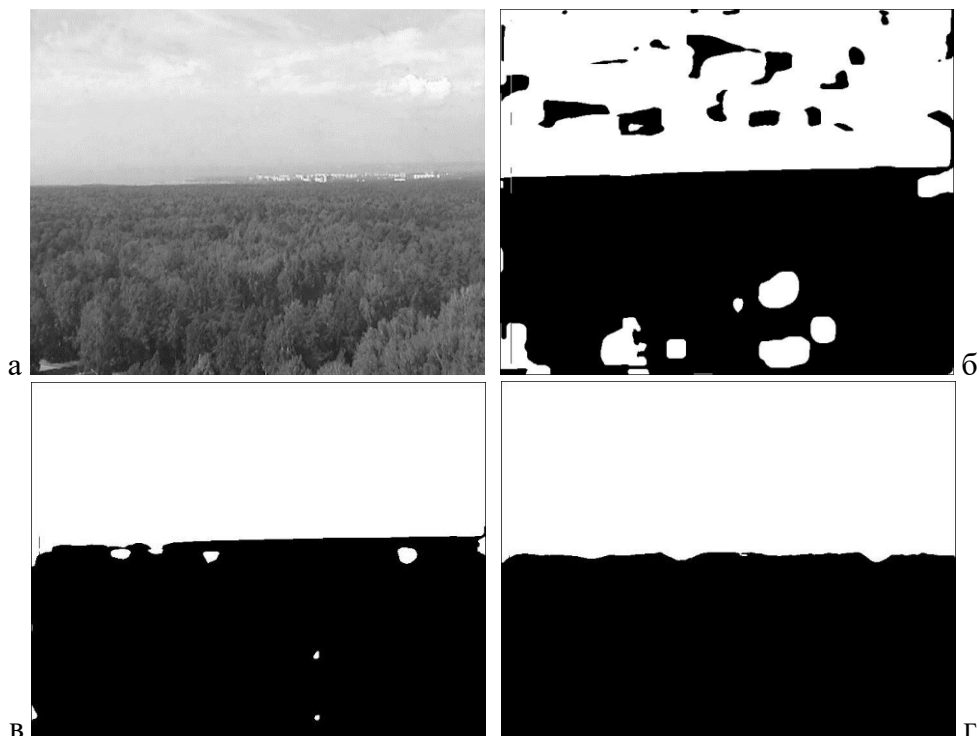


Рисунок 3.33 – Исходное изображение (а) и результаты сегментации «лес-небо» на основе трехмерного пространства смешанных признаков при различных вариантах функции, описывающей признак удаленности: линейная функция (3.17) (б), нелинейная функция (3.18) $k_1 = 50$, $k_2 = 1$ (в), нелинейная функция (3.18) $k_1 = 100$, $k_2 = 1$ (г)

Примеры результатов сегментации приведены на рисунке 3.34 и рисунке 3.35; параметрам функции удаленности от линии горизонта (3.18) присвоены значения $k_1 = 100$, $k_2 = 0.03$; размер сканирующего окна 65×65 пикселей; параметр для извлечения яркостного признака: $L=20$ (1.16); проведена нормировка значений признаков.

Таким образом, предложенная совокупность смешанных признаков позволяет выделять границу между областями леса и неба различной формы и степенью наклона относительно горизонтальных границ изображения (Рисунок 3.35). Однако при отсутствии возможности использования яркостных характеристик изображений, т.е. когда средние значения яркости изображения в области леса и области неба отличаются незначительно, текстурный признак является достаточно надежным.

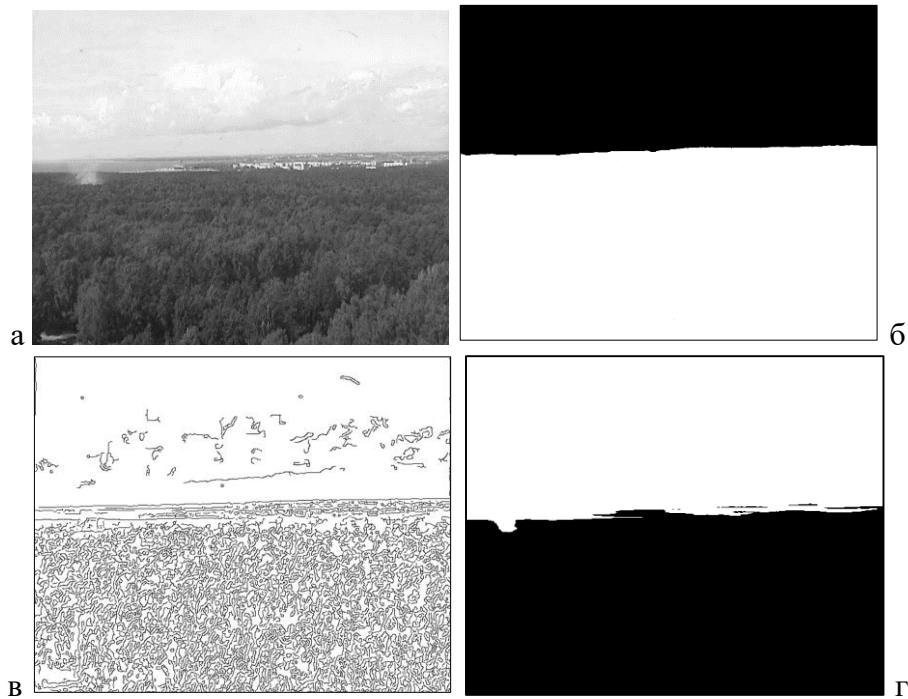


Рисунок 3.34 – Пример действия алгоритма сегментации изображения (а) на области, занятые лесом и небом, в трехмерном пространстве смешанных признаков: б – эталонный результат сегментации, в – бинарный контурный препарат, г – полученный результат сегментации,

$$\hat{E} = 4.21\%$$

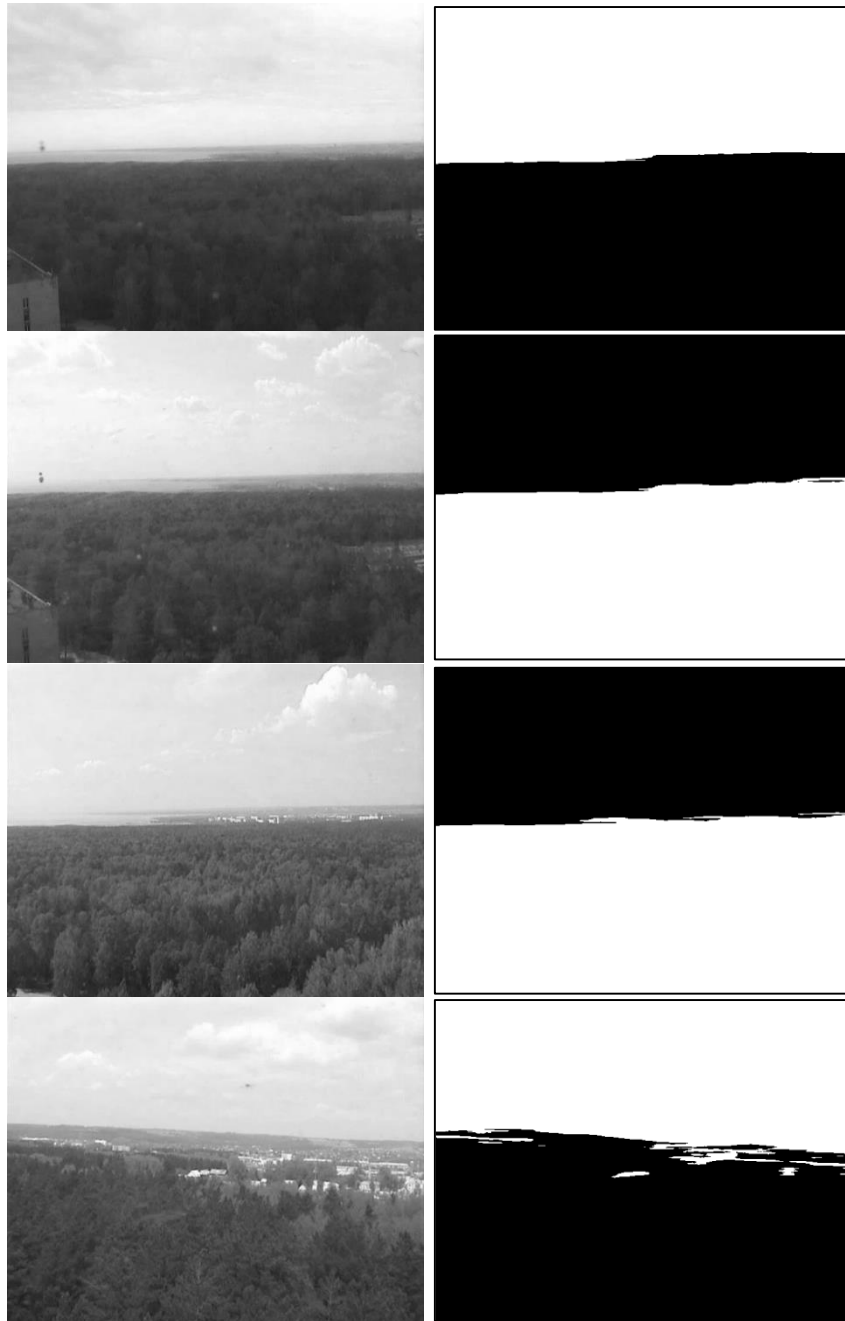


Рисунок 3.35 – Результаты сегментации «лес-небо» в трехмерном пространстве смешанных признаков: $\bar{E} = 2.68\%$

На рисунке 3.36 показан результат разбиения векторов признаков в трехмерном пространстве смешанных признаков на кластеры «лес» и «небо».

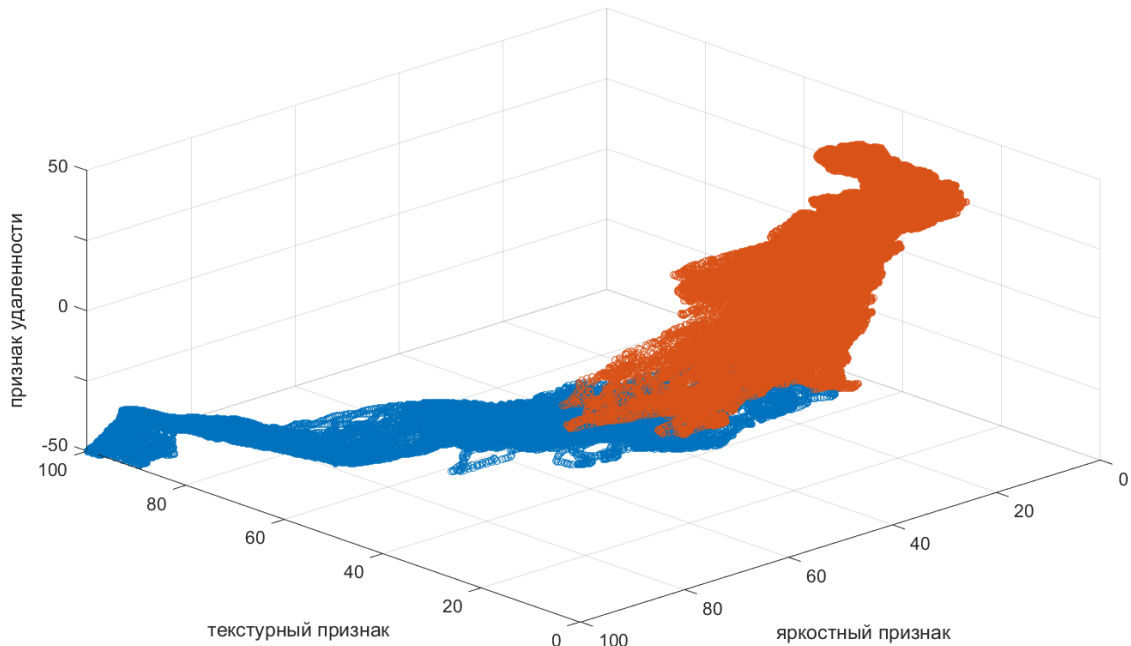


Рисунок 3.36 – Результат разбиения векторов признаков на кластеры «лес» (красный) и «небо» (синий) в трехмерном пространстве смешанных признаков

Для оценивания эффективности предлагаемых трехкомпонентных наборов признаков (X, Y, Z) с точки зрения их избыточности оценим степень зависимости (корреляции) между параметрами в наборах:

- текстурном F_T , сформированном значениями морфологических спектров $X = M_c(r=2)$, $Y = M_c(r=3)$ и $Z = M_c(r=4)$;
- смешанном $F_{см}$, в состав которого входят текстурный $X = M_c(r=2)$, яркостный признак Y при $L=20$ (1.16) и признак удаленности $Z = Z_{нл}$ (3.18).

Для оценивания степени корреляции используется коэффициент корреляции Пирсона k_{Π} [124]:

$$k_{\Pi} = \frac{\text{cov}(X, Y, Z)}{\sqrt{\sigma_X^2 \sigma_Y^2 \sigma_Z^2}} = \frac{m_{XYZ} - m_{XY}m_Z - m_{YZ}m_X - m_{XZ}m_Y + 2m_X m_Y m_Z}{\sqrt{\sigma_X^2 \sigma_Y^2 \sigma_Z^2}}, \quad (3.19).$$

где параметры m и σ определяются на основе выражений (1.2) и (1.3) соответственно.

Значения коэффициента корреляции k_{Π} лежат в диапазоне $[-1; +1]$. Чем ближе значение k_{Π} к нулю, тем слабее корреляция между признаками;

если $k_{\Pi} = 0$, корреляция отсутствует. Результаты оценивания k_{Π} приведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Результаты оценивания коэффициента корреляции k_{Π} между признаками в наборах F_T и $F_{см}$

Номер изображения из тестового набора	F_T	$F_{см}$
1	0.33	-0.15
2	0.56	-0.19
3	0.56	-0.13
4	0.30	-0.15
5	0.26	-0.14
6	0.36	-0.18
7	0.65	-0.25
8	0.38	-0.27
9	0.37	-0.21
\bar{k}_{Π}	0.42	-0.19

В результате сравнения полученных оценок с уровнями значимости установлено, что составляющие набора текстурных признаков F_T слабо коррелированы (имеют слабую зависимость), так как $0.2 < |\bar{k}_{\Pi}| = 0.42 < 0.5$; составляющие набора смешанных признаков $F_{см}$ очень слабо коррелированы (имеют очень слабую зависимость), поскольку $0 < |\bar{k}_{\Pi}| = 0.19 < 0.2$.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что предложенные трехсоставные наборы признаков в целом характеризуются слабой корреляцией, их использование в качестве признаков различия сегментируемых областей леса и неба на изображениях, получаемых в системе раннего обнаружения лесных пожаров, целесообразно. Выбор в пользу $F_{см}$ осуществляется в случаях, когда характеристики яркости являются достаточно надежными для выполнения сегментации.

3.1.6 Определение границы зоны нечувствительности между областями леса и неба

С точки зрения ограничения вероятности ложной тревоги за счет исключения из анализа области неба форма границы между областями леса и неба не так важна, как площадь и расположение области неба. Поэтому найденную границу можно аппроксимировать, например, линейной функцией по методу наименьших квадратов [125] (Рисунок 3.37. г).

Признак возгорания (дым) может возникнуть на линии горизонта; чтобы не увеличить вероятность пропуска, найденная граница, определяющая границу зоны нечувствительности, поднимается на некоторую величину («запас»), определяемую эмпирически (Рисунок 3.37. д).

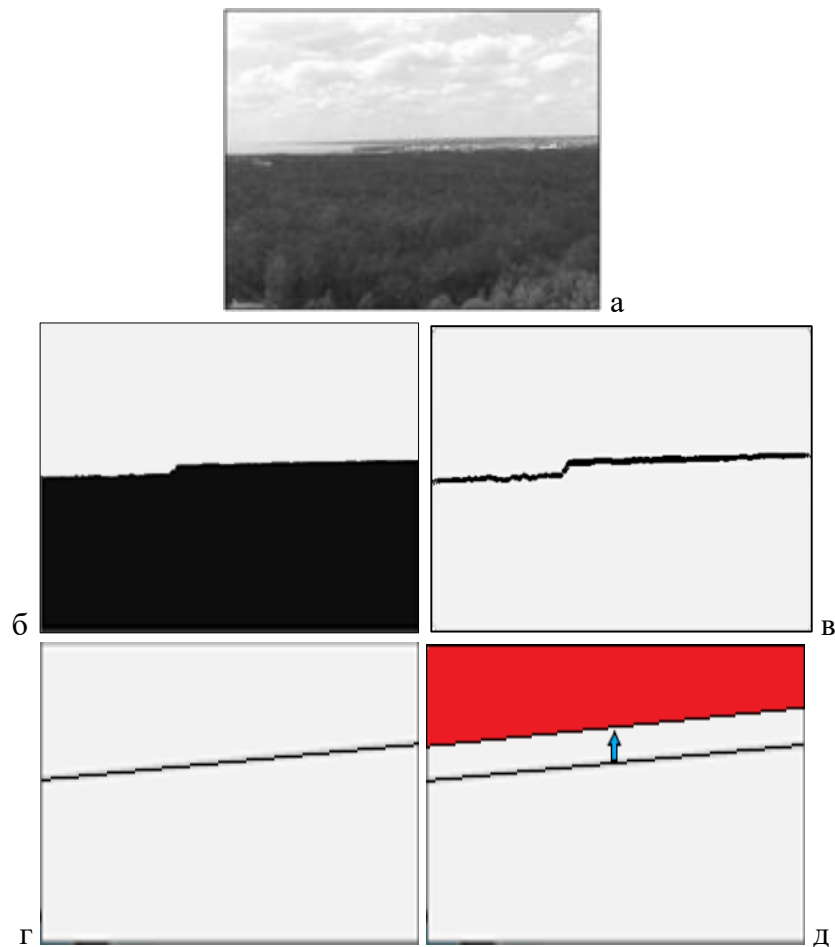


Рисунок 3.37 – Определение зоны нечувствительности, представленной областью неба: полутоновое изображение (а), изображение результата сегментации (б), выделенная граница между областями леса и неба (в), результат аппроксимации границы линейной функцией (г), зона нечувствительности (зона неба) с учетом запаса (д – красный)

3.1.7 Результаты оценивания эффективности сегментации изображений, на области, занятые лесом и небом, с применением различных наборов признаков

В данном параграфе проводится сравнение эффективности сегментации изображений, получаемых в системе противопожарного мониторинга, на области, занятые лесом и небом, с применением различных предложенных наборов признаков:

1. однокомпонентного текстурного набора F_1 , состоящего из оценок параметра S (3.1) (см. п. 3.1.2);
2. трехкомпонентного текстурного набора F_2 , составляющими которого являются значения векторов морфологических спектров $M_c(r=2)$, $M_c(r=3)$ и $M_c(r=4)$ (см. п. 3.1.3);
3. однокомпонентного текстурного набора F_3 в состав которого входят оценки $I_{\text{он}}$ одного из параметров гиббсовской модели бинарного случайного поля, построенной для изображения бинаризованных детализирующих коэффициентов одного из направлений вейвлет-разложения первого уровня (см. п. 3.1.4);
4. трехкомпонентного смешанного набора F_4 , в который входят текстурный признак $M_c(r=2)$, яркостный признак (1.16) и признак удаленности пиксела от верхней вертикальной границы изображения (3.18) (см. п. 3.1.5).

Оценивание эффективности сегментации проводится на тестовом наборе, в состав которого входит 500 реальных изображений лесных массивов размером 704×576 пикселей; примеры изображений приведены на рисунке 3.38. Роль показателя точности сегментации выполняет доля верно классифицированных пикселей в общем количестве пикселей изображения, выраженная в %, R :

$$R = 100\% - E, \quad (3.20)$$

где E – доля ложно классифицированных пикселей.



Рисунок 3.38 – Примеры изображений, входящих в тестовый набор для оценивания эффективности сегментации изображений на области, занятые лесом и небом

Результаты оценивания представлены в виде биржевой диаграммы (Рисунок 3.39).

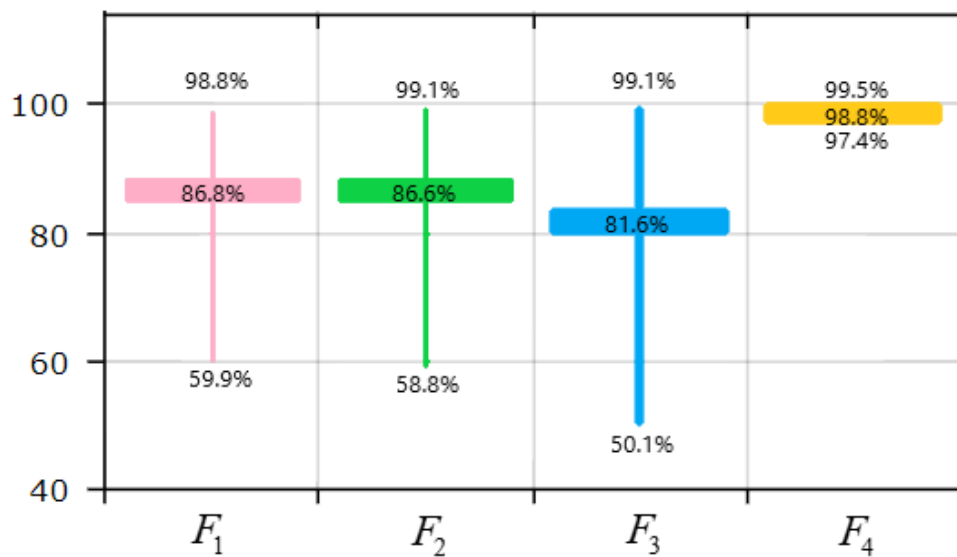


Рисунок 3.39 – Результаты оценивания точности сегментации «лес-небо» с применением наборов признаков $F_1 - F_4$

3.2 Разработка алгоритма сегментации изображений на области, занятые лесом и зданиями

Предложенные в п. 3.1 наборы признаков, позволяющие разделять изображения, получаемые в системе противопожарного видеомониторинга, на области леса и неба, могут быть также использованы для сегментации изображений на области леса и зданий. Однако, как показывают исследования, результат выделения контурных линий на изображении оказывает существенное влияние на точность сегментации. Поэтому с целью обеспечения возможности сравнения эффективности сегментации значения ключевых параметров алгоритма выделения границ Кэнни (см. п. 3.1.1) задаются несколькими способами:

- «Кэнни-1»: $\sigma = \sqrt{2}$, t_b и t_n определяются автоматически, причем $t_n = 0.4 \cdot t_b$ (Рисунок 3.40. б). «Кэнни-1» используется при решении задачи сегментации изображений на области, занятые лесом и небом (см. п. 3.1).
- «Кэнни-2»: $\sigma = 0.1$, $t_b = 0.22$, $t_n = 0.4 \cdot t_b = 0.088$ (Рисунок 3.40. в).

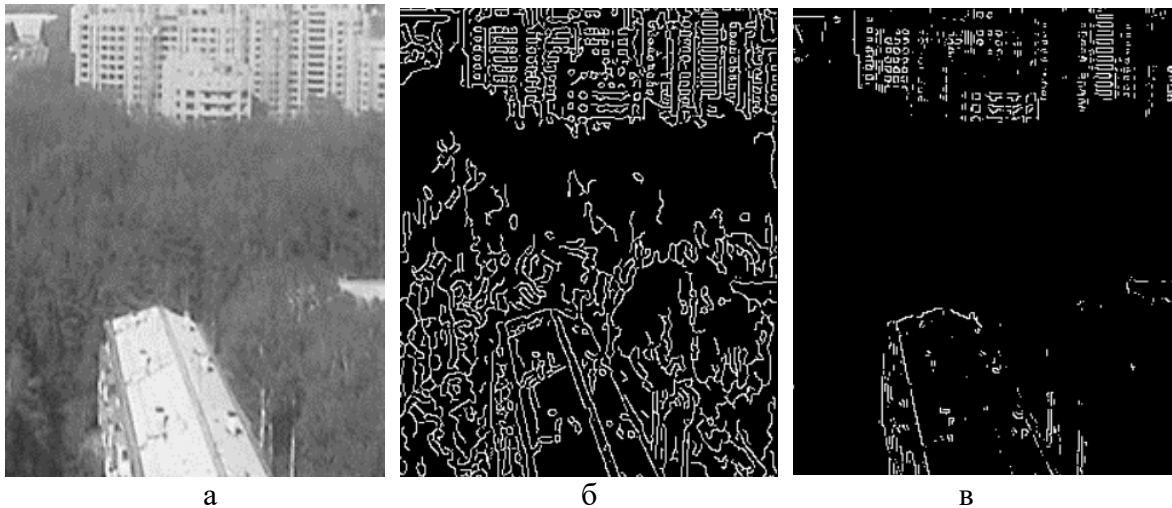


Рисунок 3.40 – Изображения бинарных контурных препаратов текстуры для полутонового изображения (а): с использованием значений параметров в соответствии с «Кэнни-1» (б), в соответствии с «Кэнни-2» (в)

Пример результата работы алгоритма сегментации изображения рисунка 3.40. а на области, занятые лесом и зданиями, с применением набора смешанных признаков, включающего текстурный признак на основе значений векторов морфологических спектров и яркостный признак, представлен на рисунке 3.41.

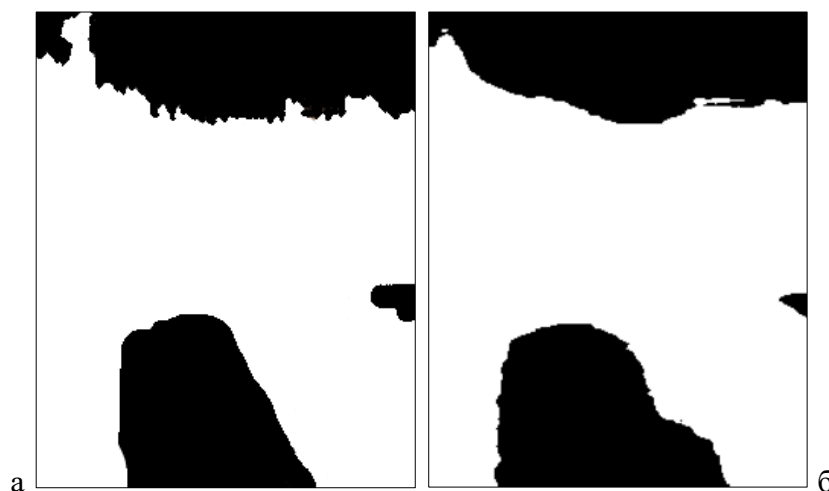


Рисунок 3.41 – Пример результата сегментации изображения рисунка 3.40. а на области, занятые лесом и зданиями, на основе набора смешанных признаков: а – эталонный результат сегментации, б – полученный результат сегментации

3.2.1 Сравнение эффективности алгоритмов сегментации изображений на области, занятые лесом и зданиями, использующих различные наборы признаков

Таким образом, оценивание эффективности сегментации изображений, на области, занятые лесом и зданиями, проводится с применением 7 наборов признаков

1. Набор F_3' : точки изображения характеризуются значениями поля оценки $I_{оп}$ одного из параметров бинарного гиббсовского случайного поля, построенного для изображения бинаризованных детализирующих коэффициентов одного из направлений вейвлет-разложения первого уровня [126]. Алгоритм сегментации реализован на основе метода Оцу.

2. Набор F_1' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-1». Применяется однокомпонентный набор значений оценок параметра S (3.1). Алгоритм сегментации реализован на основе метода Оцу.

3. Набор F_2' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-1». Применяется трехкомпонентный текстурный набор

признаков, сформированный значениями векторов морфологических спектров $M_c(r=2)$, $M_c(r=3)$ и $M_c(r=4)$. Алгоритм сегментации реализован на основе метода «К-средних» в трехмерном пространстве признаков.

4. Набор F_4' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-1». Точки изображения характеризуются набором их двух смешанных признаков: значениями морфологического спектра $M_c(r=2)$, найденными по изображению бинарного контурного препарата, и средними значениями яркости в одномерном горизонтальном скользящем окне (1.16). Алгоритм сегментации реализован на основе метода «К-средних» в двумерном пространстве признаков.

5. Набор F_1'' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-2». Применяется однокомпонентный набор значений оценок параметра S (3.1). Алгоритм сегментации реализован на основе метода Оцу.

6. Набор F_2'' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-2». Применяется трехкомпонентный текстурный набор признаков, сформированный значениями векторов морфологических спектров $M_c(r=2)$, $M_c(r=3)$ и $M_c(r=4)$. Алгоритм сегментации реализован на основе метода «К-средних» в трехмерном пространстве признаков.

7. Набор F_4'' : параметры алгоритма выделения границ заданы в соответствии с «Кэнни-2». Точки изображения характеризуются набором их двух смешанных признаков: значениями морфологического спектра $M_c(r=2)$, найденными по изображению бинарного контурного препарата, и средними значениями яркости в одномерном горизонтальном скользящем окне (1.16). Алгоритм сегментации реализован на основе метода «К-средних» в двумерном пространстве признаков.

Оценивание эффективности сегментации проводится на основе тестового набора, в состав которого входят 500 реальных изображений; примеры

изображений представлены на рисунке 3.42. Результаты оценивания приведены на рисунке 3. 43.



Рисунок 3.42 – Примеры реальных изображений из тестового набора для оценивания эффективности алгоритмов сегментации изображений на области занятые лесом и зданиями

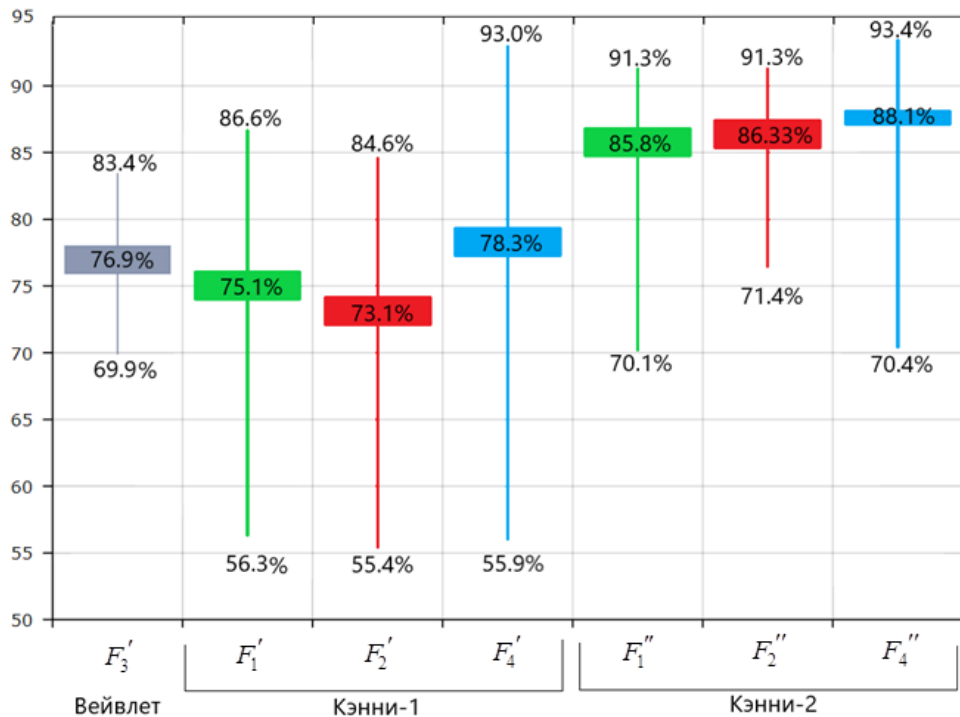


Рисунок 3.43 – Результаты оценивания средней, минимальной и максимальной точности сегментации изображений на области, занятые лесом и зданиями

Выводы по главе 3

Разработаны алгоритмы сегментации изображений на области, занятые лесом и небом, лесом и зданиями. В основе разделения изображения на однородные области лежит текстурный признак, извлечение которого выполняется на основе анализа изображения бинарного препарата текстуры.

Применение разработанных алгоритмов сегментации в реальной системе противопожарного видеомониторинга лесных массивов обеспечивает снижение временных и трудовых затрат оператора на определение границ зон нечувствительности. Данные алгоритмы относятся к группе алгоритмов предварительной обработки изображений, их основным назначением является выделение на изображениях областей, занятых только лесом, в пределах границ которых осуществляют работу алгоритм контрастного обнаружения и алгоритм обнаружения движения дымового облака как первичного признака лесного пожара.

Основные результаты главы 3 опубликованы в работах [91, 97-105, 112-120, 122-123, 126].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В соответствии с поставленными задачами исследования получены следующие результаты:

1. Разработан алгоритм обнаружения движения дымового облака на фоне лесного массива, в основе которого лежит алгоритм анализа характеристик связанных компонент пороговых множеств изображения разности кадров видеопоследовательности при понижающемся пороге. Его преимуществом является отсутствие необходимости априорной информации об изображении.

2. Предложена динамическая модель изображения дымового облака, распространяющегося на фоне лесного массива, применяемая для генерирования последовательности изображений дымового облака в процессе развития на лесном фоне. С использованием данной модели проведено оценивание эффективности разработанного алгоритма обнаружения движения дымового облака.

3. Разработаны алгоритмы сегментации изображений, получаемых в системах обнаружения лесных пожаров, на области, занятые лесом и небом. Для различения областей предложено несколько наборов признаков. Наиболее надежным признан набор текстурных признаков, извлеченных на основе сканирования изображения бинарного контурного препарата скользящем окне прямоугольной формы и вычисления значений векторов морфологических спектров для части изображения, заключенной в окне.

4. Разработаны алгоритмы сегментации изображений, получаемых в системах обнаружения лесных пожаров, на области, занятые лесом и зданиями, в основе которых лежит применение текстурного и яркостного признаков.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Крупнейшие лесные пожары в мире в 2007-2018 годах [Электронный ресурс] // РИА НОВОСТИ. URL: <https://ria.ru/20181113/1532686839.html> (дата обращения: 14.01.2019).
2. Yuan, C. A survey on technologies for automatic forest fire monitoring, detection, and fighting using unmanned aerial vehicles and remote sensing techniques / C. Yuan, Y. Zhang, Z. Liu // Canadian Journal of Forest Research. – 2015. – Vol. 45. – P. 783-792.
3. Cruz, H. Efficient Forest Fire Detection Index for Application in Unmanned Aerial Systems / H. Cruz, M. Eckert, J. Meneses, J. F. Martínez // Sensors (Basel). – 2016. – № 16(6). – 16 p.
4. MODIS [Электронный ресурс] / National Aeronautics and space administration NASA. URL: <http://modis.gsfc.nasa.gov> (дата обращения: 14.01.2019).
5. Nakau, K., Forest fire detection based on MODIS satellite imagery, and comparison of NOAA satellite imagery with fire fighters' information / K. Nakau, M. Fukuda, K. Kushida, H. Hayasaka, K. Kimura, H. Tani // JAXA Terrestrial Team Workshop. – 2006. – P. 18-23.
6. Early Stage Proactive Security [Электронный ресурс] / Verifire CCTV Early Fire & Smoke Detection Systems. URL: <http://www.verifirecctv.com/verifire/> (дата обращения: 14.01.2019).
7. Ferreira, A. Thermal cameras for early forest fire detection [Электронный ресурс] / INTERREG IVC. URL: http://www.interreg4c.eu/uploads/media/pdf/news_Workshop_Slovenia_EFFMIS_GP.pdf (дата обращения: 14.01.2019).
8. Advanced Very High Resolution Radiometer – AVHRR [Электронный ресурс] / NOAA satellite and information service. URL: <http://noaasis.noaa.gov/NOAASIS/ml/avgr.html> (дата обращения: 14.01.2019).
9. Stipanicev, D. Forest Fire Protection by Advanced Video Detection System - Croatian Experiences / D. Stipanicev, T. Vuko, D. Krstinic, M. Stula, L. Bodrozic // Third TIEMS Workshop – Improvement of Disaster Management System. – Trogir. – 2006.

10. Faedo Fire Thermal Detection [Электронный ресурс] / Indra Company. URL: https://www.indracompany.com/sites/default/files/indra_faedo_fire_thermal_detection.pdf (дата обращения: 14.01.2019).
11. CICLOPE [Электронный ресурс] / Surveillance, Monitoring and Remote Control. URL: <http://www.inov.pt/index/en/projects/185-ciclope.html> (дата обращения: 14.01.2019).
12. iForestFire [Электронный ресурс] / Intelligent Forest Fire Monitoring System. URL: <http://www.lama.hr/en/solutions/integral-solutions/iforestfire/> (дата обращения: 14.01.2019).
13. IQ FireWatch [Электронный ресурс] / WWW.IQ-FIREWATCH.COM. URL: <https://www.iq-firewatch.com/technology> (дата обращения: 14.01.2019).
14. Schroeder, D. Evaluation of three wildfire smoke detection systems // Advantage. – 2004. – Vol. 5. – № 24. – P. 1-8.
15. Васюков, В. Н. Программное обеспечение диспетчерского пункта видеосистемы обнаружения лесных пожаров / В. Н. Васюков, А. Н. Подовинников, В. В. Васюков // Сборник научных трудов НГТУ. – 2007. – № 3(49). – С.69-74.
16. Васюков, В. Н. Система раннего обнаружения лесных пожаров - архитектура и алгоритмы / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева, В. В. Бондаренко // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2015. – № 2(27). – С. 43-56.
17. Akhloufi, M. A. Multimodal three-dimensional vision for wildland fires detection and analysis / M. A. Akhloufi, T. Toulouse, L. Rossi, X. Maldague // IEEE 7th International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). – 2017.
18. Kim, S. Forest Fire Monitoring System Based on Aerial Image / S. Kim, W. Lee, Y. Park, H.-W. Lee, Y.-T. Lee // 3rd International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management (ICT-DM). – 2017.

19. Di Biase, V. Geostationary Sensor Based Forest Fire Detection and Monitoring: An Improved Version of the SFIDE Algorithm / V. Di Biase, G. Laneve // Remote Sensing. – 2018. – Vol. 10. – № 5.
20. Dubey, V. Forest Fire Detection System Using IoT and Artificial Neural Network / V. Dubey, P. Kumar, N. Chauman // International Conference on Innovative Computing and Communications: Proceedings. – 2019. – Vol. 1. – P. 323-337.
21. Wu, X. A Video Based Fire Smoke Detection Using Robust AdaBoost / X. Wu, X. Lu, H. Leung // Sensors (Basel). – 2018. – Vol. 18. – № 11.
22. Sam, G. Extraction of Fire Region from Forest Fire Images Using Color Rules and Texture Analysis / G. Sam, B. Radhakrishnan, T. G. Nidhin, L. P. Suresh // International Conference on Emerging Technological Trends (ICETT). – 2016.
23. Egoshina, I. Automatic fire detection system based on contour analysis video images / I. Egoshina, D. Titov, A. Stuchkov, A. V. Yurchenko, V. I. Syryamkin // MATEC Web of Conferences. – 2016. – Vol. 79.
24. Agarwal, A. A Design and Application of Forest Fire Detection and Surveillance System Based on GSM and RF Modules / A. Agarwal, V. Sharma, R. Singh, A. Ghelot, K. Bahukhandi // Proceedings of International Conference on Intelligent Communication, Control and Devises. – 2017. – P. 451-459.
25. Anand, S. FPGA implementation of artificial Neural Network for forest fire detection in wireless Sensor Network / S. Anand, R. K. Keetha Manjari // 2nd International Conference on Computing and Communications Technologies (ICCCT). – 2017.
26. Abdullah, S. A Wireless Sensor Network for Early Forest Fire Detection and Monitoring as a Decision Factor in the Context of a Complex Integrated Emergency Response System / S. Abdullah, S. Bertalan, S. Masar, A. Coskun, I. Kale // IEEE Workshop on Environmental, Energy, and Structural Monitoring Systems (EESMS). – 2017.
27. Qiu, X. Fire Detection Algorithm Combined with Image Processing and Flame Emission Spectroscopy / X. Qiu, T. Xi, D. Sun, E. Zhang, C. Li, Y. Peng, J. Wei // Fire Technology. – 2018.

28. Saoudi, M. Data mining Techniques Applied to Wireless Sensor Network for Early Forest Fire Detection / M. Saoudi, A. Bounceur, R. Euler, T. Kechadi // Proceedings of the International Conference on Internet of things and Cloud Computing - ICC '16. – 2016.
29. Fatkhuroyan, F. Forest fires detection in Indonesia using satellite Himawari-8 (case study: Sumatera and Kalimantan on August-October 2015) / F. Fatkhuroyan, T. Wati, P. Andersen // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2017. – Vol. 54.
30. Hossen, M. K. Fire Detection from Video based on Temporal Variation, Temporal Periodicity and Spatial Variance Analysis / M. K. Hossen, M. H. Chowdhury, I. A. Chowdhury // International Journal of Engineering, Science and Mathematics. – 2018. – Vol. 7. – № 2.
31. Basu, M. T. IoT based forest fire detection system / M. T. Basu, R. Karthik, J. Mahitha, V. L. Reddy // International Journal of Engineering and Technology. – 2018. – Vol. 7. – №2.7. – P. 124-126.
32. Cai, M. Intelligent Video Analysis-based Forest Fires Smoke Detection Algorithm / M. Cai, X. Lu, X. Wu, Y. Feng // 12th International Conference on Nature Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. – 2016. – P. 1504-1508.
33. Chounhary, G. A Review on Different Techniques of Fire Detection for Emergency Management / G. Chounhary, P. Pandey // International Journal of Engineering and Technology. – 2018. – Vol. 5. – № 6. – P. 1953-1958.
34. Zhang, Q.-X. Wildland Forest Fire Smoke Detection Based on Faster R-CNN using Synthetic Smoke Images / Q.-X. Zhang, G.-H. Lin, Y.-M. Zhang, G. Xu, J.-J. Wang // Procedia Engineering. – 2018. – Vol. 211. – P. 441-446.
35. Pritam, D. Detection of fire using image processing techniques with LUV color space / D. Pritam, J. H. Dewan // 2nd International Conference for Convergence in Technology. – 2017. – P. 1158-1162.
36. Lei, W. Modeling and Simulation of Forest Fire Detection and Fire Spread / W. Lei, Z. Zhiqiang // 2nd International Conference on Advanced Robotics and Mathematics. – 2017.

37. Tian, L. Automatic detection of forest fire disturbance based on dynamic modelling from MODIS time-series observations / L. Tian, J. Wang, H. Zhou, J. Wang // *International Journal of Remote Sensing*. – 2018. – № 12. – P. 3801-3815.
38. Dung, N. M. Algorithm for Fire Detection using a Camera Surveillance System / N. M. Dung, S. Ro // *Proceedings of the 2018 International Conference on Image and Graphics Processing - ICIGP 2018*. – 2018.
39. Lu, C. Moving Target Detection Algorithm for Forest Fire Smoke Recognition with Improved ViBe / C. Lu, Y. Cao, X. Lu, M. Cai, X. Feng // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2018. – Vol. 1069.
40. Luo, Y. Forest Fire Detection using Spiking Neural Network / Y. Luo, J. Liu, J. Harkin, L. McDaid, J. Martinez-Carral, G. Biot-Marl // *Proceedings of CF'18*. – 2018.
41. Zixi, X. A Spatiotemporal Contextual Models for Forest Fire Detection Using Himawari-8 Satellite Data / X. Zixi, S. Weiguo, B. Rui, L. Xiaolian, X. Long // *Remote Sensing*. – 2018. – Vol. 10.
42. Senthil, M. Efficient Fire Pixel Segmentation Using Color Models in Still Images / M. Senthil, M. N. Vijayalakshmi // *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. – 2018. – Vol. 6. – № 9. – P. 24-28.
43. Umar, M. M. State of the art of smoke and fire detection using image processing / M. M. Umar, L. C. De Silva, M. S. A. Bakar, M. I. Petra // *International Journal of Signals and Imaging Systems Engineering*. – 2017. – Vol. 10. – № ½. – P. 22-29.
44. Krüll, W. Early Forest Fire Detection and Verification using Optical Smoke, Gas and Microwave Sensors / W. Krüll, R. Tobera, I. Willms, H. Essen, N. von Wahl // *International Symposium on Safety Science and Technology*. – 2012. – Vol. 45. – P. 584-594.
45. Celik, T. Fire detection using statistical color model in video sequences / T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli, M. Uyguroglu // *Journal of Vision Communication and Image Representation*. – 2007. – Vol. 18. – № 2. – P. 176-185.

46. Лукьяница, А. А. Цифровая обработка видеоизображений / А. А. Лукьяница, А. Г. Шишкин. – М.: Ай-Эс-Эс Пресс. – 2009. – 518 с.
47. Piccinini, P. Reliable smoke detection in the domains of image energy and color / P. Paolo, C. Simone, C. Rita // 15th IEEE International Conference on Image Processing. – 2008. – P. 1376-1379.
48. Yasmin, R. Detection of smoke propagation direction using color video sequences // International Journal of Soft Computing. – 2009. – Vol. 4. – № 1. – P. 45-48.
49. Cui, Y. An early fire detection method based on smoke texture analysis and discrimination / Y. Cui, H. Dong, E. Zhou // Proceedings CISP. – 2008. – Vol. 3. – P. 95-99.
50. Yuan, F. A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection // Pattern Recognition Letters. – 2008. – Vol. 29. – P. 925-932.
51. Phillips III, W. Flame recognition in video / W. Phillip III, M. Shah, N. da V. Lobo // Pattern Recognition Letters. – 2002. – № 23. – P. 319-327.
52. Toreyin, B. U. Contour based smoke detection in video using wavelets / B. U. Toreyin, Y. Degeoglu, A. E. Cetin // 14th European Signal Processing Conference. – 2006. – P. 1-5.
53. Яне, Б. Цифровая обработка изображений. – Москва : Техносфера. – 2007. – 584 с.
54. Rafael, P. Digital Image Processing. Third Edition / P. Rafael, C. Gonzalez, R. E. Woods. – Pearson Education. – 2012. – 976 p.
55. Акимов, П. С. Теория обнаружения сигналов / П. С. Акимов, П. А. Бакут, В. А. Богданович и др.; Под ред. П. А. Бакута. – М.: Радио и связь. – 1984. – 440 с.
56. Васюков, В. Н. Алгоритмы анализа изображений для системы раннего обнаружения лесных пожаров / В. Н. Васюков, А. Ю Зайцева // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2014. – 4(25). – С. 57-69.

57. Vasyukov, V. An Adaptive Procedure of Smoke and Background Discrimination in the Early Fire Detection Video System / V. Vasyukov, E. Kalennikova // Proceedings of The 6th International Forum on Strategic Technology IFOST. – 2011. – P. 844-847.
58. Васюков, В. Н. Контрастное обнаружение объектов неопределенной формы на сложном фоне // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2012. – № 1(18), С. 61-68.
59. Васюков, В. Н. Адаптивный выбор порога при контрастном обнаружении объектов неопределенной формы на неровном фоне / В. Н. Васюков, В. В. Бондаренко // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2013. – № 2(21). – С. 34-45.
60. Haralick, R. Computer and Robot Vision / R. Haralick, L. G. Shapiro. Addison-Wesley. – 1993.
61. Ilachinski, A. Cellular automata: a discrete universe. – Singapore: World Scientific Publishing. – 2001. – 808 p.
62. Leon, F. P. Automated comparison of firearm bullets // Forensic Science International. – 2006. – №156. – P. 40-50.
63. Verma, R. A New Morphological Filtering Algorithm for Pre-Processing of Electrocardiographic Signals / R. Verma, R. Mehrotra, V. Bhateja // Proceedings of the 4th International Conference on Signal and Image Processing. – 2012. – Vol. 1. – P. 193-201.
64. Perez-Pueyo, R. Morphology-Based Automated Baseline Removal for Raman Spectra of Artistic Pigments / R. Perez-Pueyo, M. J. Soneria, S. Ruiz-Moreno // Applied Spectroscopy. – 2010. – Vol. 64. – P. 595-600.
65. Serra, J. Image Analysis and Mathematical Morphology. – New York : Academic Press. – 1982. – 610 p.
66. Shih, F. Y. Image Processing and Mathematical Morphology. Fundamentals and Application. – 2009. – 439 p.
67. Maragos, P. Morphological Signal and Image Processing. – CRC Press LLC. – 2000. – 32p.

68. P. Sun, Q. H. Wu, A. M. Weindling, A. Finkelstein, and K. Ibrahim, An Improved Morphological Approach to Background Normalization of ECG Signals, IEEE Transactions On Biomedical Engineering, Vol. 50, No. 1, January 2003, P. 117–121.

69. Vasyukov, V. N. Image analysis algorithms for forest fire monitoring systems / V. N. Vasyukov, A. Yu. Zaitseva // Proceedings of 12th International Conference on Actual Problems of Electronic Instrument Engineering (APEIE-2014). – Novosibirsk. – 2014. – Vol. 1, P. 327-331.

70. Васюков, В. Н. Алгоритмы анализа изображений в системе раннего предупреждения о возникновении лесных пожаров / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева // Труды международного научного конгресса «Совершенствование системы управления, предотвращения и демпфирования последствий чрезвычайных ситуаций регионов и проблемы безопасности жизнедеятельности населения». – 2014. – С. 24-33.

71. Васюков, В. Н. Предварительная обработка изображений для контрастного обнаружения объектов неопределенной формы на сложном фоне / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева // Сборник научных трудов всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации». – Новосибирск : НГТУ. – 2012. – Т. 3, С. 50-52.

72. Васюков, В. Н. Предварительная обработка изображений для контрастного обнаружения объекта неопределенной формы на сложном фоне / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева // Сборник научных трудов Новосибирского государственного технического университета. – 2013. – № 71(1). – С. 65-71.

73. Зайцева, А. Ю. Алгоритмы предварительной обработки изображений в системе видеомониторинга // Сборник тезисов докладов Новосибирской межвузовской научной студенческой конференции «Интеллектуальный потенциал Сибири». – 2013. – С. 13.

74. Reeves, W. T. Particle systems – a technique for modeling a class of fuzzy objects // Proceedings of the SIGGRAPH'83. – 1983. – P. 359-75.

75. Harris, M. J. Real-time cloud rendering / M. J. Harris, A. Lastra // Proceedings of the Eurographics'01. – 2001. – P. 76-84.
76. Petrou, M. Image processing: dealing with texture / M. Petrou, P. G. Sevilla. – 2006. – 618 p.
77. Patil, S. S. Voxel-based solid models: representation, display and geometric analysis. – Mumbai. – 2005. – 80 p.
78. Blinn, J. A Generalization of Algebraic Surface Drawing // ACM Transactions on Graphics. – 1982. – Vol. 1. – № 3. – P. 235-256.
79. Nikodym, T. Ray Tracing Algorithm for Interactive Applications. – Czech Technical University, FEE. – 2010.
80. Wann, J. H. Realistic Image Synthesis Using Photon Mapping. – 2001.
81. Fedkiv, R. Visual simulation of smoke / R. Fedkiw, J. Stam, H.W. Jensen // Proceedings of the SIGGRAPH'01. – 2001. – P. 15-22.
82. Foster, N. Modeling the motion of a hot, turbulent gas / N. Foster, D. Metaxas // Proceedings of SIGGRAPH'07. – 1997. – P. 181-188.
83. Miyazaki, R. A method for modeling clouds based on atmospheric fluid dynamics / R. Miyazaki, S. Yoshida, Y. Dobashi, T. Nishita // Proceedings of the 9th Pacific conference. – 2001. – P. 363-372.
84. Vasyukov, V. N. Simulating 2D images of smoke clouds for the purpose of fire detecting algorithms adjustment / V. N. Vasyukov, A. N. Podovinnikov // Proceedings of International Forum on Strategic Technology IFOST. – 2008. – P. 369-370.
85. Зайцева, А. Ю. Моделирование изображений дымовых облаков, распространяющихся на фоне изображений лесных массивов // Наука. Технологии. Инновации : материалы всероссийской научной конференции молодых ученых. Новосибирск : НГТУ. – 2014. – Т. 11. – С. 31-33.
86. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений. – Москва : Мир. – 1982. 480 с.
87. Харалик, Р.М. Статистический и структурный подход к описанию текстур // ТИИЭР. – 1979. – Т. 67, № 5. – С. 98.

88. Canny, J. Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. PAMI-8, № 6, P. 679-698.
89. Rahman, M. N. A. Image Segmentation Using OpenMP and Its Application in Plant Species Classification / M. N. A. Rahman, A. F. Ab. Nasir, N. Mat, A. R. Mamat // International Journal of Software Engineering and its Applications. – 2015. – No. 9. – P. 135-144.
90. Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man and Cyber. – 1979. – Vol. 9. – P. 62-66.
91. Зайцева, А. Ю. Морфологический алгоритм сегментации текстур для систем противопожарного мониторинга // Материалы всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации». – Новосибирск : НГТУ. – 2013. – Т. 2. – С. 212-216.
92. Geman, S. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images / S. Geman, D. Geman // IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligent. – 1984. – P. 721-741.
93. Derin, H. Modelling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs Random Fields / H. Derin, H. Elliott // IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. –1987. – P. 39-55.
94. Elliott, H. Application of the Gibbs distribution to image segmentation / H. Elliott, H. Derin, R. Cristi, D. Geman // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing. – 1984. – Vol. 9. – P. 678-681.
95. Ising, E. Beitrag zur Theorie des Ferromagnetismus // Zeitschrift fur Physik. – 1925. – Vol. 31. – № 1. – P. 253-258.
96. Васюков, В. Н. Оценивание параметров конечнозначных гиббсовских полей с использованием метода достаточных статистик. // Автометрия. – 2001. – № 4. – С.110-118.
97. Vasyukov, V. N. Textured images segmentation based on hierarchical finite-valued Gibbs model / V. N Vasyukov, A. Yu. Zaitseva // Proceedings of Actual problems of electronic instrument engineering (APEIE–2016). – Novosibirsk : NSTU. – 2016. – Vol. 1. – P. 439-442.

98. Васюков, В. Н. Сегментация текстурных изображений на основе иерархической конечнозначной гиббсовской модели / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева // Труды 13-й международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения». – Новосибирск : НГТУ. – 2016. – Т. 6. – С. 43-48.

99. Зайцева, А. Ю. Сегментация текстурных изображений, основанная на конечнозначной гиббсовской модели // Современные проблемы радиоэлектроники : сборник научных трудов всероссийской научно-технической конференции молодых ученых и студентов, посвященной 121-й годовщине Дня радио. – Красноярск : СФУ. – 2016. – С. 69-73.

100. Зайцева, А. Ю. Применение конечнозначных гиббсовских моделей для сегментации текстурных изображений // Современные проблемы радиоэлектроники : сборник научных трудов всероссийской научно-технической конференции молодых ученых и студентов, посвященной 122-й годовщине Дня радио. – Красноярск : СФУ. – 2017. – С. 153-157.

101. Васюков, В. Н. Иерархическая конечнозначная гиббсовская модель для сегментации текстурных изображений / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2016. – № 3(32). – С. 43-53.

102. Vasyukov, V. N. Segmentation of textured images described by hierarchical Gibbs model / V. N Vasyukov, A. Yu. Zaitseva // 11th International forum on strategic technology (IFOST 2016): proceedings. – Novosibirsk : NSTU, 2016. – Vol. 1, P. 452-455.

103. Зайцева, А. Ю. Построение иерархической гиббсовской конечнозначной модели для решения задачи сегментации текстурных изображений // Наука. Технологии. Инновации : сб. науч. тр. : в 9 ч. – Новосибирск : НГТУ. – 2016. – Т. 6. – С. 32-34.

104. Zaitseva A. Yu. Segmentation of textured images described by finite-valued Gibbs model / A. Yu. Zaitseva, P. A. Polevoda // Proceedings of the IVth

International Academic and Research conference of Graduate and Postgraduate Students «Progress through innovations. – Novosibirsk : NSTU. – 2017. – P. 211-212.

105. Зайцева, А. Ю. Сегментация текстурных изображений, описываемых конечнозначной гиббсовской моделью / А. Ю. Зайцева, П. А. Полевода // Материалы 55-й международной научной студенческой конференции МНСК–2017 : Информационные технологии. – Новосибирск : ИПЦ НГУ. – 2017. – С. 157.

106. Davies, E. R. Computer and Machine Vision. Fourth edition. – Academic Press. – 2012. –912 p.

107. Acharjya, P. P. Study and Comparison of Different Edge Detectors for Image Segmentation / P. P. Acharjya, R. Das, D. Ghoshal // Global Journal of Computer Science and Technology. Graphic and Vision. – 2012. – Vol. 12. – № 13. – P. 28-32.

108. Смоленцев, Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. – Москва : ДМК Пресс. – 2005. – 304 с.

109. Winkler, G. Image Analysis, Random Fields and Dynamic Monte Carlo Methods. – Berlin : Springer-Verlag. – 1995. – 324 p.

110. Милнос, Р. А. Гиббсовские случайные поля на решетке. Определения, существование, единственность и фазовые переходы (обзор трудов семинара по статистической физике, Механико-Математический факультет Московского Университета, 1962-1994 годы / А. Милнос, Е. А. Печерский, С. А. Пирогов // Информационные процессы. – 2013. – Т. 13. – № 3. – С. 141-170.

111. Добрушин, Р. Л. Существование фазового перехода в двумерной и трехмерной моделях Изинга. Теория вероятности и ее применения. – 1965. – Т. 10. – № 2. – С. 209-230.

112. Васюков, В. Н. О характере сходимости процедур моделирования изображений, описываемых бинарными гиббсовскими моделями / В. Н. Васюков, А. Ю. Зайцева, И. А. Денисенко // Доклады Академии наук высшей школы Российской Федерации. – 2017. – № 3. – С. 29-38.

113. Zaitseva, A. Yu. Investigation of Gibbs fields modeling procedures convergence / A. Yu. Zaitseva, I. A. Denisenko // The 18th international conference of

young specialists on micro/nanotechnologies and electron devices EDM–2017. – Novosibirsk : NSTU. – 2017. – P. 83-86.

114. Денисенко, И. А. Исследование влияния анизотропии гиббсовского случайного поля на его критический характер / И. А. Денисенко, А. Ю. Зайцева // Современные проблемы радиоэлектроники : сб. науч. тр. всероссийской науч.-техн. конф. молодых ученых и студентов, посвященная 122-й годовщине Дня Радио. – Красноярск : СФУ. – 2017. – С. 149-152.

115. Зайцева, А. Ю. Оценка сходимости процедуры стохастической релаксации при моделировании гиббсовских полей / А. Ю. Зайцева, И. А. Денисенко // Наука. Технологии. Инновации : материалы всероссийской науч.-техн. конф. молодых ученых. – Новосибирск : НГТУ. – 2016. – Т. 6. – С. 30-32.

116. Зайцева, А. Ю. Оценивание сходимости процедуры стохастической релаксации при моделировании гиббсовских полей / А. Ю. Зайцева, И. А. Денисенко // Материалы 55-й международной научной студенческой конференции МНСК–2017 : Информационные технологии. – Новосибирск : ИПЦ НТУ. – 2017. – С. 156.

117. Zaitseva, A. Yu. Estimation of Gibbs Fields Modeling Stochastic Relaxation Procedures Convergence / A. Yu. Zaitseva, I. A. Denisenko // Proceedings of the IVth international academic research conference of graduate and postgraduate students. – Novosibirsk : NSTU. – 2017. – P. 225-226.

118. Зайцева, А. Ю. Исследование критических свойств процедуры моделирования бинарных гиббсовских полей / А. Ю. Зайцева, И. А. Денисенко // XIX Всероссийская научно-техническая конференция молодых ученых и студентов с международным участием «Современные проблемы радиоэлектроники», посвященная 123-й годовщине Дня радио. – Красноярск : СФУ. – 2018. – С. 138-42.

119. Vasyukov, V. N. Determination of critical parameters of binary Gibbs random field based on image modeling / V. N. Vasyukov, A. Yu. Zaitseva, I. A. Denisenko // The 19th international conference of young specialists on

micro/nanotechnologies and electron devices EDM–2018 : proceedings. – 2018. – P. 114-117.

120. Vasyukov, V. N. Algorithms of binary texture images modeling / V. N. Vasyukov, A. Yu. Zaitseva // Actual problems of electronic instrument engineering (APEIE–2018). – Novosibirsk : NSTU. – 2018. – Vol. 1. – P. 128-131.

121. Gimel'farb, G. Image Textures and Gibbs Random Fields. – Dordrecht : Kluwer Academic Publisher – 1999. – 250 p.

122. Зайцева, А. Ю. Алгоритм сегментации изображений для системы противопожарного мониторинга / А. Ю. Зайцева, В. Н. Васюков // Сборник научных трудов всероссийской научно-технической конференции, посвященной 119-й годовщине Дня Радио. – Красноярск : СФУ. – 2014. – С. 165-170.

123. Зайцева, А.Ю. Алгоритмы предварительной обработки изображений для системы противопожарного видеомониторинга // Дни науки НГТУ–2014 : материалы науч. студен. конф. (итоги науч. работы студентов за 2013–2014 гг.). – Новосибирск : НГТУ. – 2014. – С. 35.

124. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ. – М. : Физматгиз. – 1963. – 500 с.

125. Bovik, A. Handbook of Image and Video Processing. – Academic Press. – 2000. – 890 p.

126. Zaitseva, A. Yu. Development of region-based algorithm of texture segmentation / A. Yu. Zaitseva, V. N. Vasyukov // 13th International forum on strategic technology IFOST–2018 : proceedings. – Harbin. – 2018. – P. 400-403.

**ПРИЛОЖЕНИЕ А АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ
ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ**

**Мэрия города Новосибирска
Муниципальное казенное учреждение
города Новосибирска «Горзеленхоз»**

УТВЕРЖДАЮ

Директор

А.Ф. Сумин



А К Т

о внедрении результатов кандидатской диссертации

А.Ю. Зайцевой

«Обнаружение дымовых облаков на изображениях лесных массивов в системах противопожарного видеомониторинга»

Настоящим актом подтверждается использование разработанных А.Ю. Зайцевой алгоритмов обнаружения дымовых облаков и предварительной обработки изображений при модернизации программного обеспечения системы противопожарного видеомониторинга лесных массивов г. Новосибирска. Реализация алгоритмов направлена на повышение надежности обнаружения возгораний на ранней стадии возникновения.

Начальник отдела лесного хозяйства

А.В. Дроздов

20 марта 2019 г.

