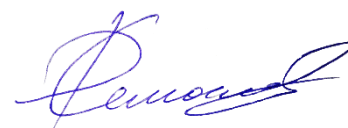


Министерство образования и науки Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Сибирский государственный университет геосистем и технологий»
(СГУГиТ)

На правах рукописи



Симонов Дмитрий Павлович

Дешифрирование природных территориальных комплексов по многозональным
космическим снимкам высокого разрешения
(на примере растительности)

25.00.34 – Аэрокосмические исследования Земли, фотограмметрия

Диссертация на соискание ученой степени кандидата
технических наук

Научный руководитель –
доктор технических наук,
профессор
Гук Александр Петрович

Новосибирск – 2015

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 МОНИТОРИНГ ПРИРОДНЫХ ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ	9
1.1 Основные задачи мониторинга леса для целей инвентаризации	9
1.2 Мониторинг территорий по многоспектральным космическим снимкам	13
1.3 Физические основы дистанционного зондирования	17
1.4 Методы коррекции данных дистанционного зондирования	25
1.5 Анализ современных алгоритмов и методик дешифрирования многозональных космических снимков	30
2 РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ ЯРКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ.....	40
2.1 Теоретическое обоснование применения статистических эталонов для дешифрирования объектов на многоспектральных снимках.....	40
2.2 Статистический подход при дешифрировании многоспектральных космических снимков.....	49
2.3 Методика дешифрирования снимков с использованием статистических эталонов.....	58
2.4 Сегментация для получения статистических эталонов	60
2.5 Технологическая схема распознавания образов на основе статистических эталонов	68
3 РАЗРАБОТКА И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКОВ ПРИРОДНЫХ КОМПЛЕКСОВ	70
3.1 Постановка задачи и исходные материалы	70
3.2 Исследование особенностей формирования цифровых многозональных изображений растительности	71
3.3 Сравнительный анализ информативности спектральных каналов для выделения типов растительности	75

3.4 Исследование методики получения статистических эталонов	86
3.5 Исследование методики дешифрирования снимков по статистическим эталонам	94
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	105
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	107
ПРИЛОЖЕНИЕ А (обязательное) КОСМИЧЕСКИЕ СЪЕМОЧНЫЕ СИСТЕМЫ.....	119
ПРИЛОЖЕНИЕ Б (обязательное) ТЕХНОЛОГИЧЕСКАЯ СХЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ	122
ПРИЛОЖЕНИЕ В (обязательное) СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 001)	123
ПРИЛОЖЕНИЕ Г (обязательное) СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 453)	125
ПРИЛОЖЕНИЕ Д (обязательное) СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 487)	127
ПРИЛОЖЕНИЕ Е (обязательное) СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 026)	129
ПРИЛОЖЕНИЕ Ж (обязательное) ПРИМЕРЫ ВИДА НОРМИРОВАННЫХ ФУНКЦИЙ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТЕЙ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТЕЙ ЭТАЛОННЫХ УЧАСТКОВ	131
ПРИЛОЖЕНИЕ И (обязательное) ПРИМЕРЫ ВИДА НОРМИРОВАННЫХ ФУНКЦИЙ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТЕЙ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТЕЙ УЧАСТКОВ-ОБРАЗЦОВ	132

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Развитие методов дешифрирования космических снимков и средств космического мониторинга открывает широкие возможности для определения различных параметров природных комплексов и, в частности, лесных массивов, а также повышает оперативность получения информации, снижая при этом затраты, что существенно при больших объемах исследований, характерных для Российской Федерации [2].

Системы получения информации на основе данных дистанционного зондирования и количественном подходе активно развиваются с начала 80-х гг. XX в. Развитию данного направления исследований посвящены работы Арманда Н. А., Асмуса В. В., Гука А. П., Журкина И. Г., Копылова В. Н., Лупяна Е. А, Пяткина В. П., Сойфера В. А., Чочии П. А., Ярославского Л. П. В настоящее время разработаны различные методы цифровой обработки многозональных космических снимков и соответствующие специализированные программные продукты, такие, как ENVI, ER-MAPPER, ERDAS Imaging, Geomatica и другие.

Автоматизированные методы успешно применяются в различных сферах исследования поверхности Земли для решения широкого круга задач: при мониторинге водных объектов, городских территорий, для сельского хозяйства, при проведении лесотаксационных работ и инвентаризации леса [6]. В условиях России, где работы выполняются на обширных территориях, эффективное применение космических снимков возможно только при использовании автоматических методов дешифрирования снимков. При этом следует учитывать, что природно-территориальные комплексы имеют существенные различия, поэтому исследование и разработку методик автоматизированного дешифрирования следует выполнять применительно к территории определенного типа.

Несмотря на большое количество разработанных и используемых алгоритмов и методик, в области автоматизации дешифрирования существует ряд нерешенных

проблем, связанных с отсутствием необходимого и достаточного набора дешифровочных признаков для оценки объектов и их состояния по снимкам при распознавании большинства естественных объектов [1, 3, 9, 17, 18, 37].

Основным дешифровочным признаком чаще всего является спектральная яркость объекта, зафиксированная в виде значений яркости элементов цифрового изображения. Поскольку природные образования даже одного типа обладают различными отражательными характеристиками в силу многих причин, то очевидно, что само значение яркости объекта не может служить достаточным дешифровочным признаком.

С другой стороны, в силу характеристик съемочных систем, измерительный сигнал даже от одного пикселя уже является интегральной характеристикой свойств исследуемой территории [11, 59]. Вероятностный характер такого распределения отражается в наборе значений яркостей, которые соответствуют одному объекту, т. е. являются не конкретным числом, а некоторым распределением совокупности измерений – функцией, вид которой может быть однозначным признаком, поскольку представление информации в цифровом изображении уже переводит регистрируемый сигнал в разряд измерений [58].

Таким образом, для того, чтобы на основе измерения яркости изображения получить спектральные яркости объекта с целью определить его тип, требуется установить функциональную зависимость с учетом всех факторов, влияющих на результаты измерений. Реально получить такую зависимость практически невозможно, так как яркости элементов многоспектрального изображения не могут однозначно определить тип объекта. Даже если задать определенный интервал изменения яркости, то однозначного решения не получится, поскольку значения спектральных яркостей элементов изображения для различных природных и антропогенных образований перекрываются.

Поэтому одним из вариантов решения проблемы является получение и использование статистических характеристик, описывающих распределение яркостей совокупности элементов, т. е. получение функции распределения плотности вероятностей яркостей элементов, образующих изображение объекта [69, 73].

Степень разработанности темы. Все методы дешифрирования в той или иной степени основаны на измерении абсолютной или относительной яркости отраженного от объекта потока лучистой энергии, однако само значение яркости в силу существенной изменчивости отражательной способности природных образований, как следует из вышеизложенного, не является достаточным дешифровочным признаком [74].

В связи с этим является актуальной задача разработки алгоритма дешифрирования, позволяющего оценить вид природного образования, а также его однородность на основе статистических характеристик яркости, отображающих вариативность его отражательной способности, что позволит увеличить достоверность результатов дешифрирования и эффективность природопользования.

Цели и задачи научного исследования. Целью данной диссертационной работы являлось совершенствование методов автоматизированного дешифрирования на основе изучения статистических характеристик спектральных яркостей изображений объектов на многоспектральных снимках, создание статистических эталонов распределения яркостей объектов на изображениях, разработка новой методики распознавания объектов, основанной на использовании полученных статистических эталонов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- выполнить исследование статистических свойств яркостей изображений различных природных объектов на многоспектральных снимках;
- показать, что функция плотности распределения может служить устойчивым численным дешифровочным признаком изображения объекта;
- разработать методику получения функции распределения плотности вероятностей яркостей изображения заданных объектов на многоспектральных снимках;
- разработать методику дешифрирования на основе использования статистических эталонов и соответствующую технологическую схему;
- выполнить исследование предложенной методики и оценить ее эффективность.

Научная новизна диссертации заключается в том, что разработан новый метод дешифрирования природных территориальных комплексов с использованием статистических эталонов, отличающийся от стандартных тем, что для описания характеристики объекта используются не отдельные численные значения яркостей элементов снимка, а функция распределения плотности вероятностей совокупности яркостей, составляющих изображение объекта, что позволяет повысить достоверность распознавания природных образований на снимках, в частности, при дешифрировании лесных массивов.

Теоретическая и практическая значимость работы:

- показано, что функция распределения плотности вероятностей позволяет характеризовать внутренние свойства объектов, и, соответственно, эту характеристику можно использовать при распознавании объектов;
- разработана новая методика дешифрирования объектов на снимках на основе статистического подхода к распознаванию образов.

На основании выполненных исследований:

- получены статистические характеристики изображений для ряда природных объектов, в том числе для различных типов лесной растительности;
- разработана методика получения статистических эталонов, позволяющая создавать такие эталоны для объектов различных классов;
- разработана новая методика, позволяющая автоматизировать процесс дешифрирования природных объектов и повысить достоверность распознавания.

Методология и методы исследования. В работе использовались методы цифровой обработки изображений, методы цифровой фотограмметрии, методы статистической теории распознавания образов и статистического анализа, физического и численного моделирования.

Положения, выносимые на защиту:

- функция плотности распределения яркостей изображений является устойчивым дешифровочным признаком для ряда природных объектов;
- методика оценки функции плотности распределения вероятностей яркостей изображений для получения статистических эталонов;

– метод дешифрирования на основе использования статистических эталонов, обеспечивающий повышение достоверности распознавания природных объектов на снимках;

– технологическая схема выполнения дешифрирования природных территориальных комплексов (на примере растительности) по предложенной методике.

Степень достоверности и апробация результатов.

Достоверность разработанной методики подтверждается результатами экспериментальных работ, выполненных по многоспектральным космическим снимкам тестовых участков на полигоне.

Основные положения и результаты исследований, практические рекомендации и выводы докладывались и обсуждались на Международных научных конгрессах: «ГЕО-Сибирь» (2009 г., 2011 г., Новосибирск), «Интерэкспо ГЕО-Сибирь» (2012–2014 гг., Новосибирск).

Основные результаты работы внедрены в производственный процесс филиала ФГБУ «Рослесинфорг» «Востсиблеспроект» (Красноярск) при формировании результатов мониторинга природных территорий, а также в учебный процесс ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет геосистем и технологий» (Новосибирск) по дисциплинам «Методы и технологии распознавания объектов по их изображению» и «Фотограмметрия и дистанционные методы зондирования Земли».

1 МОНИТОРИНГ ПРИРОДНЫХ ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

1.1 Основные задачи мониторинга леса для целей инвентаризации

Под региональным мониторингом понимают систему слежения за явлениями или процессами в пределах некоторого региона, где эти явления и процессы обладают особенностями обусловленными природными или антропогенными воздействиями [19, 28].

Для решения задачи мониторинга за состоянием различных объектов важных для хозяйственной деятельности необходимо получение достоверной и разносторонней информации, обеспечивающей разработку соответствующих мероприятий по управлению природными ресурсами территориальных комплексов [30, 31].

В систему мониторинга должны входить следующие основные процедуры [24, 53, 55]:

- выделение и обследование заданного объекта;
- составление информационной модели объекта наблюдения;
- планирование измерений;
- оценка состояния исследуемого объекта, и идентификация модели его описания;
- прогноз динамики состояния исследуемого объекта;
- передача информации потребителю в удобной для применения форме.

Исследование различных природных комплексов и их динамики – это одно из важнейших направлений в изучении состояния и характера развития окружающей среды, поскольку эта информация необходима не только для эффективного природопользования, но и существования самих природных комплексов, а, следовательно, и всей биосферы [39, 40, 63].

Лесная растительность является одним из наиболее значимых природных ресурсов, поэтому учёт и контроль текущего состояния лесных массивов, а также определение его таксационных характеристик становится важной и актуальной задачей [41, 42].

Основные задачи лесоустройства в Лесном кодексе Российской Федерации определены следующим образом [38]:

- определение территориальных границ участков различного назначения, национальных парков, государственных природных заповедников и других учреждений, относящихся к государственному управлению лесами;
- проведение картографических и топографо–геодезических работ;
- определение качественных и количественных характеристик лесного фонда;
- выявление участков природной территории, где необходимо провести различные лесохозяйственные мероприятия;
- определение категорий и типов лесов;
- размеров рубок промежуточного пользования;
- оценка объемов мероприятий по восстановлению лесов и лесоразведению, охране и защите лесов;
- определение размеров второстепенных лесных ресурсов и лесопользований (охотничьих хозяйств, культурно–оздоровительных, туристических и спортивных целей);
- надзор за выполнением различных лесоустроительных проектов;
- другие виды работ.

Для комплексной оценки лесных запасов составляются планы соответствующих действий, где отображаются правила пользования природными лесными ресурсами и перспективы управления лесным хозяйством. Эти проекты и другие документы являются обязательными нормативными документами.

В настоящее время назрела необходимость в изменении информационного обеспечения лесоустройства, а также лесоустроительного проектирования. Поэтому требуется найти решение, позволяющее государству увеличить объемы проведения лесоустроительных работ в максимально короткие сроки, а организациям, занимающимся данным видом деятельности, получать максимально возможный доход от использования лесных ресурсов, сохраняя при этом принципы постоянного и эффективного лесопользования [43]. Реализация такого подхода требует

применение новых технических средств для получения исходных данных, а также методик для их обработки.

Развитие методов дешифрирования полученных цифровых изображений и средств дистанционного мониторинга создают возможности для определения многих параметров. К таким средствам следует отнести:

- космические снимки высокого и среднего разрешения, спектрональные снимки, цифровую и лазерную аэросъемку;
- методы цифровой фотограмметрии и цифровой обработки изображения;
- системы глобального позиционирования;
- последние достижения геоинформационных технологий.

Информационное обеспечение лесоустройства связано с задачами по его усовершенствованию и заключается в использовании новых возможностей, которые обуславливаются применением современных аэрокосмических съемок и геоинформационных технологий. Правильная организация лесного хозяйства и других видов деятельности немыслима без этих данных. Необходимо знать состав растительных сообществ, их запасы, качественное состояние и возраст, прирост и территориальное распределение. Проектирование и повседневное проведение различных хозяйственных мероприятий (выращивание леса, рубки, уход, противопожарные мероприятия и др.) требуют данных по каждому участку: об общем состоянии, почвенных условиях, породном составе, возрасте, запасе, защитных свойствах.

Новая концепция информационного обеспечения лесоустройства, основанная на широком использовании информационных технологий, позволяющих получить необходимые данные о состоянии лесных ресурсов, была предложена Кресновым В. Г. [31, 32].

Главнейшей задачей лесоустройства и в прошлом, и на сегодняшнем этапе, является предоставление достоверной информации о структуре лесного фонда и его динамики. При этом на основе выявленной информации о лесосырьевых ресурсах, изучении их роста и товарной структуры должен производиться расчет главного и промежуточного пользования, определяться объемы лесовосстановления, производится обоснование стоимости древесины, отпускаемой на корню и ее слагаемые

величины, применительно к целевым хозяйствам, исходя из его сортиментной структуры, наличия дефектов и ценности [32].

На основе данных о запасах лесного и лесосечного фондов, выходе сортиментов, качестве древостоев и их территориальном распределении устанавливаются размеры, сроки и порядок рубки леса.

Состояние лесных массивов оценивается с помощью системы специальных признаков растений, которые называются таксационными. Эти показатели определяют товарные, физические и биологические свойства насаждений на указанной территории. Выявление товарной структуры лесосечного фонда, учет и измерения готовой продукции являются задачами лесной таксации [4, 15].

Таксация (от лат. *taxatio* – оценка) это всесторонняя экономическая оценка леса и составление соответствующей технической характеристики (таксационного описания и плана) насаждений, определение их возраста и запаса древесины. Эта информация является основой для таксационной характеристики леса [22]. Требования для проведения работ описываются в лесоустроительной инструкции, где перечисляются необходимые показатели (форма крон, происхождения насаждений, состав и так далее) [25].

Таксацию леса в современных условиях осуществляют наземными средствами, а также методами дистанционного зондирования. Выполнение этих действий включает использование специальных инструментов, прямой пересчёт деревьев, а также визуальную оценку. Основой получения таксационных характеристик являются результаты массовых наблюдений и расчет средних величин по определённым правилам. Для более углубленных и точных сведений о лесных ресурсах используют математические методы: математическая статистика, корреляционные и иные методы математического анализа, обеспечивающие выявление необходимых связей и закономерностей, характерных для изучаемых явлений [44, 51].

Дешифровочный метод таксации заключается в определении таксационных показателей древостоев посредством таксационного дешифрирования аэрокосмических снимков. Большинство таксационных показателей имеют тесную связь с

определёнными дешифровочными признаками. По аэрофотоснимкам можно получить такие характеристики леса, как диаметр крон, сомкнутость полога, тип леса и другие показатели, по которым можно рассчитать основные таксационные характеристики древостоев. Однако, как правило, основная роль при дешифрировании отводится оператору, а автоматизация этого процесса или слишком усложнена, или недостаточно достоверна [29, 57].

1.2 Мониторинг территорий по многоспектральным космическим снимкам

Использование методов обработки космических цифровых снимков и совершенствование систем дистанционного мониторинга создают условия для улучшения способов таксации и получения достоверной мобильной информации о таксационных параметрах, а также приводит к снижению затрат на проведение подобных работ, что очень важно для масштабов России тем более, что стоимость космического мониторинга ниже стоимости аэрофотосъемки и позволяет получать информацию дистанционно.

Дистанционные методы – это получение любыми неконтактными методами информации о поверхности Земли, объектах на ней или в её недрах на основании анализа отражённого света в различных участках электромагнитного спектра. Традиционно к дистанционным методам относят получение информации с использованием аппаратуры, установленной на борту аэро- или космических аппаратов [46, 53, 80].

В настоящее время для выполнения аэрокосмических съемок используются различные виды технических средств:

- многоспектральные и гиперспектральные съемочные системы;
- тепловые съемочные системы;
- радиолокационные съемочные системы, в том числе радары с синтезированной апертурой;
- интерферометрические радиолокационные системы;
- системы лазерного зондирования.

Для исследования состояния объектов могут быть использованы изображения различных типов, отличающиеся масштабом, разрешением, обзорностью, спектральным интервалом.

Многоспектральный метод дистанционного зондирования в последние несколько десятилетий активно развивается (идентификация природных образований и явлений по многоспектральным изображениям), который лежит в основе решения ряда прикладных задач [21, 34, 90, 93, 95, 103, 107].

При проведении многозональной съемки весь спектральный диапазон разделяется на спектральные зоны, в каждой из которых регистрируют изображение. Таким образом получается несколько снимков одновременно в разных спектральных диапазонах. Такая форма регистрации изображения значительно повышает его информативность и увеличивает возможность идентификации.

Сформированное с помощью многоспектральных сканеров изображение в нескольких узких спектральных интервалах позволяет определить спектральные характеристики участков поверхности Земли и получить информацию для решения различных прикладных задач. Поэтому в настоящее время для проведения регионального мониторинга всё активнее используются различные типы многозональных космических систем. В таблице А. 1 приложения А представлены основные характеристики космических съемочных систем высокого и сверхвысокого разрешения [8, 16, 45, 47, 68, 85, 88, 91, 97, 98, 99].

Космическая съемка по сравнению с традиционной аэрофотосъемкой лесов обладает рядом преимуществ:

- оперативное получение информации (в течение даже часов). Такая оперативность необходима, в частности, при контроле над очагами возгорания или развития лесных вредителей для своевременного проведения истребительных мероприятий;

- возможность получить снимки на разные даты в течение длительных промежутков времени, что обеспечивается методикой сбора и хранения информации космическими системами. Особую ценность при дешифрировании представляют зимние, летние и осенние цветные снимки одной и той же лесной территории;

– получение снимков разного масштаба и разного пространственного разрешения непосредственно в цифровом формате, имеющих известные географические координаты и приведенных к стандартной картографической проекции. Снимки с такими свойствами дают возможность быстро адаптировать информацию к различным базам данных;

– доступность бесплатного получения обзорных снимков низкого разрешения и относительно низкий уровень цен на снимки высокого разрешения вплоть до масштаба 1:25000.

Широкое использование космических снимков для получения информации о природных комплексах обусловлено обзорностью и повторяемостью съемки одной и той же территории с заданной или периодической регулярностью при высоком их спектральном и пространственном разрешении. При отсутствии космических снимков требуемого технологического качества вместо них могут быть применены материалы аэросъемки в мелком или среднем масштабе. С помощью выборочной крупномасштабной аэросъемки получают дополнительные детальные данные о состоянии лесосек и вырубок, других категорий земель лесного фонда, получение которых материалы космических съемок не обеспечивают [48, 79].

Преобладающие породы растений или их группы и группы состава насаждений дешифрируют в основном по цвету, микроструктуре и приуроченности к определенным типам лесорастительных условий. Полноту и группы возраста определяют по снимкам высокого разрешения на основе микроструктуры полога насаждений и их статистических характеристик; остальные таксационные показатели – расчетным путем на основе их взаимосвязей. Использование узких спектральных интервалов позволяет дешифровать отдельные деревья [26, 56, 89, 102].

Для определения составляющих пород или преобладающей породы используются съёмочные системы, позволяющие получать разрешение на местности не хуже 10 м. При таком разрешении можно также определить класс бонитета, а также класс возраста преобладающей породы. Для принятия решения об отнесении к какому-либо типу используются в основном не количественные характеристики, а

морфологические признаки: текстура, структура, просматриваемость, вид кроны и другие.

Часть таксационных показателей являются комплексной оценкой нескольких параметров (средняя высота в данном классе возраста, класс бонитета в преобладающей породе, средние характеристики запаса товарной массы на заданной территории и другое). Оценочная форма дешифрирования может приводить к существенным отличиям реальных характеристик от усреднённых. Для получения более достоверных точечных оценок растительности используются космические снимки с высоким разрешением (1 – 2 м). В этом случае можно получить значения высоты насаждений, а также диаметр и сомкнутость полога. Таким образом, как показывает опыт, для более широкого применения материалов космических съёмок в лесном хозяйстве и повышения эффективности их использования, необходимо наряду со снимками среднего разрешения от 10 до 50 м, иметь снимки с пространственным разрешением 1 – 2 м и выше. Для получения информации о высоте лесной растительности и рельефе местности, где он располагается, необходимо использовать многозональные снимки, а также иметь возможность получения стереоскопических изображений [10, 62, 64].

Кроме рассмотренных положений, анализ растительности с помощью данных дистанционного зондирования (ДДЗ) требует знаний о структуре растения, об основных процессах и об их влиянии на спектр отражения позволяет связать структуру или состояние растительности с ее спектральными особенностями [74, 94].

Задачи мониторинга природных комплексов, с учётом средств получения информации, методов обработки данных для дешифрирования снимков и выявления состояния и изменений растительных покровов показал следующее:

- эффективность оценки состояния природных территорий требует использования космических снимков как среднего, так и высокого и сверхвысокого разрешения;
- в настоящее время космические съёмочные системы обеспечивают периодичность, позволяющую выполнять основные работы по мониторингу лесных территорий;

– современные цифровые методы дешифрирования или выявления изменений растительного покрова в ряде случаев недостаточно эффективны.

1.3 Физические основы дистанционного зондирования

Основными признаками различных объектов, которые могут изучаться дистанционно, являются их спектральные отражательные свойства, которые достаточно полно можно выразить через спектральные коэффициенты яркости и спектральные коэффициенты отражения [15, 27, 61].

При дистанционном зондировании Земли из космоса используются следующие диапазоны электромагнитных волн:

- видимый, от 0,38 до 0,76 мкм;
- ближний инфракрасный (БИК), от 0,76 до 1 мкм;
- средний инфракрасный (ИК), от 1 до 3,5 мкм;
- тепловой (дальний) ИК, от 3,5 до 10 мкм;
- микроволновый, от 0,3 до 100 см.

Наиболее важным естественным источником электромагнитного излучения для дистанционного зондирования Земли является Солнце, температура поверхности которого составляет около 6000 К. Солнце испускает излучение в широком диапазоне длин волн, включающем ультрафиолетовый, видимый и инфракрасный диапазоны.

При взаимодействии электромагнитной энергии с атмосферой Земли и её поверхностью, происходит деформация исходного спектрального состава. Определенное количество энергии отражается, а остальная ее часть проникает в облучаемые объекты в виде рефракционного волнового фронта, который может быть либо поглощен и задержан объектами, либо пропущен сквозь эти объекты в зависимости от природы составляющих их материалов и длины волны электромагнитного излучения [27].

Атмосфера Земли при дистанционном исследовании поверхности является возмущающим фактором, который искажает данные цифровых изображений, а в

некоторых спектральных диапазонах, например, с длиной волны около 100 мкм, вообще препятствует дистанционному зондированию.

Спектральная характеристика коэффициента пропускания атмосферы приведена на рисунке 1.1.

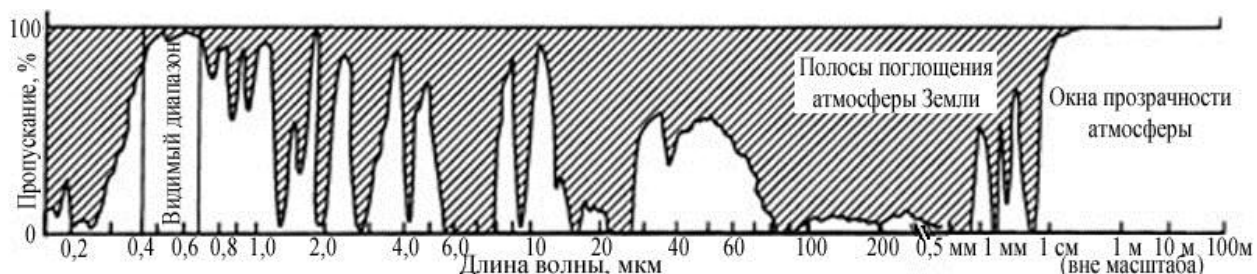


Рисунок 1.1 – Пропускание атмосферы

В дальней ИК-зоне спектра коэффициент пропускания достаточно высок только для спектрального интервала 8 – 12 мкм. В ближнем и среднем ИК диапазоне (менее 4 мкм) для дистанционного зондирования используются четыре узких диапазона, а видимый диапазон весь хорошо пропускается атмосферой за исключением коротковолновой его части (фиолетовой и голубой), где существенно влияние молекулярного рассеяния солнечного света.

Спектральные характеристики различных образований являются одним из основных факторов, обеспечивающих дистанционные исследования горных пород, почвы, растительности и водных объектов.

Спектральный состав отраженного сигнала, а также его величина и направление зависят от свойств предметов [33, 76].

Яркость и цвет исследуемых объектов зависят от характера спектральной отражательной способности их поверхностей. Характер отражения зависит от структуры поверхностей и может быть зеркальным, то есть направленным, диффузным или рассеянным во все стороны. Чаще всего, особенно у природных образований, наблюдается смешанное отражение, так как на изображение растительности оказывает влияние отражение от наружных поверхностей отдельных листовых пластинок, стеблей, и лучи, рассеянные внутренними поверхностями листовых пластинок.

Отражательная способность поверхности может быть оценена путем измерения ее коэффициентов яркости. Коэффициент яркости поверхности в данном направлении и при данных условиях освещения есть отношение яркости этой поверхности к яркости идеального рассеивателя, находящегося в тех же условиях [75]. Таким образом, коэффициент яркости поверхности равен

$$r = \frac{f_2}{f_1}, \quad (1.1)$$

где f_2 – яркость изучаемой поверхности;

f_1 – яркость идеального рассеивателя.

Коэффициент отражения (или альбедо) ρ есть отношение полного потока лучистой энергии F_2 , отражённого во всех направлениях, к полному потоку F_1 , упавшему на данную поверхность, то есть

$$\rho = \frac{F_2}{F_1}. \quad (1.2)$$

Коэффициент отражения также может быть определен как отношение светимости поверхности B к ее освещенности E , то есть

$$\rho = \frac{B}{E}. \quad (1.3)$$

Численные значения коэффициента яркости r и коэффициента отражения ρ будут равны только в случае ортотропной поверхности. Во всех других случаях коэффициент яркости принимает различные значения в зависимости от направления, под которым рассматривается данная поверхность. Коэффициент яркости изменяется также и с изменением направления падающего на поверхность потока лучистой энергии. Именно поэтому для целей дистанционного зондирования, равно

как и для визуальных наблюдений, представляют интерес главным образом коэффициенты яркости [32, 72, 74].

Рассмотрим связь между коэффициентом отражения диффузно рассеивающей поверхности и ее коэффициентами яркости в разных направлениях для площадки σ' на поверхности тела, достаточно малой для того, чтобы ее можно было считать плоской. Обозначим NO нормаль к площадке (рисунок 1.2).

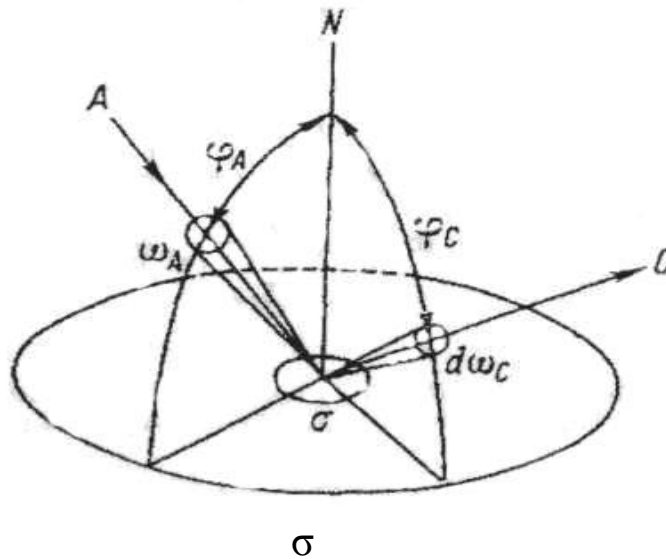


Рисунок 1.2 – Связь между падающим и отраженным световым потоком

Если узкий пучок света, заполняющий малый телесный угол ω_A и имеющий яркость f падает на площадку σ' под углом φ_A к нормали в направлении A , то этот пучок несет с собой световой поток $\Phi_{пад}$

$$\Phi_{пад} = f \cdot \omega_A \cdot \sigma' \cdot \cos \varphi_A \quad (1.4)$$

и создает на площадке σ' освещенность E

$$E = f \cdot \omega_A \cdot \cos \varphi_A. \quad (1.5)$$

Световой поток $\Phi_{отр}$, отраженный от площадки σ' , связан со световым потоком $\Phi_{пад}$, падающим на нее, соотношением

$$\Phi_{отр} = \rho_A \cdot \Phi_{пад}, \quad (1.6)$$

где ρ_A – коэффициент отражения от площадки σ' для пучка, падающего в направлении A .

Световой поток $\Phi_{отр}$ является суммой большого числа малых потоков $d\Phi_{отр}$, испускаемых площадкой σ' в каждом из узких телесных углов $d\omega$, на которые можно разделить полупространство, заполненное отраженными пучками света.

Для малого телесного угла, лежащего вне плоскости падения пучка A и составляющего угол φ_C с нормалью NO , силу света площадки σ' в направлении C можно представить выражением

$$I_A^C = f_A^C \cdot \sigma' \cdot \cos\varphi_C, \quad (1.7)$$

где I_A^C – сила света площадки σ' в направлении C ;

f_A^C – яркость площадки в направлении C .

Световой поток, заполняющий телесный угол $d\omega_C$, содержащий направление C , будет равен

$$d\Phi_{отр} = I_A^C \cdot d\omega_C, \quad (1.8)$$

а весь поток, отраженный от σ' , представляется интегралом

$$\Phi_{отр} = \sigma' \int_{2\pi} f_A^C \cdot \cos\varphi_C d\omega_C. \quad (1.9)$$

Если считать, что поток Φ_{nad} падает на идеальный рассеиватель, то

$$\Phi_{отр} = \Phi_{nad} = \pi \cdot f_0 \cdot \sigma', \quad (1.10)$$

где f_0 – постоянная во всех направлениях яркость идеального рассеивателя.

Отношение отраженного и падающего потоков из выражений (1.9) и (1.10) равно

$$\frac{\Phi_{отр}}{\Phi_{nad}} = \rho_A = \frac{1}{\pi} \int_{2\pi} \beta_A^C \cos \varphi_C d\omega_C, \quad (1.11)$$

где $\beta_A^C = \frac{f_A^C}{f_0} = \pi \cdot \frac{f_A^C}{E}$ – коэффициент яркости рассматриваемой поверхности в направлении C при освещении ее в направлении A [75].

Для полной характеристики отражательной способности природных образований, обладающих селективными свойствами и вследствие этого имеющих разнообразную окраску, возникает необходимость в измерениях спектральных коэффициентов яркости r_λ [33].

Большой вклад в изучение и классификацию спектрофотометрических свойств природных объектов внёс Кринов Е. Л. [33]. Им были получены спектральные характеристика различных образований для различных зон спектра.

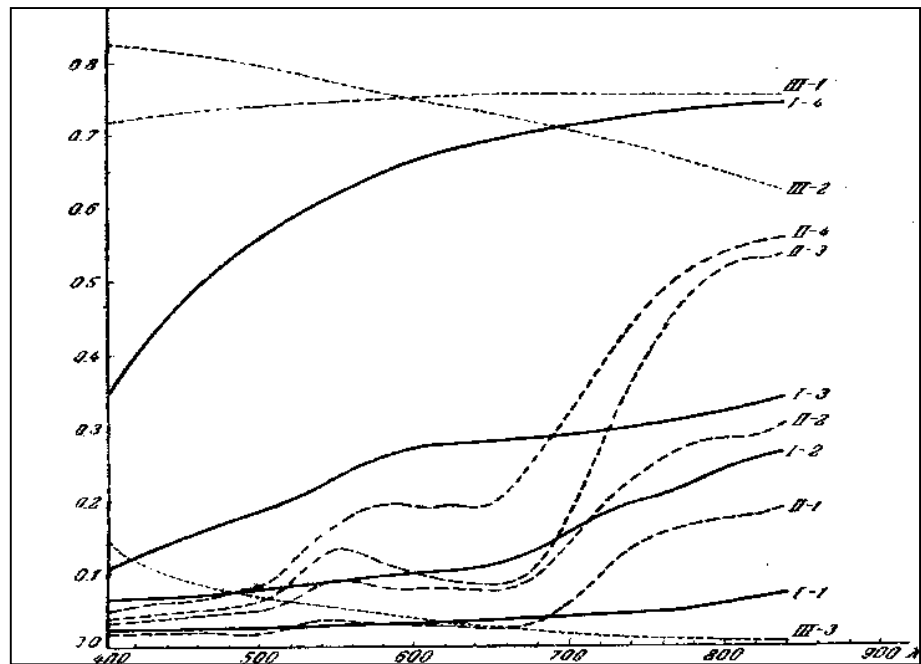
На рисунке 1.3 приведены графики спектральных яркостей некоторых природных образований.

Для поверхностей I класса характерным является постепенное увеличение коэффициента спектральной яркости r_λ при увеличении длин волн, типы поверхностей различаются наклоном кривых r_λ .

Для поверхностей II класса свойственны максимум r_λ в области 0,55 мкм и минимум в пределах от 0,66 до 0,68 мкм. С увеличением длин волн наблюдается

резкое увеличение r_λ и максимум в области λ от 0,85 до 1,0 мкм. Типы поверхностей этого класса отличаются величиной r_λ в основном для этой части спектра.

Объекты III класса характеризуются слабой зависимостью r_λ от зоны спектра. Коэффициенты яркости водных поверхностей малы и незначительно (примерно до 4 %) изменяются по спектру [33]. Таким образом, значения спектральных яркостей могут служить признаком того или иного объекта.



Класс I: Обнажения и почвы: тип 1 — почвы черноземные и супесчаные, грунтовые дороги и другие объекты; тип 2 — почвы оподзоленные, суглинистые и другие, шоссейные дороги, некоторые типы строений; тип 3 — пески, различные обнажения пустыни, некоторые горные породы; тип 4 — известняк, глина и другие, наиболее светлые объекты.

Класс II: тип 1 — хвойные породы в летний период, тип 2 — суходольные луга и травяные покровы; тип 3 — лиственные породы растительности в летний период и травянистые покровы; тип 4 — лесные насаждения в осенней период и пожелтевшие полевые культуры.

Класс III: тип 1 — снег, с ледяной коркой; тип 2 — свежеснеживший снег; тип 3 — водная поверхность, отражающая голубое небо под некоторым, достаточно большим углом к нормали

Рисунок 1.3 – Графики коэффициентов спектральной яркости природных образований

Значение коэффициента спектральной яркости природных объектов зависит от многих факторов: направления освещения и наблюдения, характера отражающей поверхности (шероховатости), влажности, вегетационного периода растительности, времени года (сезона), степени покрытия растительностью почв, грунтов и т. д. Для растительности значительны сезонные изменения r_λ [33].

Коэффициенты спектральной яркости существенно различаются для различных объектов, в частности, для типов растительности и состояния растительности. Таким образом, измеряя коэффициенты спектральной яркости объектов, можно получить сведения о типе объекта и некоторых характеристиках его состояния. Некоторые факторы, в зависимости от цели применения спектральных характеристик для оценки объекта могут быть как полезным, так и мешающими. Например, влажность может быть как объектом оценки, так и мешающим фактором при определении типа объекта.

Многоспектральные съемочные системы измеряют спектральные яркости объектов в спектральных диапазонах, соответствующих спектральным каналам съемочной системы. Таким образом, если установить функциональную связь между результатами измерений спектральных яркостей и состоянием или характеристиками объекта, то используя эти измерения можно оценивать свойства объекта.

Однако полученные значения яркостей изображения не соответствуют спектральным яркостям исходного объекта, так как на эти яркости оказывают влияние различные внешние факторы, в частности положение объекта относительно съемочной системы, положение Солнца, и, что наиболее существенно, состояние атмосферы. Эти факторы меняются в процессе съемки и их нельзя описать адекватной математической моделью. Кроме того, влияние большинства факторов носит случайный характер и не может быть описано детерминированной моделью [60].

Для того чтобы эффективно использовать измеренные спектральные характеристики нужно максимально исключить влияние систематических факторов и выбрать модель описания поведения признака в соответствии со значениями спектральных яркостей [52, 57].

1.4 Методы коррекции данных дистанционного зондирования

Как было отмечено, при использовании дистанционных методов получения информации наблюдается значительное влияние атмосферы на регистрируемый сигнал [54, 55, 56]. К этому можно отнести:

- физические и оптические характеристики слоев воздуха, находящихся между прибором и объектом съемки;
- локализация объекта на поверхности по отношению к космическому аппарату;
- влияние активности Солнца на атмосферу;
- активность ионосферных слоев в зависимости от времени года, годового цикла, солнечной активности, космических излучений;
- облачный покров для оптического диапазона;
- наличие нескольких «окон прозрачности» атмосферы и их состояние в видимом, инфракрасном и радиодиапазоне;
- собственное излучение Земли.

Получаемая количественная информация при дистанционном зондировании имеет ошибки, которые в общем случае носят как случайный, так и систематический характер.

На настоящий момент широкое распространение получили способы коррекции изображений, основанные на введении поправок. Для снижения влияния атмосферы на параметры спутниковой информации используются различные методы коррекции, основанные на решении прямых и обратных задач атмосферной оптики.

Все методы атмосферной коррекции спутниковой информации можно разделить на три вида:

- методы стандартной абсолютной коррекции, предполагающие вычитание яркости наиболее темных объектов из всего изображения в определённой зоне спектра;
- методы стандартной относительной коррекции, основанные на расчете среднего относительного коэффициента отражения;

– методы, основанные на использовании различных моделей атмосферы.

Рассмотренные методы позволяют уменьшить влияние воздействий различных параметров, но не устранить их влияние полностью.

Снизить влияние искажающих факторов можно также использованием предварительной обработкой исходных данных используя, например, преобразование нормирования при дешифрировании цифрового снимка, так как в этом случае появляется возможность исключить влияние большинства параметров, связанных с условиями получения цифровой информации [71, 72, 74, 78].

Одним из способов устранения систематической погрешности является использование относительных характеристик. Доказано, что относительные измерения точнее и проще, чем абсолютные, и позволяют исключить часть величин, влияющих на абсолютные значения [35].

Достаточно часто для уменьшения влияния систематических факторов при обработке спутниковых данных в качестве относительных характеристик используют индексные изображения. Наибольшее распространение получили вегетационные индексы (ВИ), такие, как NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), RVI (Ratio Vegetation Index), DVI (Difference Vegetation Index), SAVI (Soil- Adjusted Vegetation Index), но существуют и водные, такие, как WBI (Water Band Index) и NDWI (Normalized Difference Water Index) [77, 81, 82, 83, 86, 87, 96, 100, 101].

Основное предположение, обосновывающее использование всех подобных индексов, состоит в том, что некоторые математические операции с изображениями в разных каналах сенсоров могут дать полезную информацию о состоянии интересующих объектов. Обычно выбираются спектральные каналы, в которых спектральные яркости изучаемых объектов имеют существенные различия.

Для растительности характерны низкие значения коэффициентов отражения в синей и красной зонах спектра и высокие в зеленой и ближней ИК. Соответственно эти спектральные каналы являются наиболее информативными при изучении растительности. На основании сравнения значений яркостей в этих каналах формируются специальные признаки состояния растительности.

Почти во всех распространенных индексах при оценке растительности применяется соотношение яркостей изображений в красном (RED) и ближнем инфракрасном каналах (NIR). Эффективность используемых индексов определяется особенностями отражения конкретных объектов.

Относительный ВИ (RVI) был впервые описан в 1969 г. и определяется по формуле

$$RVI = \frac{NIR}{RED}. \quad (1.12)$$

RVI – это наиболее широко распространенный индекс растительности, обычно применяемый на практике для нивелирования различных эффектов альбедо при обработке данных дистанционного зондирования (ДДЗ).

Нормализованный разностный ВИ ($NDVI$) находится по формуле

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} = \frac{RVI - 1}{RVI + 1}. \quad (1.13)$$

$NDVI$ чаще всего имеют в виду при упоминании вегетационного индекса. Одно из преимуществ этого индекса состоит в том, что его значения изменяются от минус 1 до плюс 1 и характеризуют определенную степень вегетации растительности.

Разностный ВИ (DVI) определяется по формуле

$$DVI = NIR - RED. \quad (1.14)$$

Также широко применяются другие индексы.

Почвенный ВИ ($SAVI$) вычисляется по формуле

$$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + \xi} (1 + \xi), \quad (1.15)$$

где $\xi = [0;1]$ и зависит от степени облиствения.

Нормализованный разностный водный индекс (NDWI) впервые был представлен в 1996 г. Данный индекс основан на использовании яркостей изображений в среднем (MIR) и ближнем (SWIR) инфракрасном, а также в зеленом (GREEN) каналах съемочной системы. Существует пять разновидностей данного индекса, определяемых по формулам

$$NDWI_1 = \frac{SWIR - MIR}{SWIR + MIR}, \quad (1.16)$$

$$NDWI_2 = \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN}, \quad (1.17)$$

$$NDWI_3 = \frac{MIR - NIR}{MIR + NIR}, \quad (1.18)$$

$$NDWI_4 = \frac{MIR - GREEN}{MIR + GREEN}, \quad (1.19)$$

$$NDWI_5 = \frac{SWIR - GREEN}{SWIR + GREEN}. \quad (1.20)$$

Трехканальный *нормированный вегетационный индекс (TCHVI)* позволяет учитывать зеленую зону спектра, что несет дополнительную информацию о форме спектральной кривой объекта исследования

$$TCHVI = \frac{(RED - GREEN) - (NIR - RED)}{|RED - GREEN| + |NIR - RED|} \quad (1.21)$$

и позволяет с высокой степенью вероятности разделить почвенные образования и растительность.

Все перечисленные индексы широко применяются при исследовании растительного покрова, однако получаемые результаты существенно зависят от условия съемки. Изменяющееся количество света, попадающего на приборы, вызывает изменения в значениях индексов. Особенно сильно эта проблема сказывается при сравнении результатов, полученных в разное время.

Таким образом, предварительная обработка изображений (атмосферная коррекция, нормирование, индексные преобразования) лишь частично устраняют влияние систематических факторов на изображения.

В то же время, для получения достоверной количественной характеристики параметра, выбранного как признак объекта на изображении, необходима измерительная система, однозначно регистрирующая данную величину, и методика измерений, гарантирующая, что измеряется именно заданный параметр с известной степенью достоверности. Присутствие случайных отклонений приводит к разбросу результата измерений, а систематические ошибки смещают центр распределения, и в окончательном результате случайным образом смещается не только значение величины, но и её среднее значение. Поэтому невозможно говорить не только о количественной характеристике выбранного параметра, но и о характере его изменения, если нет дополнительной, правильно выбранной методики обработки результатов измерений, а выводы могут иметь только качественный оценочный характер.

Необходимость использования количественной характеристики выбранного признака требует оценки его статистических характеристик в силу вероятностного характера самого процесса измерений.

Статистические показатели дают информацию о всей совокупности данных и об изменчивости отдельных элементов совокупности, а также могут использоваться как критерий устойчивости выбранного признака объекта, считая, что признак есть результат измерений заданного параметра.

Выявление, устранение и учет ошибок при проведении измерительного эксперимента является необходимым условием для достоверности и однозначности количественного результата. Влияние случайных ошибок может быть учтено путем статистической обработки измерений, являющейся инструментом для выявления

истинного значения. Систематические ошибки этому анализу не поддаются, поэтому их надо выявлять и устранять, разрабатывая соответствующую методику. Таким образом, требуются алгоритмы, приближающие систему распознавания образа по изображениям к измерительной системе. Рассмотрим существующие в настоящее время методы и алгоритмы дешифрирования снимков.

1.5 Анализ современных алгоритмов и методик дешифрирования многозональных космических снимков

В настоящее время разработано большое количество различных методов и алгоритмов обработки снимков с целью распознавания образов, однако поиск новых решений продолжается. Это связано с тем, что имеющиеся методики дают удовлетворительные решения только в определенных условиях и для определенных классов объектов. Не существует универсальных решений, при этом большинство алгоритмов работают в интерактивном режиме, когда оператор играет основную роль в принятии решения.

Рассмотрим основные подходы к дешифрированию цифровых снимков [1, 13, 14, 17, 19, 20, 29, 37, 84, 92, 94, 103, 104, 106]:

- выбор нового базиса измерений яркостей путем преобразования исходных измерений при определенных условиях в различных каналах многоспектральной съемочной системы используя, например, метод главных компонент, метод Tasseld Cap, метод независимых компонент, поиск других базисов;
- получение индексных изображений;
- методы кластерного анализа;
- методы с обучением: параметрические и не параметрические методы, использование Байесовского подхода;
- методы, основанные на использовании структурных свойствах изображения (Фурье-анализ, вейвлет-анализ и тому подобные);
- методы, использующие сегментацию изображений;

– комплексные методы использующие совместно как яркостные, так и структурные признаки;

– дерево решений и нейронные сети;

– другие методы (сюда относятся специализированные методы, настроенные на распознавание определенного типа объектов).

Принципы формального распознавания образов заключаются в выборе системы независимых признаков и разделении множества объектов на классы с помощью гиперплоскостей в многомерном векторном пространстве или объединении объектов по принципу общности.

При дешифрировании цифровых изображений выделяют управляемую и неуправляемую классификации. Управляемая классификация основана на обучении решающего алгоритма. Обучение осуществляется посредством выбора обучающего фрагмента на изображении (тестового участка) и оценке значений характеристик объектов в признаковом пространстве методами сигнатур. Полученные характеристики затем используют при распознавании объектов.

Неуправляемая классификация позволяет формально по значениям яркостей пикселей многоспектрального изображения отнести их к определенным классам путем задания численного критерия принадлежности объекта заданному классу.

Практически часто используются различные упрощенные методы классификации изображения, основанные как на методах с обучением (метод параллелепипедов, метод минимальных расстояний, метод максимального правдоподобия, метод спектрального угла), так и без обучения – кластерный анализ.

При статистическом подходе к распознаванию часто используется теорема Байеса. В этом случае рассматриваются такие случайные события, для каждого из которых невозможно заранее предсказать точный результат. Однако при большом числе наблюдений эти события характеризуются средними результатами, которые достаточно стабильны и воспроизводимы. При двух возможных событиях A и B , следует предположить три возможных варианта вероятности [7, 28, 44]:

– событие A происходит с вероятностью $P(A)$;

– событие B происходит с вероятностью $P(B)$;

– $P(AB)$ – вероятность одновременной реализации A и B , называемой совместной вероятностью.

Пусть $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$ – событие, возможное при условии, что произошло событие B . Такая вероятность называется апостериорной и определяется по теореме Байеса

$$P(A_i / B) = \frac{P(A_i)P(B / A_i)}{\sum_i P(A_i)P(B / A_i)}, \quad (1.22)$$

где $P(A_i)$ – априорная вероятность события (A_i).

Использование апостериорных вероятностей лежит в основе разработки различных методов автоматической классификации.

Необходимо построить решающее правило так, чтобы обеспечить минимум математического ожидания потерь (минимум среднего риска). Байесовское решение минимизирует средний риск.

Информация об изображении поверхности Земли, полученная с помощью дистанционных методов, является некоторым случайным полем. Каждый пиксель изображения регистрирует некоторую яркость, которая определяется яркостью природных объектов, попавших в мгновенное поле зрения сканера.

Обычно считают, что справедлива параметрическая гипотеза о нормальном законе распределения яркости пикселей (вектор \bar{X}). Для такого случая можно описывать классы образов с помощью векторов математических ожиданий $\bar{\mu}$ и корреляционных матриц R_i .

Для характеристики многомерной плотности распределения вероятностей, часто используется параметр d , который называется расстоянием Махаланобиса и вычисляется следующим образом [20]

$$d = \sqrt{(\bar{X} - \bar{\mu})^T R_i^{-1} (\bar{X} - \bar{\mu})}. \quad (1.23)$$

В одномерном случае

$$d^2 = \frac{(\bar{X} - \bar{\mu})^2}{\sigma^2}, \quad (1.24)$$

где σ^2 – дисперсия яркости пикселей для заданного класса.

Из формулы (1.24) видно, что d тем больше, чем удалённее друг от друга \bar{X} и $\bar{\mu}$.

Задача непараметрической классификации возникает, когда вид функций распределения $w_n(x_{ij})$ для совокупности классов неизвестен. Она состоит в том, чтобы по обучающим выборкам $\{x_{ij}\}$ оценить плотности распределений $w_n(x_{ij})$ и сделать необходимые выводы о принадлежности вектора x_{ij} тому или иному классу.

Большое место в теории распознавания образов занимают структурные методы, основанные на разложении в ряд Фурье или разложении по другим ортогональным функциям. В этом случае дешифровочными признаками являются соответствующие структурные образы, которые в общем случае являются более устойчивыми, чем спектральные яркости [13, 66].

Структурные методы основаны на разложении исходного изображения по базисным функциям различного вида. Исходное изображение представляют в виде коэффициентов при базисных функциях $F(u, v)$, показывающих вклад соответствующих базисных функций $Q(x, y, u, v)$ в изображение

$$P(x, y) = \sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^N F(u, v) Q(x, y, u, v), \quad (1.25)$$

где $x = 1 \div N$;

$y = 1 \div N$;

$$F(u, v) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N P(x, y) Q(x, y, u, v).$$

К таким методам относятся Фурье и вейвлет-анализ.

Преобразование Фурье заключается в представлении функции набором базисных гармонических функций, что позволяет рассматривать функцию в частотной области и изучать ее структуру [14, 105].

Рассмотренные способы автоматизированного дешифрирования – наиболее частые и распространенные, они позволяют решать различные задачи, возникающие при изучении состояний природных объектов, например, при идентификации типа растительного покрова, а также определении таксационных характеристик лесных массивов, однако эти методы требуют совершенствования.

Представленные методы и алгоритмы реализованы в большинстве современных программных комплексов, которые позволяют дешифрировать многозональные космические и аэрофотоснимки.

К таким программным комплексам относятся, например, ERDAS Imagine, ENVI, IDRISI, Geomatica, ER Mapper [5, 50].

Структура программного обеспечения *ERDAS Imagine* состоит из трех вариантов базовых пакетов, таких как IMAGINE Essentials, IMAGINE Advantage и IMAGINE Professional. Каждый последующий пакет включает в себя предыдущий и расширяет его функциональные возможности.

Программное обеспечение сочетает в себе функции растровой и векторной геоинформационных систем (ГИС) и системы обработки аэро- и космических снимков.

Расширенные возможности классификации включают:

– возможность использования автоматизированных алгоритмов классификации многозональных изображений для выделения площадных объектов при построении тематических карт; при этом могут использоваться классификации по определяемой пользователем системе эталонов (классификация по типу дискриминантного анализа), классификация без введения эталонов (автоматические, по типу кластерного анализа), а также гибридные (их сочетания);

- разнообразные системы оценки качества как системы эталонов (обучающих выборок), так и получаемой тематической карты;
- различные способы создания системы эталонов для оценки надежности и качества проведенной классификации.

Geomatica. Программный продукт Geomatica (Канада) интегрирует технологии обработки ДДЗ, цифровой картографии, фотограмметрии и геоинформационных систем (ГИС). Структура системы модульная. Пакет Geomatica может быть сконфигурирован под любую задачу обработки и анализа данных, начиная с минимальной конфигурации для просмотра растровых изображений и векторных карт до полнофункциональной цифровой фотограмметрической системы, позволяющей подключать данные ГИС и создавать законченные картографические документы, цифровые карты и трехмерные модели.

Программный продукт Geomatica позволяет обрабатывать снимки SPOT, Landsat, ASAR, MERIS, IRS-1A\B\C\D, AVHRR, ASTER, RADARSAT, JERS, ERS 1,2, IRS-P6 (RESOURCESAT-1), IKONOS, Quick Bird, EROS, OrbView-3, CBERS и Formosat (RoCSat), также имеется настройка на новые типы сенсоров.

IDRISI. Пакет прикладных программ разработан в США, имеет русифицированный вариант и удобен для обработки ДДЗ Земли и геоинформационных технологий. Отличительной характеристикой структуры пакета является наличие в его составе изображений земной поверхности, полученных со спутников NOAA и Landsat. Пакет программ IDRISI объединяет порядка 100 программных модулей, включая цифровую обработку изображений с целью распознавания образов и вычисления статистических параметров. Использование программы предусматривает применение байесовской процедуры, метода параллелепипедов, метода максимального правдоподобия, метода минимальных расстояний и других. Возможен кластерный анализ, вычисление вегетационного индекса и анализ главных компонентов. Для статического анализа IDRISI имеет ряд модулей, которые позволяют вычислять основные статистические характеристики, в том числе функции автокорреляции, линейной регрессии между двумя изображениями.

Фирма *ERMapper* (Австралия) предлагает программное решение для задач

анализа и обработки изображений, создания карт и подготовки данных для геоинформационных систем. Функциональными возможностями пакета являются:

- обработка изображений с помощью формул и фильтров (наличие аппарата записи формул, функций и подпрограмм для вычисления статистики, быстрого преобразования Фурье, возможность использования собственных разработок);
- кластеризация (автономная классификация) данных на основе алгоритма ISOCLASS (ISODATA);
- управляемая классификация (использование известной статистики на основе эталонной области, нарисованной вручную, преобразованной из векторного файла, или из данных, полученных в результате предыдущих классификаций).

ENVI. Программный комплекс *ENVI* является одним из наиболее удобных и доступных программных продуктов для визуализации и обработки ДДЗ, который включает набор инструментов для проведения полного цикла обработки данных от ортотрансформирования и пространственной привязки изображения до получения необходимой информации и её интеграции с данными ГИС [5, 11].

ENVI признан во всем мире как лидер в анализе мультиспектральных и гиперспектральных изображений, содержит спектральные библиотеки и инструментарий для выполнения спектрального и топографического анализов, анализа растительности и классификации изображений, использует следующие алгоритмы:

- K-Means, Isodata;
- способ параллелепипедов;
- минимальное спектральное расстояние;
- расстояние Махаланобиса;
- метод максимального правдоподобия;
- дерево принятия решений;
- нейронная сеть.

Программный комплекс *ENVI* позволяет работать в широком диапазоне растровых и векторных форматов, таких как ESRI SHP, MapInfo TAB, MapInfo MID/MIF и многие другие. Возможно создание и редактирование растровых и векторных слоёв, просмотр и редактирование атрибутивных таблиц.

ENVI включает в себя следующие функции:

- спектральный анализ мультиспектральных и гиперспектральных изображений;
- пространственная привязка изображений;
- ортотрансформирование;
- получение ЦМР на основе стереоизображений и трехмерной визуализации;
- топографический анализ;
- обработка и анализ данных радарной и лидарной съёмки;
- анализ растительности с использованием вегетационных индексов (NDVI);
- калибровка и атмосферная коррекция и другое.

ENVI использует открытую архитектуру и язык программирования IDL (Interactive Data Language), который позволяет существенно расширить функциональные возможности программы для решения специализированных задач и осуществить автоматизацию существующих алгоритмов, а также создавать собственные алгоритмы обработки и выполнять пакетную обработку данных.

Проведенный анализ аэро- и космических съёмочных систем, методов обработки данных дистанционного зондирования для выявления состояния и изменений растительных покровов позволил сделать следующие выводы:

- для повышения эффективности мониторинга природных территориальных комплексов необходимо использовать космические снимки как среднего, так и высокого и сверхвысокого разрешения;
- в настоящее время космические съёмочные системы обеспечивают периодичность, позволяющую выполнять основные работы по мониторингу лесных территорий;
- современные цифровые методы дешифрирования или выявления изменений растительного покрова иногда недостаточно эффективны.

Таким образом, разработка новых методов оценки параметров и состояния природных комплексов достаточно актуальна и перспективна.

Приведенные выше рассуждения показывают, что, несмотря на множество существующих и используемых методик при автоматизации дешифрирования цифровых изображений для целей мониторинга природных комплексов существует ряд нерешенных проблем:

– в настоящее время для большинства объектов на поверхности земли, которые изучаются по снимкам, отсутствует необходимый и достаточный набор дешифровочных признаков для выявления их вида и состояния. Следует заметить, что это объясняется не только недостаточным количеством исследований, проведенных в этой области, но и изменчивостью характеристик самих природных образований;

– до сих пор не установлена надежная функциональная связь между измерениями, получаемыми в результате дистанционного зондирования (в большинстве случаев – это спектральные яркости) и характеристиками исследуемого объекта;

– на яркости изображений, полученных в различных спектральных диапазонах, влияет большое количество факторов, не относящихся собственно к дешифрируемому объекту; причем часть этих факторов носит систематический, а часть случайный характер;

– в распознавании образов на снимках существенную роль принадлежит человеку (оператору, принимающему решение), то есть можно говорить только об автоматизированных технологиях. Однако современные съемочные средства дистанционного зондирования дают чрезвычайно большой объем данных, который может быть эффективно использован только при автоматической обработке массивов информации.

При решении конкретных задач регионального мониторинга возникает ряд особенностей, что позволяет разрешить часть из вышеуказанных проблем и повысить достоверность дешифрирования.

К таким особенностям можно отнести наличие:

– определенного объектного состава, характерного для конкретной исследуемой территории;

- системы объектов, которые не изменяют своего пространственного положения;
- объектов, которые имеют достаточно устойчивые спектральные характеристики для данной местности при определенных условиях съемки;
- дополнительных данных (топографических и тематических карт, материалов аэросъемки и другой информации).

Таким образом, для проведения всесторонних исследований в области регионального мониторинга необходима новая технология дешифрирования, учитывающая конкретную прикладную задачу и вид объекта, а также особенности регистрации и обработки данных, возникающие в системе мониторинга.

2 РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ ЯРКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ

2.1 Теоретическое обоснование применения статистических эталонов для дешифрирования объектов на многоспектральных снимках

Принципы получения информации различными съемочными системами заключаются в измерении спектральных яркостей и отображении результатов измерений в виде изображений. При этом для каждого измерения в поле зрения съемочной системы фиксируется направление на точку. Пространственная точность определения положения элемента изображения (пикселя) зависит от геометрии построения изображения в съемочной системе. Участок (пиксель), для которого фиксируется яркость, определяется мгновенным полем зрения съемочной системы. Пространственные измерения (измерения в направлении на точку) обладают достаточно высокой стабильностью, и связь между этими измерениями и положением объекта на местности может быть установлена с заданной точностью посредством функциональной математической модели.

В тоже время, измерения яркостей не стабильны, на эти измерения влияет большое количество различных факторов и, соответственно, функциональная математическая модель, устанавливающая связь между измерениями и спектральными яркостями, а также свойствами, очень сложная. Практически использовать такую модель не возможно, так как нужно фиксировать большое число различных параметров.

Для получения достоверного численного значения параметра, выбранного как признак объекта, необходима измерительная система, однозначно регистрирующая данную величину, а также методика измерений, гарантирующая, что измеряется именно заданный параметр с известным значением погрешности.

Влияние случайных факторов приводит к разбросу результатов измерений в соответствии с некоторым законом распределений случайной величины, а систематические ошибки смещают центр распределения, формируют тренд. Поэтому, если нет правильно выбранной методики обработки результатов измерений, то невозможно говорить не только о количественной характеристике оцениваемого параметра, но и о характере его изменения, а выводы могут иметь только качественный характер. Необходимость использования численной характеристики выбранного признака требует оценки его статистических характеристик в силу вероятностного характера самого процесса измерений.

Статистические характеристики дают информацию о всей совокупности данных и об изменчивости отдельных элементов совокупности, а также могут использоваться как критерий устойчивости выбранного признака объекта, считая, что признак объекта есть результат измерений заданного параметра.

Выявление, устранение и учет систематических ошибок, а также оценка случайных ошибок при проведении измерительного эксперимента является необходимым условием для достоверности и однозначности количественного результата.

Влияние случайных ошибок может быть частично уменьшено путем статистической обработки измерений, являющейся инструментом для выявления истинного значения. Систематические ошибки нужно выявлять и устранять, используя соответствующую методику.

Современный этап развития технических и естественных наук характеризуется широким и плодотворным применением статистических методов во всех областях знаний. При изучении любого круга явлений неизбежно наступает этап, когда требуется не только выявление основных закономерностей, но и анализ возможных отклонений от них. В настоящее время нет почти ни одной естественной науки, в которой, так или иначе, не применялись бы вероятностные методы. Целые разделы современной физики (в частности, ядерная физика) базируются на методах теории вероятностей. «Математические законы теории вероятностей – отражение реальных статистических законов, объективно существующих в массовых случайных явлениях природы» [7].

В последние годы активно разрабатывается новое направление в статистической обработке измерений, которое определяет изучаемый объект как «детерминированный хаос» [36]. Практика показывает, что при наблюдении в совокупности массы однородных случайных явлений, часто обнаруживаются в них вполне определенные закономерности, своего рода устойчивости, свойственные именно массовым случайным явлениям. Примером такого явления может быть газ, который заключен в сосуд. Газ состоит из большого числа молекул. Известно, что давление газа на стенку сосуда обусловлено совокупностью ударов молекул об эту стенку. Если траектория каждой отдельной молекулы случайна, то и давление на стенку сосуда должно было бы изменяться случайным и неконтролируемым образом; однако это не так. Если число молекул достаточно велико, то давление газа практически не зависит от траекторий отдельных молекул и подчиняется вполне определенной и очень простой закономерности. Случайные особенности, свойственные движению каждой отдельной молекулы, в массе взаимно компенсируются; в результате, несмотря на сложность и запутанность отдельного случайного явления, получается простая закономерность, справедливая для массы данных случайных явлений. Именно массовость случайных явлений обеспечивает выполнение этой закономерности; при ограниченном числе молекул начинают сказываться случайные отклонения от закономерности (флуктуации).

Подобные специфические, «статистические», закономерности наблюдаются всегда, когда исследуется масса однородных случайных явлений. Закономерности, проявляющиеся в этой массе, оказываются практически независимыми от индивидуальных особенностей отдельных случайных явлений, входящих в массу. Чем большее количество однородных случайных явлений участвует в задаче, тем определеннее и отчетливее проявляются присущие им специфические законы, тем с большей уверенностью и точностью можно осуществить научный прогноз [7, 35].

Во всех случаях, когда применяются вероятностные методы исследования, цель их в том, чтобы, минуя сложное (и зачастую практически невозможное) изучение отдельного явления, обусловленного слишком большим количеством факто-

ров, обратиться непосредственно к законам, управляющим массами случайных явлений. Вероятностный, или статистический, метод в науке не противопоставляет себя классическому, обычному методу точных наук, а является его дополнением, позволяющим глубже анализировать явление с учетом присущих ему элементов случайности.

Подобный подход позволяет кажущийся хаос результатов практических измерений назвать детерминированным, если его динамическое движение в массе случайное, но имеющее некоторую закономерность в системе как в целом. Сущность применения хаоса в измерениях заключается в получении устойчивой характеристики системы, один из параметров которой зависит от измеряемой величины [36, 65].

При таком подходе процесс дешифрирования переходит в разряд косвенных измерений при условии, что функция преобразования однозначно определена и известна.

Входным сигналом в систему будут количественные характеристики цифрового изображения (спектральные яркости), а результатом – измерение значения признака. Функция преобразования устанавливает связь (линейную или нелинейную) между значением параметра и объектом дешифрирования.

Следует отметить, что фактически в данном случае нужно создать две функции преобразования. Первая функция – функция, описывающая зависимость значения параметра от исходных данных, вторая – зависимость результата дешифрирования от значения параметра.

Особенность использования такого подхода определяется свойствами системы: существенной зависимости параметра к изменению измеряемой величины и структурной устойчивости параметра к малому изменению системы. Задача получения результатов по данной методике сводится к решению нескольких проблем: определение параметра, который однозначно характеризует данный хаос, разработка методик получения его количественной характеристики и получение функции преобразования этой характеристики в результат дешифрирования [35, 57, 70].

Следует отметить, что при обработке цифровых снимков цифровое значение каждого пикселя можно считать только условно независимым, поскольку все результаты могут относиться к одному объекту и коррелировать друг с другом в силу внутренних связей регистрирующей системы.

Таким образом, принимаем, что случайность данного процесса будет определяться случайностью нахождения системы в данном состоянии, а не случайностью реакции системы на условия измерений [35].

В работе автора [58] было показано, что отражательная способность листовых пластин может меняться в несколько раз при одних и тех же условиях съёмки и существенно зависит от типа рассматриваемой растительности. Следовательно, определив функцию распределения плотности вероятности появления пикселя с данной яркостью, можно выделить заданный вид объекта из других, обладающих другой зависимостью.

Использование такого подхода создают основу методики дешифрирования цифровых изображений с учётом указанных особенностей, что предположительно позволит повысить эффективность дешифрирования снимков.

Для этих целей требуется разработать новые методики и технологии обработки снимков, которые и явились предметом данной диссертационной работы.

Для получения количественной оценки на основе измерений необходимо разработать методику калибровки соответствующей измерительной системы. Для калиброванной системы нужно установить однозначность количественного соответствия во всем интервале значений результатов измерений с помощью принятого за эталон условия или объекта.

Таким образом, чтобы перевести численную оценку признака в количественную, необходимо:

- выбрать дешифровочный признак, оцениваемый по измерениям;
- выявить связь количественных (численных) характеристик признака с объектом;
- разработать методику измерения признака;

- выявить, систематические ошибки измерений и разработать методику их устранения или, по крайней мере, их уменьшения;
- выявить критерии подобия эталона и исследуемого объекта.

Как уже было отмечено, цифровая съемочная система измеряет спектральные яркости объектов в нескольких диапазонах в пространстве объектов, и фиксирует измерения в плоскости изображения. При определенных условиях такая система может рассматриваться как метрическая измерительная система.

Действительно, пространственные измерения, выполненные съемочной системой, обрабатываются посредством установленных устойчивых математических зависимостей между геометрическими параметрами изображения и объекта (фотограмметрическая обработка). Это и обеспечивает условие метрической системы. Вторая группа измерений – измерения спектральных яркостей, в настоящее время при дешифрировании используется только для качественного анализа. Для перехода к метрической измерительной системе нужно связать значения яркостей на изображении в заданных каналах с соответствующими коэффициентами спектральной яркости объектов и установить количественную функциональную зависимость между объектом и набором признаков на его изображении с учетом всех факторов, влияющих на измерения спектральных яркостей.

При дешифрировании растительности следует учесть дополнительные особенности свойственные именно растительности. Анализируя количественные характеристики даже каждого пикселя вывод будет не однозначен, потому что яркости элементов многоспектрального изображения имея одинаковую яркость могут относиться к разным объектам. Даже если задать определенный интервал изменения яркости, то однозначного решения получить нельзя, так как значения спектральных яркостей элементов изображения для различных объектов перекрываются. Поэтому для создания метрической измерительной системы, использующей в качестве измерительного средства многоспектральное изображение нужно использовать новый подход, основанный на статистических свойствах многоспектральных измерений, а именно метод «детерминированного хаоса».

Таким образом, для того чтобы на основе измерений яркостей изображения получить спектральные яркости объекта и соответственно определить тип объект или оценить его свойства нужно воспользоваться статистическим подходом. Одним из вариантов получения решения – нахождение статистических характеристик, описывающих распределение яркостей совокупности элементов. В частности, получение функции плотности распределения вероятностей яркостей элементов, образующих изображение объекта.

Классические статистические методы, в основном, предполагают нормальное распределение результатов измерений, однако, это предположение практически никогда не выполняется. Тем не менее, нормальное распределение широко используется при распознавании образов. При этом гистограмма, полученная при обучении, аппроксимируется функцией Гаусса (нормальным распределением) путём выбора основных параметров « μ » и « σ » или « $\bar{\mu}$ » и « R » для многомерного случая. Для нормального распределения получены различные решающие функции, решение по правилу Байеса и другие. Однако такой подход в ряде случаев даёт существенные ошибки в описании распределения, что требует дополнительных алгоритмов для улучшения распознавания.

Предполагаемый метрический подход основан на использовании статистических эталонов, которые сравниваются со статистиками оцениваемых измерений. В этом случае тип объекта или состояние объекта определяется функцией распределения плотности вероятностей значения яркостей на изображении. Для разных объектов графики распределения яркостей пересекаются, но функции распределения плотности вероятности имеют различный вид. Если накопить достаточный статистический материал, то можно получить экспериментально функцию распределения для каждого интересующего нас объекта и использовать эту зависимость как эталонную, характеризующую конкретный объект.

Следует отметить, что вид функций распределения различных объектов зависит от используемого спектрального канала. Таким образом, для использования метода необходимо получить характерные (эталонные) функции распределения

плотности вероятности для каждого канала съёмочных систем. Пример таких распределений приведен на рисунке 2.1 для лиственного леса и области болот.

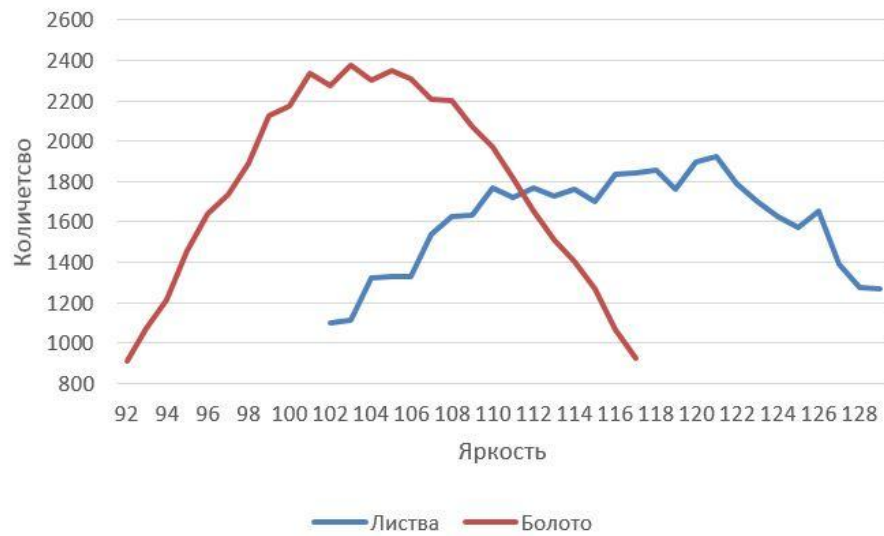


Рисунок 2.1 – Частота появления яркости данного уровня яркости

Правомерность такого подхода можно обосновать использованием описания функции распределения с помощью функции нормального распределения. Действительно, в классическом методе распознавания считается, что функция плотности распределения вероятности определяется нормальным законом [7, 35].

Для одномерного случая имеем

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right], \quad (2.1)$$

где μ – среднее значение величины x

$$\mu = \sum_{i=1}^N \frac{x}{N}; \quad (2.2)$$

σ – среднее квадратическое отклонение

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x - \mu)^2}{N - 1}}. \quad (2.3)$$

Параметры μ и σ определяются на основании «обучения», то есть из статистических параметров результатов измерений признаков данного объекта. Классическое решение принадлежности объекта определяется формулой Байеса

$$p(s_i/x) = \frac{p(s_i) \cdot p(x/s_i)}{\sum_{i=1}^l p(s_i) \cdot p(x/s_i)}, \quad (2.4)$$

где $p(s_i)$ – априорная вероятность появления события s_i ;

$p(s_i/x)$ – апостериорная вероятность s_i после измерения x ;

l – количество событий.

Предлагаемый в данной работе вариант отличается тем, что сравниваются не отдельные априорные вероятности, а функции, построенные по совокупности измерений по всем точкам исследуемого объекта. Полученная в процессе обучения функция плотности вероятности последовательно сравнивается с эталонными критериями объектов.

Переход к описанию функции распределения с помощью функции Гаусса объясняется простотой вычисления решающего правила. Этот факт имеет особое значение при обработке большого количества измерений в нескольких спектральных каналах.

Как известно, нормальное многомерное распределение описывается следующим соотношением

$$P(\bar{X}) = \frac{1}{2\pi^{k/2} |R|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\bar{X} - \bar{\mu})^T R^{-1}(\bar{X} - \bar{\mu})\right], \quad (2.5)$$

где \overline{X} – k -компонентный вектор столбец, в котором k -количество исходных признаков);

R – ковариационная матрица размером $k \times k$

$$R = \overline{X} \cdot \overline{X}^T, \quad (2.6)$$

где N – количество измерений.

В классическом варианте предполагается, что функции распределения является функцией Гаусса, однако практически такое предположение почти никогда не выполняется. Этим объясняются ошибки распознавания классическим методом. Использование реальной функции плотности вероятностей теоретически должно повысить достоверность распознавания. Результаты исследований, представленные в разделе 3, подтверждают это предположение.

2.2 Статистический подход при дешифрировании многоспектральных космических снимков

Рассмотрим основы статистического подхода к распознаванию образов применительно к задаче дешифрирования снимков

Статистический подход для дешифрирования снимков начал широко использоваться с середины 70-х годов прошлого века, в связи с появлением цифровых изображений, многоспектральных снимков и развитием компьютерных систем [65, 66, 67]. В настоящее время этот подход активно развивается и сформировался как отдельная научная дисциплина [69, 73].

Введем следующие обозначения:

– $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ – случайный вектор измерений, где k – количество признаков;

– $F(X)$ – функция распределения случайного вектора X ;

– $\omega(X)$ – функция плотности распределения случайного вектора X при этом

$$\omega(X) = \frac{\partial F(X)}{\partial X}.$$

Известно, что случайный вектор полностью характеризуется функцией распределения вероятностей $F(X)$ или функцией плотности распределения вероятностей $\omega(X)$.

Функцию распределения или функцию плотности распределения можно определить параметрическим или не параметрическим методами по выборочным статистикам.

В первом случае вид распределения считается известным и определяются параметры этого распределения или функции плотности распределения (заметим, что в качестве известного распределения наиболее часто используется нормальное распределение для которого получено много простых и эффективных статистических решений). В общем случае при распознавании образов на изображении закон распределения $F(X)$ и функция плотности распределения $\omega(X)$ не известны и в этом случае используется непараметрический метод. При этом необходимо определить функцию распределения или функцию плотности распределения вероятностей, вид которых заранее не известен. Однако практически можно определить только оценку плотности вероятностей по обучающей выборке заданного объема m из классов S_k , $k = 1, 2, \dots, k$.

Для получения оценки плотности распределения вероятности $\omega'(x)$ необходимо решить следующие задачи:

– выбрать необходимый объем m_k обучающей выборки $(x_i)_1^{m_k} = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ и объем m_g контрольной выборки $(x_i)_1^{m_g} = (x_1, x_2, \dots, x_g)$;

– установить заданный порог C в соответствии с заданными ошибками первого α' и второго β' рода.

Оценку $\omega(X)$ можно получить различными методами. Используются: гистограммный метод, метод Парзена, метод K -ближайших соседей, разложение по ортогональным функциям $\varphi(x)$ и другие. Все методы основаны на аппроксимации $\omega(X)$ тем или иным способом.

Рассмотрим некоторые из этих методов. Для простоты изложения будем рассматривать одномерный случай.

Гистограммный метод используется, когда объем выборок достаточно велик. Область возможных значений измерений разбивается на одинаковые по размеру интервалы Δx_j и подсчитывается число измерений v_i обучающей выборки $(x_i)_1^m$ объема m , появившихся в i -ой области, затем строятся оценки плотности вероятностей [44]

$$\omega'(x) = \frac{1}{m} \sum_j v_i(x) / V_j, \quad (2.7)$$

где $v_i(x) \equiv v_i$, если $x \in \Delta x_i$ и $v_i(x) = 0$, если $x \notin \Delta x_i$;

V_j – объем выборки j .

В одномерном случае гистограмма представляет собой ступенчатую функцию. Таким образом, гистограммный метод – это метод кусочно-постоянной аппроксимации.

Сложность заключается в том, что функция гистограммы сходится к функции плотности вероятностей только когда $m \rightarrow \infty$ и, соответственно, $v \rightarrow 0$. Метод относится к асимптотическому и при конечных обучающих выборках не позволяет получить оценку точности $F(X)$ и $\omega(X)$ и, следовательно, оценить качество распознавания.

Метод Парзена заключается в том, что для оценки по обучающей выборке $\omega(X)$ используется окрестность измерения x_i . Для этого вводится весовая функция $K(x_i, x)$. В результате оценка плотности вероятностей $\omega'(x)$ в точке x_i определяется следующим образом

$$\omega'(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m K(x_i, x). \quad (2.8)$$

Введение весовой функции $K(x_i, x)$ позволяет сгладить функцию, аппроксимирующую $\omega(X)$ в пределах интервала для каждой точки x_i и, таким образом, сглаживает измерения и позволяет получить функцию, сходящуюся к функции плотности вероятностей $\omega(X)$. Гистограммный метод – частный случай метода Парзена, когда $K(x_i, x) = 1$ [65].

Полиномиальная оценка основывается на аппроксимации оценки плотности вероятностей $\omega'(x)$ путем линейной комбинации измерений, распределенных на интервале Δx_j . Метод основан на представлении функции плотности вероятностей в виде линейной комбинации ортогональных функций

$$\omega'(x) = \sum_{i=1}^l \gamma_i \varphi_i(x), \quad (2.9)$$

где $\gamma_i, i = 1, 2, \dots, l$ – коэффициенты, оцениваемые по обучающей выборке.

Функции $\varphi(x)$ формируют ортогональный базис. Оценку точности аппроксимации можно получить на основе оптимизации среднеквадратического отклонения функции распределения.

После оценки функции плотности вероятностей для эталонных объектов получают функции плотности вероятностей для исследуемых объектов по соответствующим обучающим выборкам. Затем выполняется оценка принадлежности совокупности измерений, полученных по исследуемому фрагменту изображения к той же генеральной совокупности, что и эталонное изображение.

То есть можно считать, что исследуемый фрагмент изображения будет принадлежать к тому же классу, что и эталонное изображение (с заданным уровнем вероятностей $\omega'(x)$ и x).

Общим правилом для распознавания образов является оценка максимума правдоподобия, которая вычисляется как отношение правдоподобия для определяемого и эталонного объектов, которое сравнивается с порогом C

$$L = \frac{\omega(x_1, x_2 \dots x_n / s_i)}{\omega(x_1, x_2 \dots x_n / s_0)} \geq C, \quad (2.10)$$

где $\omega(x_1, x_2 \dots x_n / s_i)$ – условная плотность вероятности при условии принадлежности классу S_i .

Для оценки качества классификации используются различные критерии: Байесовский, Неймана-Пирсона, максимума апостериорной вероятности, критерий Вальда.

Решающее правило Байесовского критерия определяется следующим образом

$$L = \frac{\omega(x_1, x_2 \dots x_n / s_2)}{\omega(x_1, x_2 \dots x_n / s_1)} \geq \frac{(\theta_{12} - \theta_{11})P(s_1)}{(\theta_{21} - \theta_{22})P(s_2)}, \quad (2.11)$$

где $P(s_i)$ – априорная вероятность появления события S_i ;

$\theta_{r,l}$ – элемент матрицы потерь.

Потери от принятия решения – это потери, когда принято решение s_r , хотя на самом деле имеет место событие s_l и определяются матрицей потерь [20]

$$\theta = \begin{vmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} \\ \theta_{21} & \theta_{22} \end{vmatrix}. \quad (2.12)$$

Реализация такого события будет характеризоваться некоторой вероятностью $P_{r,l}$ принятия решения для контрольной выборки класса S_r , когда в действительности выборка принадлежит S_l .

При использовании априорной информации о потерях, используется критерий Неймана-Пирсона

$$S = \begin{cases} s_2 & \text{если } L(x) \geq c \\ s_1 & \text{если } L(x) \leq c \end{cases}. \quad (2.13)$$

При этом порог определяется таким образом, чтобы вероятность ошибочного решения P_{12} была не больше заданного значения α [44]

$$P_{12} = \int_c^{\infty} \omega(L/s_1) dL \leq \alpha, \quad (2.14)$$

где $\omega(L/s_1)$ и $\omega(L/s_2)$ определяются соответственно по эталонной и контрольной выборкам [23, 44].

Используя значения заданного ошибочного решения α , можно определить необходимый объем выборки m .

Зная оценки функции распределения и функции плотности распределения вероятностей можно по отношению правдоподобия L вычислить вероятность ошибочных решений для различных объемов обучающих выборок.

Из вышеизложенного следует, что выбор метода оценки функции вероятностей при неизвестной структуре вероятностного процесса особой роли не играет. Оценки являются асимптотическими и в качестве единственного практического вывода отмечается необходимость по возможности увеличивать размер выборок как для эталонов, так и для оцениваемых функции.

В то же время важным фактором является оценка полученных статистических кривых на нормальность распределения. Практическая возможность исполь-

зования нормального распределения облегчает задачу и позволяет избежать существенных вычислительных трудностей и, кроме того, получить некоторые оценки вероятностей ошибок.

Перед выбором метода оценки функции плотностей вероятностей (параметрический или не параметрический), по обучающей выборке $(x_i)_i^m$ объема m требуется выяснить, могла ли эта выборка быть получена из совокупности с нормальным распределением. Для этого требуется ввести так называемый уровень значимости $0 \leq \alpha \leq 1$. Уровень значимости – это вероятность того, что в результате проверки мы сочтем обучающую выборку отличной от нормальной, хотя она и извлечена из нормальной совокупности.

Рассмотрим два варианта оценок – одномодальное нормальное распределение и многомодальное распределение, являющееся на каждом интервале нормальным распределением, состоящим из совокупности нормальных распределений с заданной дисперсией σ_i и средним значением μ_i соответствующей моды. Таким образом, в первом случае требуется оценить среднее μ_i и дисперсию σ_i по обучающей выборке $(x_i)_i^m$.

Во втором случае, требуется при заданной σ определить μ_i для $i=1,2,\dots,l$, где l – количество мод распределения.

Для оценки нормальности распределения воспользуемся критерием χ^2 , значение которого определяется по выборке $(x_i)_1^m$ объема m с порогом χ_α^2 , для уровня значимости α , который определяется следующим выражением [44]:

$$\chi_m^2 = m \int \psi^2 [F(x_m, \mu) [F_m(x_m) - F_m(x_m, \mu)]]^2 dF(x_m, \mu) \geq \chi_\alpha^2, \quad (2.15)$$

где $F_m(x_m,)$ – эмпирическая функция распределения выборки $(x_i)_i^m$;

$F(x_m, \mu)$ – нормальная функция распределения в которую подставлена соответствующая оценка μ ;

$\psi^2(F)$ – положительная весовая функция.

Если $\chi_m^2 \geq \chi_\alpha^2$, то гипотеза нормальности отвергается с достоверностью $1-\alpha$.

При $\psi(F) = 1$ критерий χ^2 преобразуется в критерий Смирнова.

При $\psi(F) = 1/F(1-F)$ получается критерий Андерсона.

Для одномерного случая имеем следующую задачу. По выборке $(x_i)_1^m$, объема m проверить по критерию χ^2 гипотезу, что $F(x)$ принадлежит нормальному распределению

$$F = F(x - \mu) / 2\sigma = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-(x - \mu)^2) / 2\sigma^2, \quad (2.16)$$

где $\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$.

Среднеквадратическое отклонение будет иметь вид

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2}{m-1}}, \quad (2.17)$$

где x_i – упорядоченный ряд измерений.

Для одномерного случая проверка нормальности распределения состоит из следующих этапов:

- по выборке $(x_i)_1^m$ вычисляют значения μ и σ ;
- вычисляют $F(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x (\exp(-(x - \mu)^2) / 2\sigma^2) dx$;
- выборка $(x_i)_1^m$ упорядочивается по возрастанию;

– вычисляются значения

$$\chi_m^2 = \frac{1}{12m} + \sum_{i=1}^m (F(x_i, \mu, \sigma) - (2i-1)/2m). \quad (2.18)$$

Решение о принадлежности функции к нормальному распределению принимается на основании сравнения χ_m^2 и χ_α^2 .

При оценке статистических параметров следует учитывать, что объект исследования содержит совокупность элементов изображения, составляющих объект, которые в конечном итоге и определяют объем выборки. То есть, объект можно характеризовать функцией распределения плотности вероятностей яркостей совокупности пикселей, составляющих объект. Для получения измерительной системы необходимо получить эталонную функцию распределения яркости изображения соответствующего объекта, с которой сравнивается полученное распределение плотности вероятности для измеряемого объекта.

Так как для описания объектов используются непараметрические статистики, то возникает задача выбора критерия сходства полученной и эталонной функции распределения заданных дискретно на определенном интервале.

Существуют так называемые непараметрические методы, включающие в себя соответствующий критерий. Одним из вариантов является сравнение по Стьюденту, основным предположением которого служит условие независимости наблюдений и то, что признаки должны быть измерены единицами метрической шкалы [35].

Непараметрический критерий является быстрым критерием, что даёт возможность перебора большого количества данных, так как измерение выполняется в метрической системе, можно использовать такие статистики как стандартное отклонение, коэффициент корреляции, а также статистические критерии: t -критерий и F -критерий.

2.3 Методика дешифрирования снимков с использованием статистических эталонов

Методика создания изображений эталонных объектов включает в себя несколько этапов:

- выбирается совокупность снимков, полученных многоспектральной съемочной системой одного типа, и объектов, для которых создается эталон;
- для каждого снимка и каждого объекта строится гистограмма, определяющая дискретную функцию плотности вероятности. Как следует из экспериментов, приведенных в разделе 3, функция плотности вероятности для различных объектов для различных снимков изменяется не значительно, если предварительно устранить основные систематические факторы, влияющие на изображения. Однако для различных спектральных каналов вид функции распределения плотности вероятностей меняется довольно существенно. Поэтому практически выбирают «наиболее информативный» канал, для которого вид этих функций имеет наибольшие различия (для одномерного случая это можно легко сделать путем визуального анализа гистограмм), и по этому каналу выполняется оценка функции плотности распределения вероятностей;
- получают функцию распределения плотности вероятности, которое и будет являться эталоном.

Как следует из теории непараметрического оценивания, количество измерений для получения эталонной функции по крайней мере должно быть $N > 100$. Если рассматривать каждый пиксель как отдельное измерение, то количество измерений в нашем случае значительно превышает эту величину. Практически N может достигать нескольких тысяч измерений.

Измерения в каждом канале должны производиться отдельно, значит, и кривые должны быть получены для каждого объекта.

Распознавание на основе статистических характеристик объектов сводится к следующему. После получения функции плотности распределения вероятностей

$\omega(x_1, x_2, \dots, x_i / S_0)$ заданного класса объекта S_0 по обучающей выборке определяют соответственно функцию плотности вероятностей $\omega(x_1, x_2, \dots, x_i / S_1)$ для класса S_1 , и выполняется распознавание объекта. То есть, оценивается, принадлежит ли объект заданному классу или нет. Для этого используются различные варианты получения оценок. Рассмотрим два варианта:

- метод, основанный на анализе отношения правдоподобия;
- метод, использующий корреляционный анализ.

Метод, основанный на отношении правдоподобия.

Вычисляют отношение правдоподобия, задавая некоторый порог соответствия.

Для одномерного случая имеем

$$L = \prod_{i=1}^N \frac{\omega'_1(x_i)}{\omega'_0(x_i)}, \quad (2.19)$$

где $\omega'_1(x_i)$ и $\omega'_0(x_i)$ – оценка функции плотности вероятностей признака x и объекта S_1 в точках измерений x_i и эталона S_0 ;

N – количество измерений.

Во втором варианте оценка выполняется путем вычисления корреляционной функции $R(\tau)$ и определяется максимум

$$\max R(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega'_1(x_i) \omega'_0(x_i + \tau)}{K_R}, \quad (2.20)$$

где K_R – нормализующий коэффициент

$$K_R = \sum_{i=1}^N \left[\omega'_0(x_i + \tau) \right]^2 \sum_{i=1}^N \left[\omega'_1(x_i) \right]^2; \quad (2.21)$$

τ – смещение по оси x .

При проведении корреляционного анализа статистических моделей для оценки принадлежности функций распределений данному классу также используется преобразование Фишера, которое осуществляется путем вычисления статистики Z [44].

2.4 Сегментация для получения статистических эталонов

Перед тем, как использовать алгоритмы классификации, основанные на применении статистических эталонов, необходимо выполнить сегментацию изображений для того, чтобы определить однородные по некоторому признаку участки изображения, которые являются объектом для распознавания. Сегментация – это выделение однородных объектов по некоторому признаку, имеющих определенную близость между элементами изображения, то есть объединяются только соседние элементы в буквальном смысле или в смысле некоторого расстояния, заданного определенным образом. Чаще всего это Евклидово расстояние, заданное в метрическом пространстве (например, в пикселях или в метрической мере: миллиметры, микроны и так далее). Степень однородности устанавливается в соответствии с заданным признаком. Сегментация позволяет объединить элементы соседние между собой и удовлетворяющие критерию близости в смысле заданного признака. Таким образом, сегментация обладает возможностью объединить участки изображений как по яркостным, так и по структурным свойствам. При использовании сегментации основная проблема состоит в выборе методики отбора признаков, размеров элементарных участков и системы необходимых признаков с достаточной детальностью описывающих объект [49].

Рассмотрим некоторые из используемых методов сегментации:

– методы, устанавливающие соответствие дешифровочного признака значению критерия принадлежности заданной области, с учетом заданной связанности объектов;

– методы, анализирующие «близость» элементов по группе признаков (кластерный анализ).

Для выбора метода сегментации нужно оценить эффективность дешифровочного признака для конкретного объекта. Исследования, выполненные в течение последних 10-ти лет на кафедре физической геодезии и дистанционного зондирования Сибирского государственного университета геосистем и технологий под руководством Гука А. П. показали следующие:

– спектральные яркости, используемые для распознавания образов, не устойчивы и существенно зависят от условий съемки. Поэтому использование только спектральных яркостей не позволяет получать надежный результат при использовании как параметрических, так и не параметрических методов распознавания;

– структурные свойства изображений более устойчивы по сравнению со спектральными яркостями. Можно создать спектральный образ, который будет являться дешифровочным признаком. К таким методам относятся Фурье-преобразование, вейвлет-преобразование, а также другие методы, основанные на разложении по ортогональным базисным функциям;

– яркостные преобразования изображений позволяет получить дополнительные дешифровочные признаки (к таким преобразованиям относятся метод главных компонент, независимых компонент, метод Tesselated Cap и другие.

– более надежный результат обеспечивается при совместном использовании различных дешифровочных признаков.

Применяются три основных способа сегментации изображений:

- пороговая;
- путем наращивания областей;
- путем выделения границ.

Пороговая сегментация в кластерном анализе основана на понятии «расстояния», которое определяется значением яркости (i, j) пикселя изображения в различных каналах. Всё множество этих значений можно представить в виде вектора

\vec{p}_{ij} . В этом случае мерой подобия (сходства) является евклидово расстояние r_s между векторами \vec{p}_{ij} и \vec{p}_{mn}

$$r_s = \sqrt{\sum_k (\vec{p}_{kij} - \vec{p}_{kmn})^2}, \quad (2.22)$$

где k – номер спектрального канала;

$\{\vec{p}_{kij}\}, \{\vec{p}_{kmn}\}$ – компоненты векторов \vec{p}_{ij} и \vec{p}_{mn} .

При данном методе классификации программа автоматически разбивает всю шкалу яркости, присущую исходному изображению на заданное количество одинаковых интервалов (классов).

Для выделения однородных областей при обработке многоспектральных данных дистанционного зондирования используется сегментация путем наращивания областей. В качестве заданной меры однородности области выбирается расстояние между пикселями в пространстве яркостей в спектральных каналах по метрике Евклида (для трехканального изображения)

$$F(R) = \left[A_1(\vec{p}_{1ij} - \vec{p}_{1km})^2 + A_2(\vec{p}_{2ij} - \vec{p}_{2km})^2 + A_3(\vec{p}_{3ij} - \vec{p}_{3km})^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (2.23)$$

где $\vec{p}_{1ij}, \vec{p}_{2ij}, \vec{p}_{3ij}$ – яркость (i, j) -го пикселя в 1-м, 2-м и 3-м канале соответственно;

A_k – весовые коэффициенты, учитывающие зависимость яркостей изображения объектов в каналах.

Процесс закончится, когда все исследуемые области будут соответствовать условию однородности.

Сегментация путем выделения границ предусматривает применение к исходному изображению градиентных фильтров (Роберта, Собела, Лапласа) [12, 30, 57].

Градиентные операторы вычисляют изменения яркости по определённым направлениям.

Градиент изображения $P(x, y)$ в точке x, y , тогда

$$\nabla P = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial x} \\ \frac{\partial P}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad (2.24)$$

где G_x, G_y – градиенты вдоль осей x и y .

Градиентные операторы – это масочные операторы (обычно с размером маски 3×3 пикселя) вида

$$\begin{vmatrix} z_1 & z_2 & z_3 \\ z_4 & z_5 & z_6 \\ z_7 & z_8 & z_9 \end{vmatrix}.$$

Центр маски – элемент $z_5 = p_{ij}$. Маска скользит по изображению, то есть i, j изменяются в пределах анализируемого участка.

К градиентным операторам относятся:

– перекрестный оператор Робертса

$$\begin{aligned} G_x &= z_9 - z_5; \\ G_y &= z_8 - z_6; \end{aligned} \quad (2.25)$$

– оператор Превита

$$\begin{aligned} G_x &= (z_2 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3); \\ G_y &= (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7); \end{aligned} \quad (2.26)$$

– оператор Собела

$$\begin{aligned} G_x &= (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \\ G_y &= (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \end{aligned} \quad (2.27)$$

Преимуществом данного метода является возможность получения границ с заданной степенью точности, которая может превосходить минимальное расстояние между соседними пикселями, однако выделение границ участков (сегментов) на изображении градиента является самостоятельной задачей оператора.

На протяжении длительного периода развития методов сегментации спектральные яркости были основным признаком, используемым при сегментации изображений. Однако использование только спектральных яркостей не дает возможности эффективно выполнять сегментацию космических снимков высокого разрешения. Более надежной является сегментация на основе текстурных признаков, так как они отражают внутреннюю структуру изображения. Однако для совершенной сегментации этого не достаточно. Наилучшая методика сегментации должна быть основана на использовании всех выше упомянутых признаков, позволяющих рассчитать пространственную однородность. На рисунке 2.2 приведен пример использования градиентных операторов.

Для выявления текстурных признаков можно использовать следующие операторы:

– максимум вероятности

$$\max_{ij} (p_{ij}); \quad (2.28)$$

– момент порядка k разности элементов

$$\sum_i \sum_j (i - j)^k p_{ij}; \quad (2.29)$$

– обратный момент разности элементов k -го порядка

$$\sum_i \sum_j \frac{p_{ij}^k}{i-j}, \quad i \neq j; \quad (2.30)$$

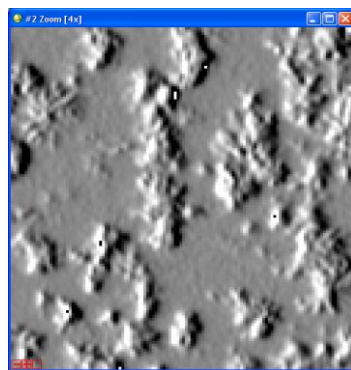
– однородность

$$\sum_i \sum_j p_{ij}^2; \quad (2.31)$$

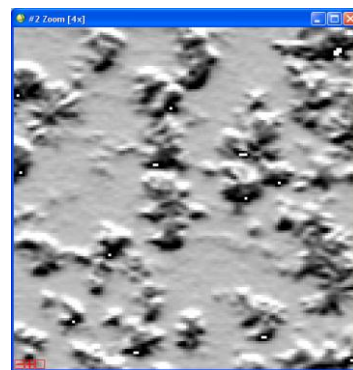
– энтропия

$$-\sum_i \sum_j p_{ij} \log_2 p_{ij}; \quad (2.32)$$

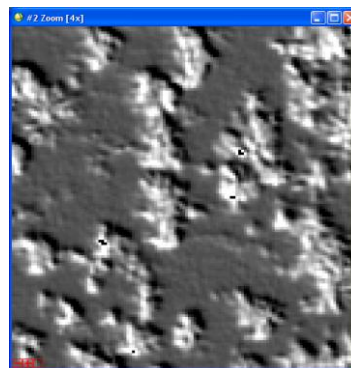
– корреляция и другие.



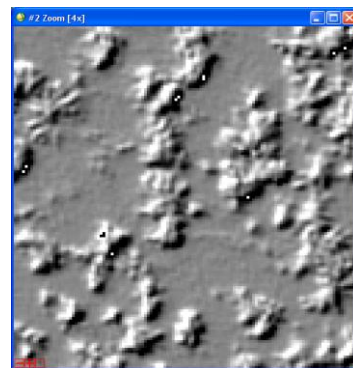
a)



б)



в)



г)

Рисунок 2.2 – Результат обработки снимков градиентных оператором:

a) по вертикали; *б)* по горизонтали; *в)* первая диагональ; *г)* вторая диагональ

На рисунке 2.3 представлены различные виды текстур для тестового участка. Для получения наиболее четкого выделения границ лесного покрова в качестве признака текстуры рекомендуется использовать дисперсию.

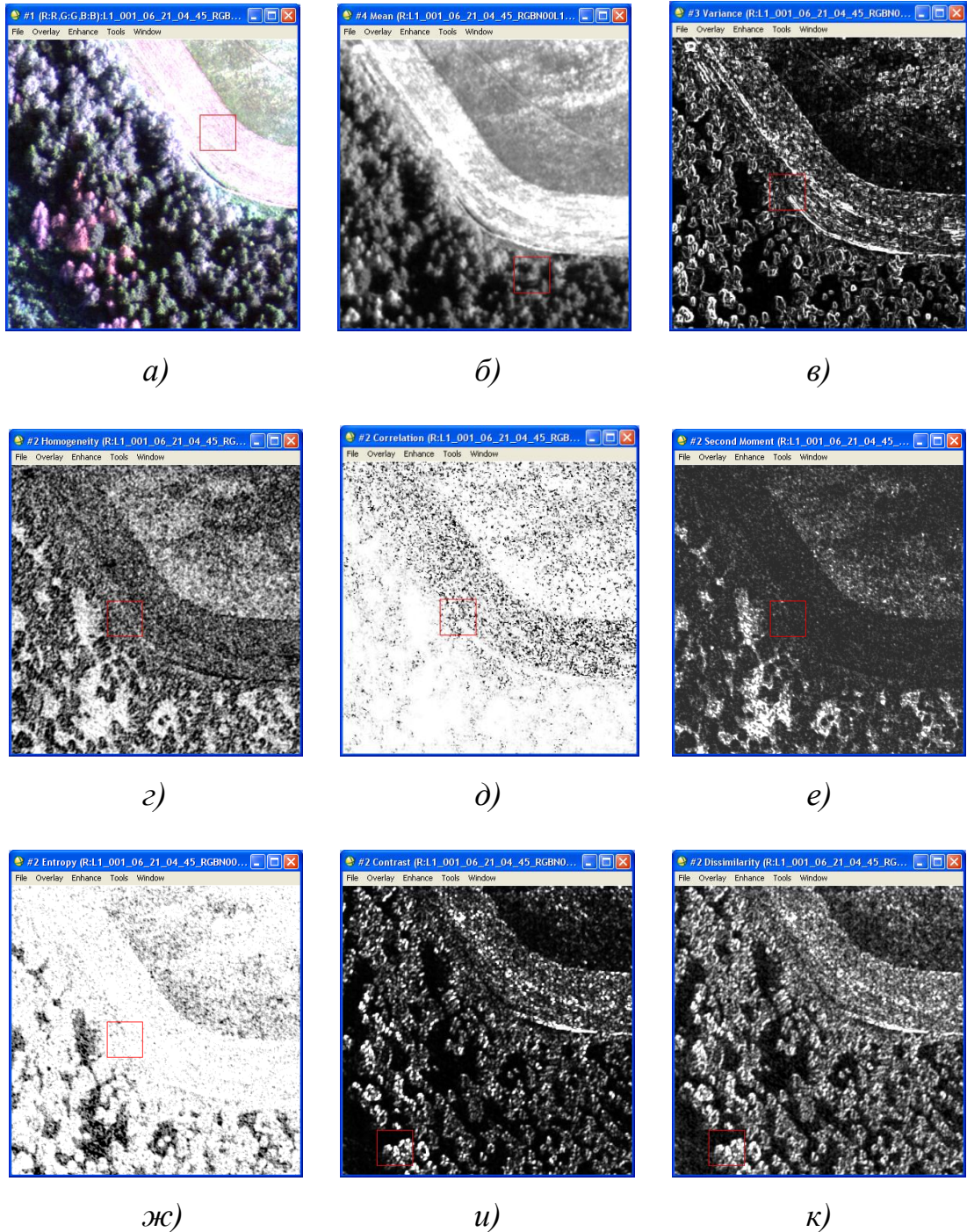


Рисунок 2.3 – Различные виды: а) – к) текстур для тестового участка

На рисунке 2.4 для сравнения показана классификация двумя наиболее распространенными методами классификации изображений по яркостным признакам: метод кластерного анализа K-means и метод вычисления расстояния Махаланобиса.

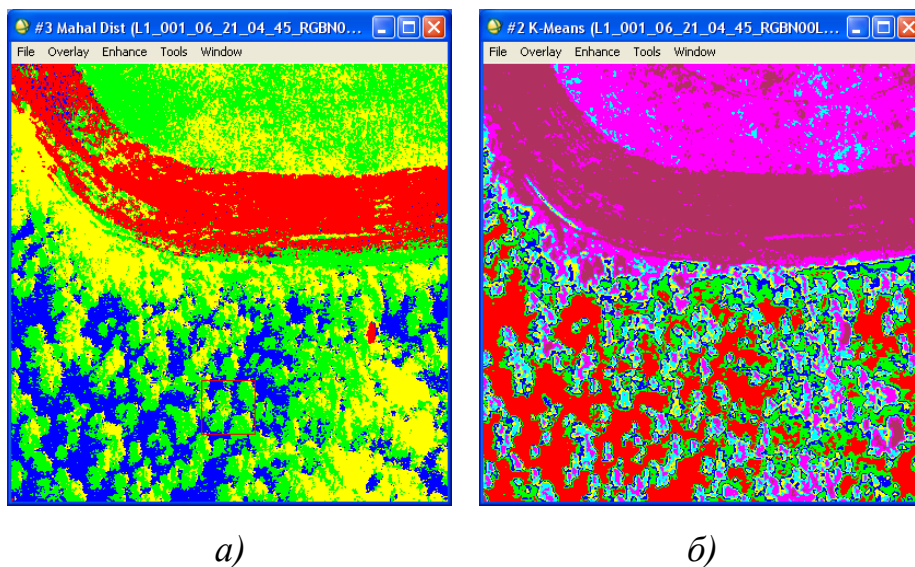


Рисунок 2.4 – Классификация тестового участка методом вычисления:

a) расстояния Махаланобиса; б) K-Means

Вышеописанные методы сегментации изображений реализованы, например, в программном комплексе Cognition / Definins Developer и других.

Была проведена оценка возможностей ряда операторов сегментации с точки зрения использования их при дешифрировании методом статистических эталонов.

Следует отметить, что собственно сегментация при использовании предложенного метода дешифрирования играет чрезвычайно большую роль в получении достоверных результатов. Однако данный вопрос требует выполнения дальнейших специальных исследований.

Что касается сегментации для получения статистических эталонов, то чаще всего основным подходом является визуальное выделение объектов на изображении опытным оператором и точное выделение границ эталонного участка. Для исследований предложенного метода это приемлемый и доступный вариант.

2.5 Технологическая схема распознавания образов на основе статистических эталонов

В предыдущих разделах были рассмотрены вопросы распознавания образов статистическим методом. При дешифрировании снимков необходимо выполнить несколько дополнительных процессов: предварительная обработка, трансформирование, сегментация и оценка точности.

Основные этапы дешифрирования снимков на основе статистических эталонов следующие:

- предварительный анализ исходных снимков и дополнительных материалов (выбор оптимальных каналов, оценка картографических материалов и прочих возможно имеющихся данных);
- предварительная обработка дешифрируемых снимков (атмосферная коррекция, трансформирование, нормирование, масштабирование яркостей, сегментация и/или другие преобразования);
- выбор участков для создания эталонов;
- определение объема эталонных выборок, обеспечивающего их репрезентативность;
- получение функции плотности распределения вероятностей для эталонов;
- создание набора статистических эталонов;
- получение контрольной выборки;
- оценка функции плотности распределения вероятностей для контрольной выборки;
- оценка принадлежности контрольной выборки к той же генеральной совокупности, что и эталонная выборка;
- редактирование набора статистических эталонов в соответствии с контрольной выборкой;
- выбор объектов для идентификации;
- получение функции плотности распределения вероятностей для распознаваемых объектов;

- последовательное сопоставление всех идентифицируемых и эталонных выборок;
- принятие решения о принадлежности объекта к определенному классу;
- оценка полученных результатов.

Технологическая схема дешифрирования снимков с использованием статистических эталонов, представленная в приложении Б, включает в себя несколько дополнительных процессов, связанных с предварительной обработкой изображений и устранением влияния на измеренные яркости части систематических ошибок.

Выбор оптимальных каналов для анализа. Этот этап обычно выполняется на предварительном этапе изучения материалов, снимков и объектов, которые требуется распознать.

Трансформирование снимков. Трансформирование выполняется с целью преобразовать изображение и привести к одному масштабу, устранить геометрические искажения изображения (следует отметить, что при трансформировании снимков горной местности, то есть снимков, для которых влияние рельефа существенно) требуется выполнить и достаточно сложную яркостную коррекцию.

Нормирование яркостей выполняется для каждого канала по базовому элементу, выбранному на заданной серии снимков. Преобразование устраняет влияния ряда факторов, связанных с процессом съемки.

Масштабирование шкал яркостей. Преобразование выполняется для приведения динамического диапазона, в котором измеряются яркости к единому стандартному виду.

Сегментация является одним из существенных процессов при дешифрировании по статистическим эталонам. При сегментации выделяются однородные объекты, которые априорно должны принадлежать заданному классу. Критерий однородности выбирается оператором и должен основываться на результатах ранее выполненных детальных исследований. Более подробно процесс сегментации изложен в 2.4, а получение функции плотности распределения вероятностей по обучающим выборкам в 2.1.

3 РАЗРАБОТКА И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКОВ ПРИРОДНЫХ КОМПЛЕКСОВ

3.1 Постановка задачи и исходные материалы

Экспериментальные работы, представленные ниже, включают в себя исследование, направленные на подтверждение правомерности и эффективности применения метода статистических эталонов для распознавания объектов по их изображениям на многоспектральных снимках.

Для выполнения поставленных задач необходимо:

- исследовать вариативность спектральных яркостей растительности в зависимости от изменения яркостей отдельных ее составляющих, в частности, листьев и хвои;

- выявить особенности изменения статистических характеристик отдельных видов растительности, а именно – «простые характеристики», то есть средние значения яркостей и среднее квадратичное отклонение яркостей, диапазон яркостей для данного класса, а также вид оценки функции плотности вероятностей для разных классов;

- исследовать и сравнить поведение спектральных яркостей в различных спектральных каналах для многоспектральных съемочных систем с целью определения информативности каналов съемочной системы для дешифрирования объектов заданного класса при применении различных подходов;

- экспериментально определить необходимые объемы выборок (количество измерений класса) для получения статистик эталона и необходимое количество измерений для оценки статистик распознаваемого класса, а также подтвердить работоспособность методики получения статистических эталонов;

- разработать и исследовать методику распознавания объектов, принадлежащих различным классам, на основе статистических эталонов;

– провести сравнение эффективности предложенного метода с другими методами автоматического дешифрирования, использующие в качестве основного признака спектральные яркости и оценить достоверность предложенного метода.

В качестве исходных материалов для выполнения исследования использовались:

- космические многозональные снимки, полученные съемочной системой Quick Bird;
- космические многозональные снимки, полученные съемочной системой Forsomat 2;
- космические многозональные снимки, полученные съемочной системой Ikonos;
- результаты дешифрирования на исследуемую территорию;
- лесоустроительная карта 1: 25000.

3.2 Исследования особенностей формирования цифровых многозональных изображений растительности

Для исследования отражательных свойств различных видов растительности были проведены лабораторные эксперименты, в которых физически моделировался процесс получения цифровых многозональных изображений при различных условиях съемки.

Отражения света от большинства видов растительного покрова имеет существенные особенности по сравнению с другими объектами на поверхности Земли, что значительно затрудняет дешифрирование их изображений на снимках.

Для выявления особенностей поведения спектральных характеристик отраженного света образцов растительности различного типа при изменяющихся условиях съемки были выполнены специальные эксперименты на макете природного ландшафта.

Исходными материалами для проведения работы являлись образцы листьев различных пород деревьев: тополь, яблоня, рябина, береза, калина, сосна, кедр.

Для получения цифровых изображений использовалась фотокамера Canon EOS 450D, штатив и инфракрасный фильтр ИКС-3. Съёмочная система для выполнения исследований представляет собой фотоаппарат, установленный на моноподе, в нижней части которого закреплен планшет-транспортёр для выставления угла наклона системы относительно горизонтальной плоскости и планшет с исследуемыми образцами. Фотографирование образцов проводилось с пяти равноудалённых от плоскости планшета точек, под заданными углами. Измерения проводились для углов 0° , $\pm 30^\circ$, $\pm 60^\circ$ от нормали к плоскости планшета.

В работе проводились две серии эксперимента: в первой серии «дуга» фотографирования находилась в плоскости, перпендикулярной проекции солнечных лучей на поверхность Земли, а во второй – в параллельной. Кроме этого, при тех же условиях снималась нижняя поверхность листовых пластин.

Обработка полученных снимков выполнялась в программном комплексе ENVI. Для дешифрирования снимков использовался алгоритм K-Means. На рисунке 3.1 представлен результат классификации с использованием алгоритма K-Means.



Рисунок 3.1– Результат классификации

Ниже приведена таблица 3.1, в которой показаны значения яркости в условных единицах для лицевой стороны листа исследуемых образцов в разных спектральных каналах.

Таблица 3.1 – Средние значения яркости исследуемых образцов для лицевой стороны листа (256 уровней квантования)

Угол	Канал	Яркость в условных единицах						
		Тополь	Яблоня	Рябина	Береза	Калина	Сосна	Кедр
– 60°	ИК	218	216	202	218	238	193	171
	К	104	167	121	118	109	117	126
	З	142	197	156	162	144	132	164
	С	53	133	101	67	66	76	90
– 30°	ИК	221	235	199	221	244	199	171
	К	94	123	120	113	109	119	124
	З	132	162	157	157	146	135	165
	С	44	81	96	61	67	85	93
0°	ИК	227	238	227	199	252	196	171
	К	118	134	113	125	133	121	127
	З	143	165	149	161	164	139	161
	С	53	106	91	81	99	86	89
30°	ИК	216	232	202	224	244	199	174
	К	117	172	129	136	168	122	123
	З	146	196	161	170	191	141	159
	С	78	149	108	98	145	89	88
60°	ИК	202	230	213	193	246	193	165
	К	135	189	144	148	182	122	119
	З	162	207	172	181	203	139	159
	С	91	170	129	109	163	84	84

Цель данного эксперимента – выявить различия между отражательными способностями различных типов растительности при одних и тех же условиях регистрации отражённого сигнала, а также определить характер влияния изменения расположения листовых пластин на результат измерений.

Общая тенденция результатов, приведенных в таблице 3.1, совпадает с известными спектральными характеристикам разных типов растительности, построенным по данным Е. Л. Кринова и спектральных библиотек [33], то есть на синий

и красный диапазоны приходится локальные минимумы, а на зеленый и ИК – максимумы. Тем не менее, имеются существенные изменения значений яркости при изменении угла съемки, что, естественно, влияет на изображение растительности на снимке.

По полученным значениям яркости были рассчитаны индексы NDVI (формула (1.13)). Результаты представлены в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Индексы NDVI

Угол	Тополь	Яблоня	Рябина	Береза	Калина	Сосна	Кедр
– 60°	0,35	0,12	0,24	0,30	0,37	0,25	0,15
– 30°	0,40	0,31	0,25	0,32	0,38	0,25	0,16
0°	0,32	0,28	0,33	0,23	0,31	0,24	0,15
30°	0,30	0,15	0,22	0,24	0,18	0,24	0,17
60°	0,20	0,10	0,19	0,13	0,15	0,23	0,16

Полученные результаты показывают, что индексы NDVI зависят не только от типов и состояния растительности, но и от изменения положения листовых пластин относительно источника освещения и направления регистрации отраженного света, причём характер зависимости для лиственной растительности и хвойных пород существенно различается.

Проведенные эксперименты и анализ результатов позволили сделать следующие выводы:

- изменение положения листовой пластины относительно съемочной системы и/или солнечного освещения приводит к изменениям численных значений яркости;

- хвойные и лиственные леса имеют различный характер зависимости яркости от ориентации листовой пластины;

- лиственные леса различных пород имеют значительные различия яркости для одних и тех же углов разворота листовых пластин.

В реальном случае каждый вид растительности, состоит из совокупности различно ориентированных листовых пластин. Ориентация листьев носит случайный характер, соответственно, яркость отраженного излучения также имеет случайный характер, однако для определенного дерева общая отраженная спектральная яркость будет иметь определенную вероятностную структуру, связанную с формой дерева и его типом (формой и размером листа). Следовательно, в соответствии с изложенным в разделе 1, можно предположить, что общая совокупность фиксированных яркостей от отдельного дерева в виде элементов изображения будет иметь некоторую определенную структуру отражённого сигнала, присущую именно этому объекту.

Таким образом, совокупность яркостей элементов изображения, составляющих объект в целом, будет представлять собой реализацию случайных величин и для их исследования следует использовать статистические методы. Как известно, случайный вектор характеризуется функцией плотности распределения вероятностей $\omega(X)$. Соответственно, дальнейшие исследования будут направлены на изучения статистических свойств векторов спектральных яркостей элементов изображения X . В частности, оценке функции плотности вероятностей $\omega(X)$ для различных классов объектов.

3.3 Сравнительный анализ информативности спектральных каналов для выделения типов растительности

Для выявления сравнительной информативной эффективности спектральных каналов был проведен ряд экспериментов по изучению их свойств. Исследования проводились на серии снимков системы Forsomat 2 (№ 453, № 454, № 487, № 026) и Ikonos (№ 001, № 002).

На рисунке 3.2 представлен исходный снимок Forsomat 2 (№ 454) и классы объектов на изображении, выделенные с помощью классификации с обучением. Разные цвета изображения соответствуют различным природным объектам.

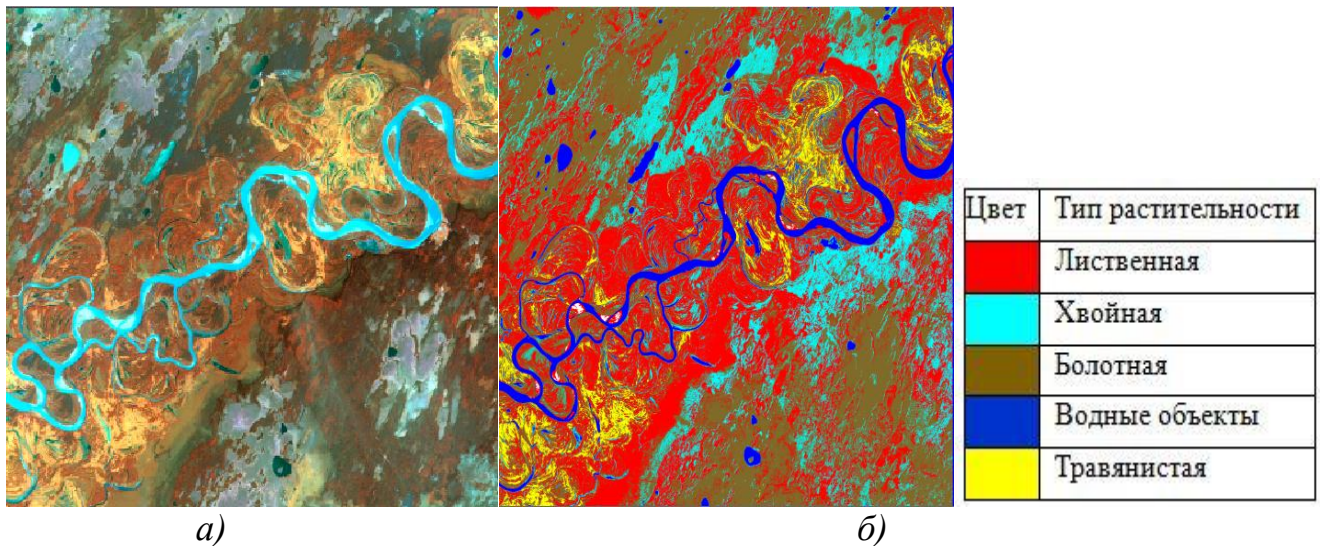
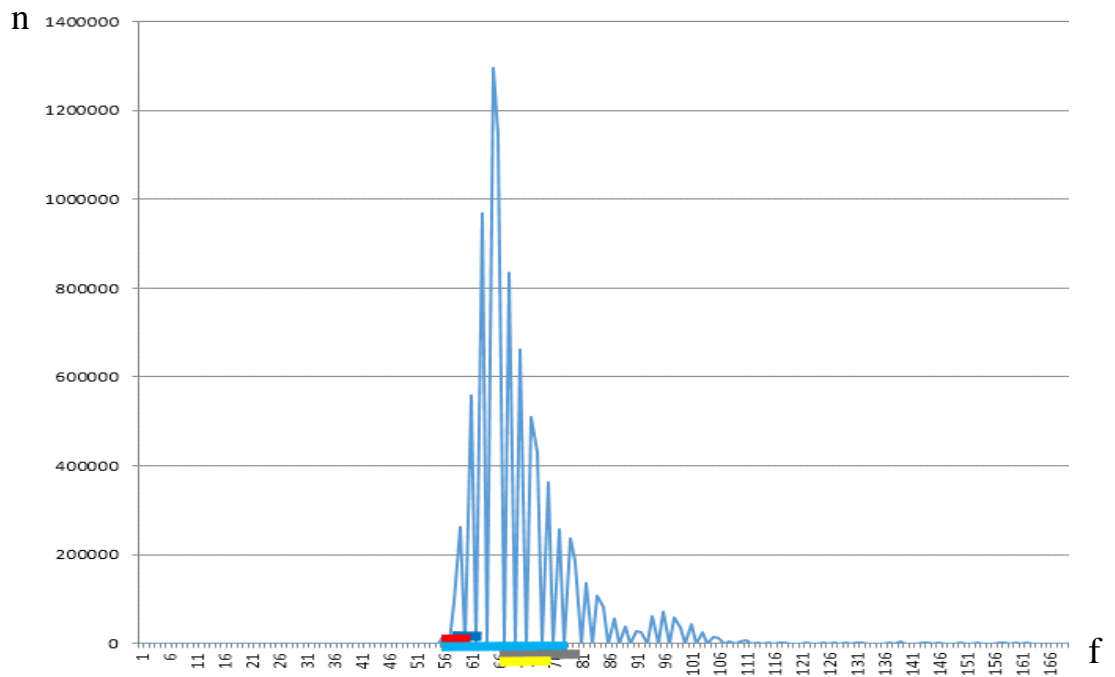


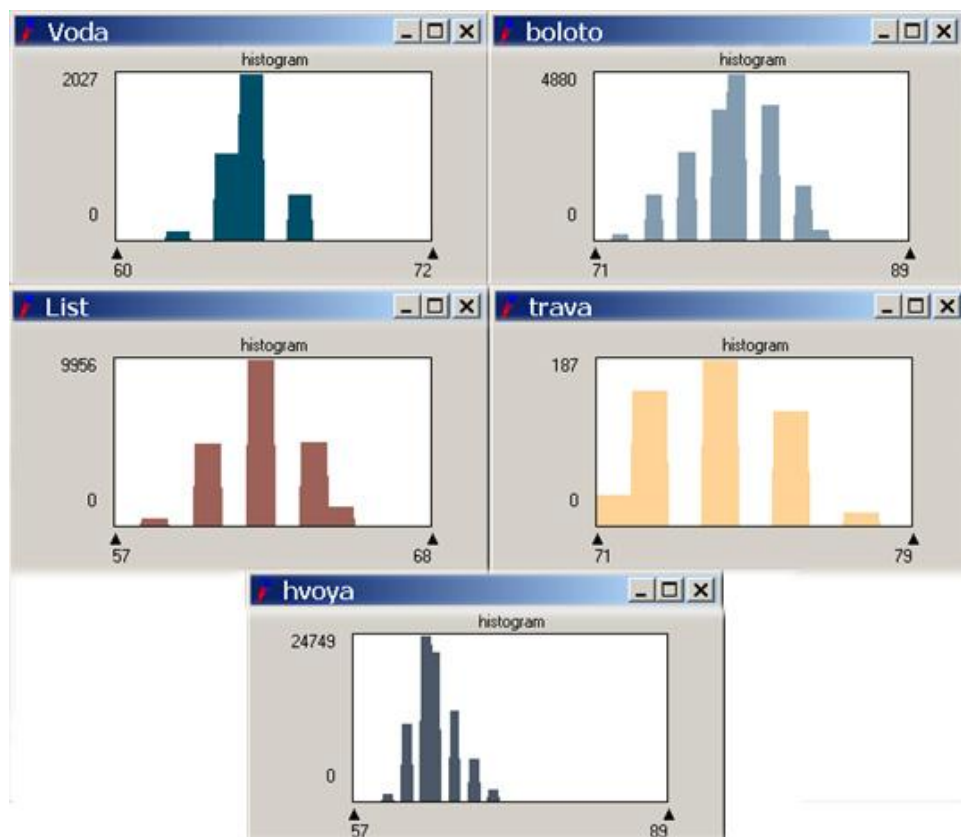
Рисунок 3.2 – Снимок № 454: а) исходное изображение;
б) результат дешифрирования

На последующих рисунках 3.3 – 3.6 показано распределение частоты появления пикселей с заданной яркостью для четырех спектральных каналов и участков поверхности с разным типом растительности. С использованием данных предварительного дешифрирования была определена область локализации значений яркости, соответствующих каждому типу природного объекта, и вид зависимости, описывающей оценку функции плотности вероятностей распределения яркостей, полученной гистограммным методом, где n – частота появления пикселей с данной яркостью.

Сравнительный анализ полученных гистограмм показывает, что для каждого спектрального канала область локализации яркостного диапазона и гистограммы распределения частоты появления пикселя данной яркости различны (область локализации каждого типа объекта показана соответствующим цветом). Для первых трёх спектральных диапазонов области значений яркости для каждого типа в большей степени перекрывается, таким образом, нельзя по значению яркости пикселя определить, к какому типу объекта он относится. В тоже время, вид гистограмм распределения яркостей существенно отличается для растительности разного типа.

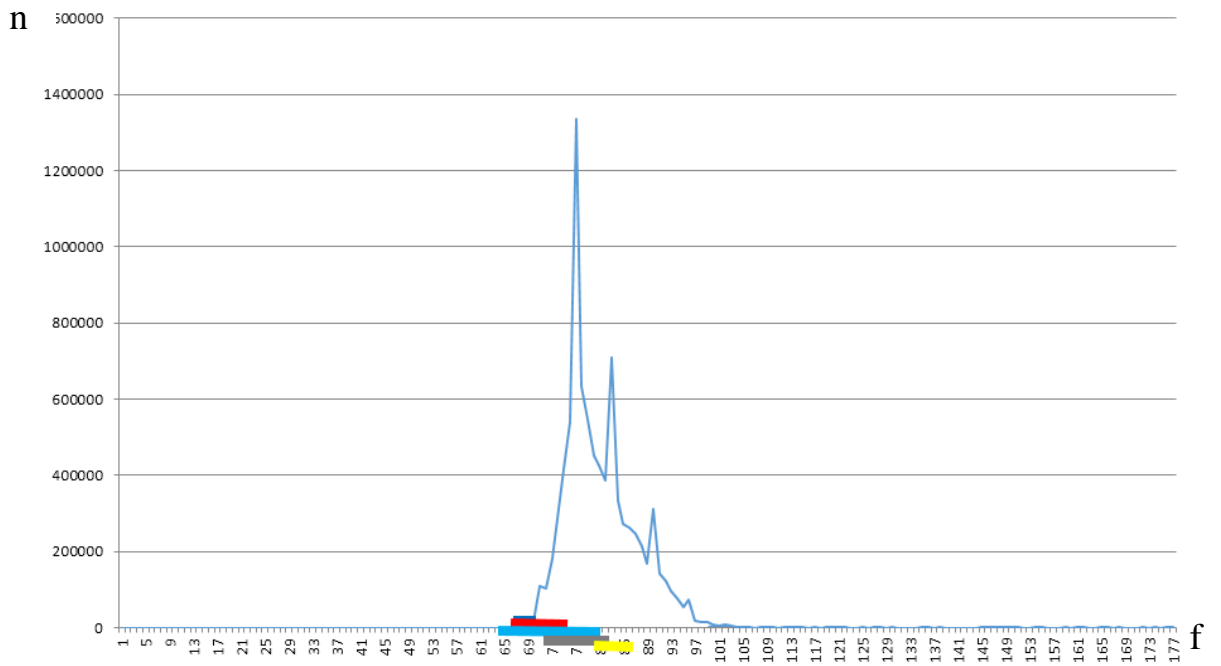


a)

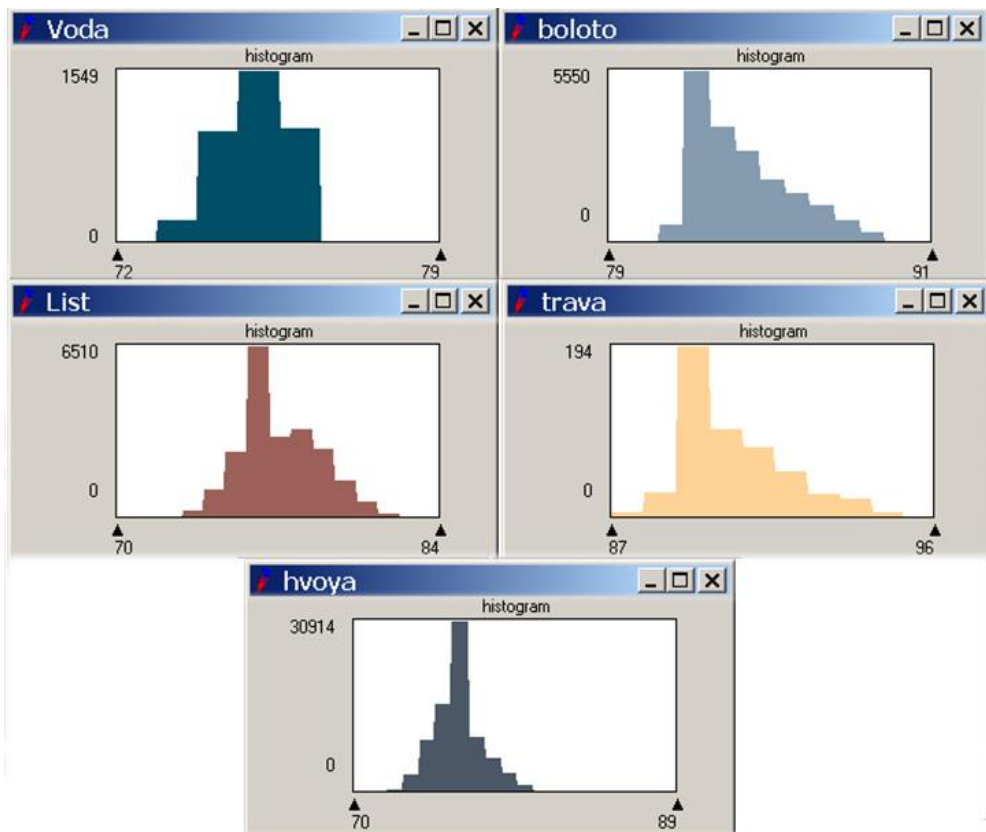


б)

Рисунок 3.3 – Распределение частоты появления пикселей с данной яркостью: а) для всего снимка; б) по каждому типу растительности для первого (красного) канала

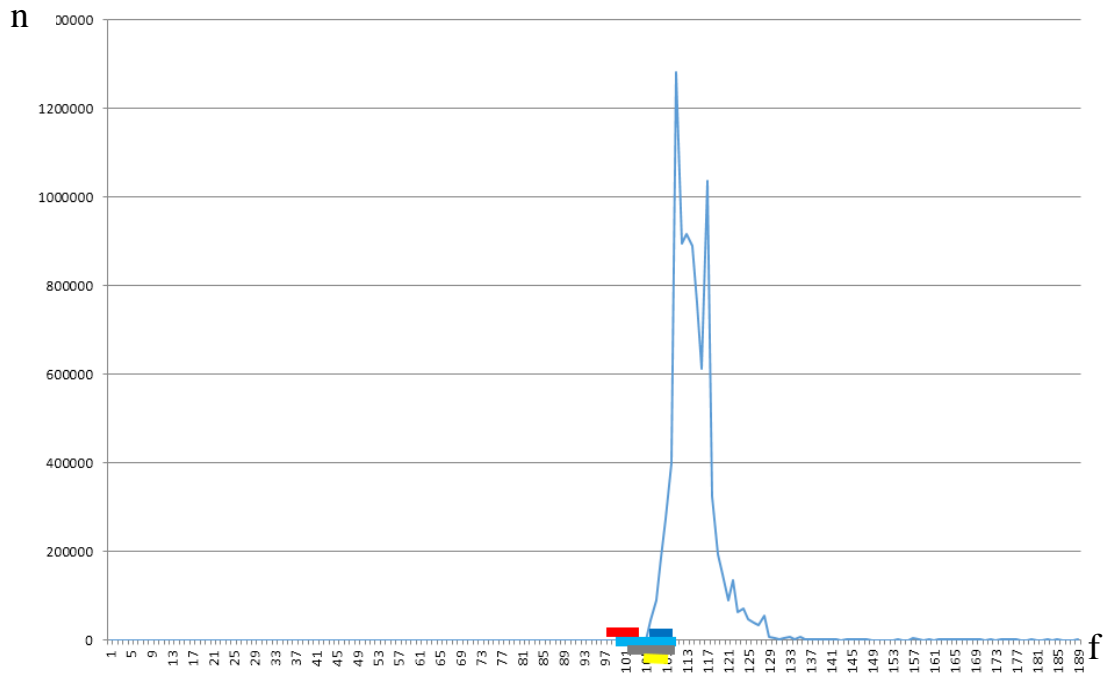


a)

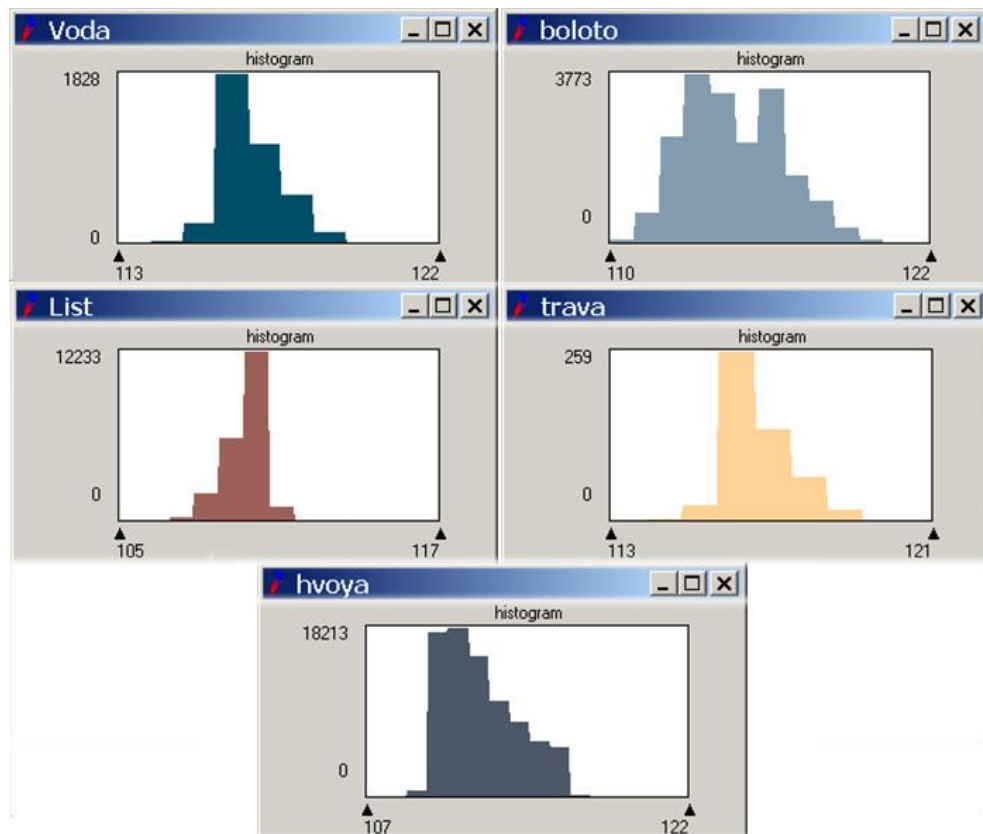


б)

Рисунок 3.4 – Распределение частоты появления пикселей с данной яркостью: а) для всего снимка; б) по каждому типу растительности для второго (зелёного) канала

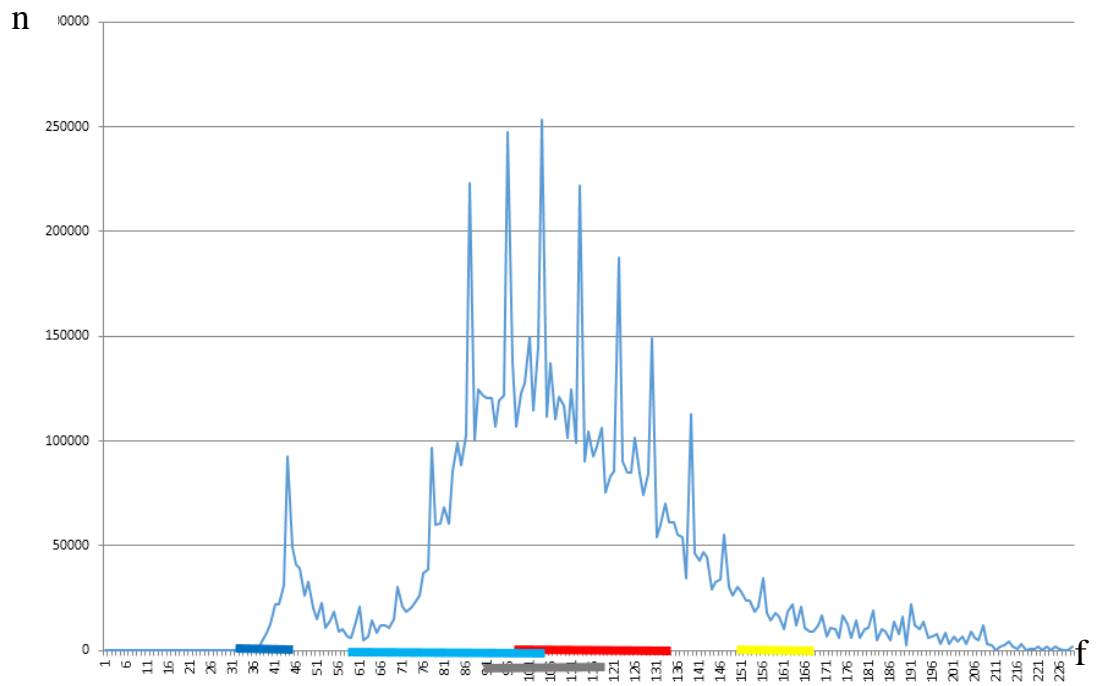


a)

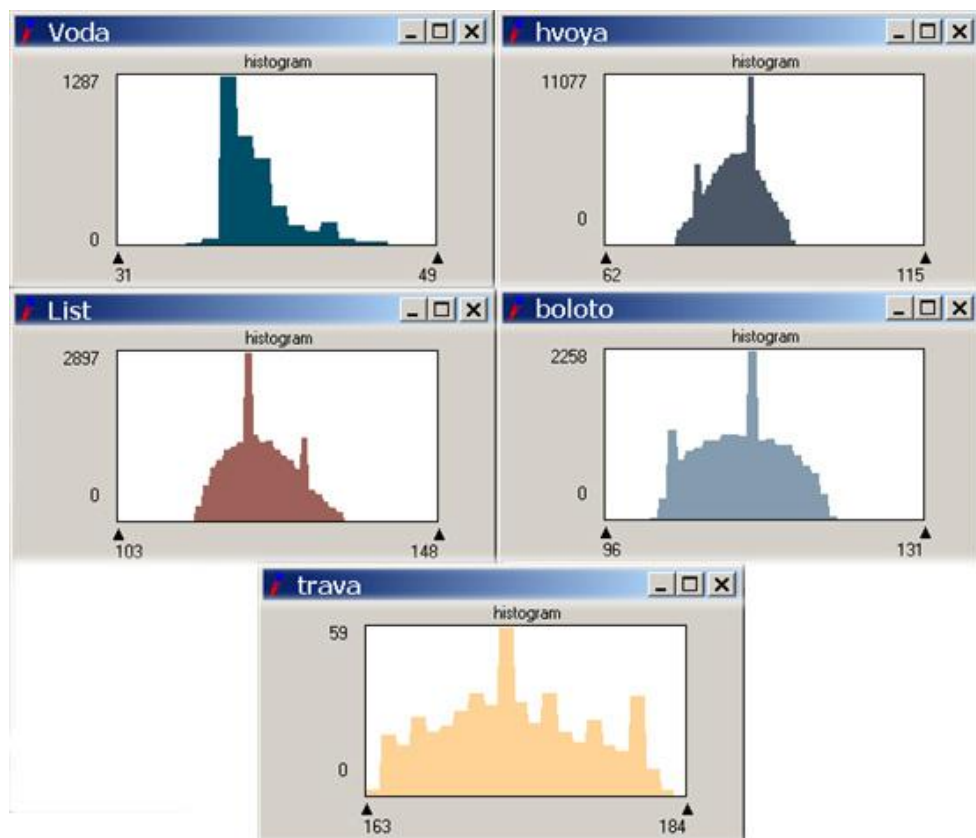


б)

Рисунок 3.5 – Распределение частоты появления пикселей с данной яркостью: а) для всего снимка; б) по каждому типу растительности для третьего (синего) канала



a)



б)

Рисунок 3.6 – Распределение частоты появления пикселей с данной яркостью: а) для всего снимка; б) по каждому типу растительности для четвертого (инфракрасного) канала

Несколько иная картина наблюдается для ИК-канала. В этом случае области локализации яркостной для большинства растительных объектов не перекрываются.

Аналогичные результаты получены по снимкам Forsomat 2 (см. Приложения В, Г, Д, Е). Сравнительные характеристики изменения яркости и их соответствие разным типам растительности для четырех снимков системы Forsomat 2 приведены в таблицах 3.3 – 3.6.

Таблица 3.3 – Диапазоны изменения яркости изображения объектов в разных спектральных каналах (Снимок № 454, Forsomat 2)

Канал съемочной системы	Тип объектов	Яркость в условных единицах			
		min	max	μ_k	σ
Канал 1 (Красный)	Водные	60	71	65	1,15
	Лиственные	57	67	62	1,68
	Хвойные	57	88	65	2,26
	Травянистые	71	78	74	1,81
Канал 2 (Зелёный)	Водные	72	78	75	0,90
	Лиственные	70	83	77	1,86
	Хвойные	70	88	76	1,57
	Травянистые	87	96	90	1,65
Канал 3 (Синий)	Водные	113	121	117	0,97
	Лиственные	105	116	109	0,83
	Хвойные	107	121	112	1,89
	Травянистые	113	120	117	0,91
Канал 4 (ИК)	Водные	31	48	39	2,25
	Лиственные	103	147	123	4,75
	Хвойные	62	114	83	4,67
	Травянистые	163	183	173	5,02

Таблица 3.4 – Диапазоны изменения яркости изображения объектов в разных спектральных каналах (Снимок № 453, Forsomat 2)

Канал съёмочной системы	Тип объектов	Яркость в условных единицах			
		min	max	μ_k	σ
Канал 1 (Красный)	Водные	51	65	60	0,99
	Лиственные	57	70	63	2,10
	Хвойные	53	70	61	2,13
	Травянистые	–	–	–	–
Канал 2 (Зелёный)	Водные	63	71	67	0,85
	Лиственные	69	83	75	1,95
	Хвойные	66	82	75	2,14
	Травянистые	–	–	–	–
Канал 3 (Синий)	Водные	107	113	110	0,88
	Лиственные	105	111	108	1,09
	Хвойные	104	113	108	1,22
	Травянистые	–	–	–	–
Канал 4 (ИК)	Водные	26	41	32	1,92
	Лиственные	102	137	116	5,04
	Хвойные	62	107	85	5,00
	Травянистые	–	–	–	–

Таблица 3.5 – Диапазоны изменения яркости изображения объектов в разных спектральных каналах (Снимок № 487, Forsomat 2)

Канал съёмочной системы	Тип объектов	Яркость в условных единицах			
		min	max	μ_k	σ
Канал 1 (Красный)	Водные	50	68	63	2,13
	Лиственные	54	77	68	2,07
	Хвойные	50	83	57	2,02
	Травянистые	65	79	72	1,78
Канал 2 (Зелёный)	Водные	62	73	68	1,33
	Лиственные	68	87	80	1,57
	Хвойные	62	82	68	1,64
	Травянистые	84	100	93	2,08
Канал 3 (Синий)	Водные	103	109	106	0,89
	Лиственные	104	115	109	1,05
	Хвойные	102	114	107	1,21
	Травянистые	109	118	114	1,14
Канал 4 (ИК)	Водные	19	55	27	1,50
	Лиственные	78	125	105	4,87
	Хвойные	44	96	74	4,78
	Травянистые	134	197	180	4,85

Таблица 3.6 – Диапазоны изменения яркости изображения объектов в разных спектральных каналах (Снимок № 026, Forsomat 2)

Канал съёмочной системы	Тип объектов	Яркость в условных единицах			
		min	max	μ_k	σ
Канал 1 (Красный)	Водные	40	53	43	1,05
	Лиственные	60	72	66	1,96
	Хвойные	46	65	55	2,67
	Травянистые	68	81	74	3,03
Канал 2 (Зелёный)	Водные	53	65	56	1,21
	Лиственные	73	87	81	2,08
	Хвойные	61	77	68	2,02
	Травянистые	86	101	93	3,00
Канал 3 (Синий)	Водные	98	106	102	1,26
	Лиственные	105	113	109	0,96
	Хвойные	103	113	107	1,09
	Травянистые	111	118	115	1,50
Канал 4 (ИК)	Водные	13	44	22	2,11
	Лиственные	99	122	110	4,20
	Хвойные	50	103	79	4,81
	Травянистые	186	197	194	3,13

В таблице 3.7 приведены средние значения для четырёх снимков по всем спектральным каналам и типам объектов, которые показывают, как изменяются значения шкалы яркости для разных условий съёмки.

Полученный результат показывает, что каждый тип растительного объекта имеет различную область локализации яркостей. Причем эта характеристика меняется как в зависимости от различных условий съёмки, так и от используемого спектрального канала.

Из количественных характеристик, отображённых в таблице 3.7 видно, что абсолютные значения яркости и диапазон яркостей, которые характеризуют данный объект, а соответственно средние и среднеквадратичные значения не являются однозначным признаком для идентификации объекта на изображении. Эти значения меняются от снимка к снимку и зависят от типа используемой космической системы.

Таблица 3.7 – Статистические характеристики яркости изображений объектов в различных каналах в условных единицах

Канал съёмочной системы	Снимок	Водные		Лиственные		Хвойные		Травянистые	
		μ_k	σ	μ_k	σ	μ_k	σ	μ_k	σ
Канал 1 (Красный)	454	65	1,15	62	1,68	65	2,26	74	1,81
	453	60	0,99	63	2,10	61	2,13	–	–
	487	62	2,13	68	2,07	57	2,02	72	1,78
	026	43	1,05	66	1,96	55	2,67	74	3,03
Канал 2 (Зелёный)	454	75	0,90	77	1,86	76	1,57	90	1,65
	453	67	0,85	78	1,95	75	2,14	–	–
	487	68	1,33	80	1,57	69	1,64	92	2,08
	026	56	1,21	81	2,08	68	2,02	93	3,00
Канал 3 (Синий)	454	117	0,97	109	0,83	112	1,89	117	0,91
	453	110	0,88	108	1,09	108	1,22	–	–
	487	106	0,89	110	1,05	110	1,21	114	1,14
	026	102	1,26	109	0,96	109	1,09	115	1,50
Канал 4 (ИК)	454	39	2,25	123	4,75	83	4,67	173	5,02
	453	32	1,92	116	5,04	85	5,00	–	–
	487	27	1,50	105	4,87	74	4,78	180	4,85
	026	22	2,11	110	4,20	79	4,81	194	3,13

Сравнительный анализ значений яркости для разных съёмочных систем и заданного типа природного образования приведены в таблицах 3.8 и 3.9.

Таблица 3.8 – Сравнительный анализ значений яркости для съёмочной системы Formosat в условных единицах

Снимок	Объект	Синий		Зеленый		Красный		Инфракрасный	
		min	max	min	max	min	max	min	max
Снимок 1 (Formosat)	Вода	62	68	73	77	115	120	33	47
	Хвойные	58	85	70	88	108	120	63	113
	Лиственные	58	65	72	82	107	114	105	145
	Болото	72	87	78	90	111	120	98	129
	Трава	71	78	88	94	115	118	164	183
Снимок 2 (Formosat)	Вода	54	67	65	71	105	108	21	33
	Хвойные	52	60	64	72	105	111	63	80
	Лиственные	85	74	72	86	107	112	51	120
	Болото	69	77	74	83	109	115	90	110
	Трава	62	77	86	98	112	117	175	190

Таблица 3.9 – Сравнительный анализ значений яркости для съёмочной системы Ikonos в условных единицах

Снимок	Объект	Синий		Зеленый		Красный		Инфракрасный	
		min	max	min	max	min	max	min	max
Снимок 1 (Ikonos)	Вода	49	57	39	50	19	26	11	15
	Лес	40	47	24	34	12	22	29	99
	Трава	45	52	31	47	19	31	69	160
Снимок 2 (Ikonos)	Вода	41	46	40	51	19	26	11	15
	Лес	38	43	34	43	19	27	48	107
	Трава	40	47	40	60	24	39	82	166

Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы:

– несмотря на значительные отличия формы гистограмм различных объектов в большинстве спектральных каналов, значения яркостей этих объектов перекрываются (то есть разделить объекты по средним значениям μ и средним квадратичным отклонениям σ не возможно, то есть стандартный подход при классификации будет давать существенные ошибки);

– наименьшее перекрытие областей яркости для разных типов растительности наблюдается в ИК канале, эта тенденция сохраняется для всех рассмотренных снимков, что хорошо видно на приведенных выше рисунках (и в приложениях В, Г, Д, Е);

– единственным признаком, сохраняющим свои характеристики для заданного объекта, является вид функции, описывающей частоту появления пикселя с заданной яркостью;

– наибольшее различие вида кривых наблюдается в красном канале и ИК диапазонах спектра.

Таким образом, анализ результатов экспериментальных работ позволяет установить следующее:

– при использовании стандартных методов классификации растительности целесообразно использовать ИК канал, обеспечивающий наибольшую разделимость по яркости;

– при использовании функции плотности распределения как дешифровочного признака наиболее эффективно применять изображение в красном канале, так как кривые плотностей вероятностей существенно отличаются;

– использование двух признаков одновременно позволит улучшить распознавание объектов.

3.4 Исследование методики получения статистических эталонов

На первом этапе исследований предлагаемой методики был проведен анализ зависимости репрезентативности обучающей выборки от количества ее элементов. Так как необходимый объем теоретически определить весьма сложно, данный параметр оценивался экспериментально.

Для этого выбирается максимальный объем измерений (который определяется размерами тестового участка). По этим измерениям получают функцию частоты появления пикселей заданной яркости для выбранного тестового участка и, соответственно, функции плотности вероятности.

Затем количество измерений (размер тестового участка) уменьшается и также проводится оценка функции плотности вероятностей. Соответствие полученных и исходной функций оценивается путем сравнения и оценки коэффициента корреляции.

Процесс продолжается до тех пор, пока критерий соответствия не превысит заданный допуск.

Для проведения исследований использовался мультиспектральный снимок Ikonos (панхроматический и четыре спектральных канала) на территорию г. Екатеринбурга. На снимке были выявлены области, содержащие только растительность, при этом основным был критерий однородности исследуемого участка. На рисунке 3.7 представлен выбранный фрагмент территории.



Рисунок 3.7 – Фрагмент однородного участка исходного снимка

Далее для проведения анализа использовались различные объемы выборок (количество пикселей), соответствующие участкам разных размеров на выбранной территории. Полученные коэффициенты корреляции значений максимальной выборки с последующими по убыванию размеров приведены в таблице 3.10.

Таблица 3.10 – Коэффициенты корреляции выборок разных размеров

Размер участка, пиксели	600000	400000	240000	120000	60000	30000	15000
Коэффициент корреляции	1,000	1,000	0,996	0,993	0,987	0,980	0,971
Размер участка, пиксели	7500	3750	1500	750	375	150	–
Коэффициент корреляции	0,960	0,959	0,935	0,890	0,891	0,774	–

На рисунке 3.8 представлен график зависимости значений коэффициента корреляции от размера тестового участка.

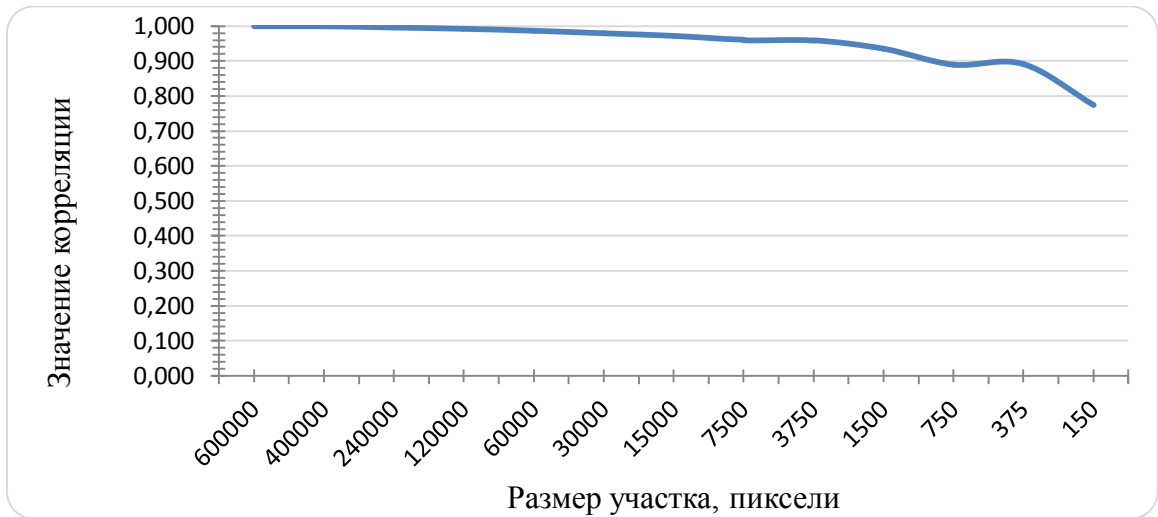


Рисунок 3.8 – График зависимости значений коэффициента корреляции от размера тестового участка

Полученный результат показывает, что при количестве измеренных яркостей элементов изображения превышающих 1500 измерений, вид функции распределения практически не меняется и значение максимума коэффициента корреляции соответствует установленному допуску (в данном случае 0,94).

При практическом использовании данной методики, могут возникнуть проблемы с получением однородного участка заданного размера. На рисунке 3.9 представлен снимок с неоднородной локализацией типов растительности.

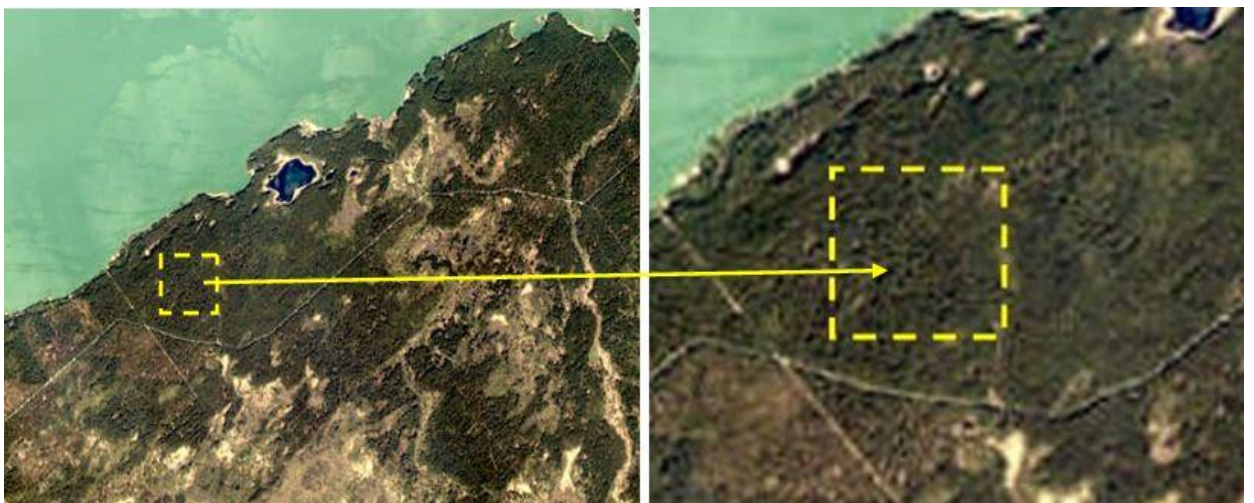


Рисунок 3.9 – Локализация исследуемого участка растительности на исходном снимке

Далее было экспериментально проверено предположение, что можно использовать критерий максимального соответствия при снижении значения коэффициента корреляции. Допустимость такого решения подтверждается результатами, приведенными в таблице 3.11.

Таблица 3.11 – Корректность определения участка растительности заданного типа

Размер участка, пиксели	10201	4900	1764	484	484	121
Идентифицированный класс	1	1	1	1	1	1
Коэффициент корреляции	0,973	0,965	0,957	0,936	0,933	0,834
Размер участка, пиксели	121	49	49	49	25	25
Идентифицированный класс	1	1	7	1	3	1
Коэффициент корреляции	0,832	0,596	0,626	0,617	0,315	0,681

Результаты показывают, что отнесение участка к данному типу сохраняется при снижении коэффициента корреляции до 0,83, а дальнейшее уменьшение размеров выборки ведет к ошибочному распознаванию класса объекта. На рисунке 3.10 представлено графическое отображение результатов. Красными маркерами отмечено несоответствие классов и распознаваемых объектов.

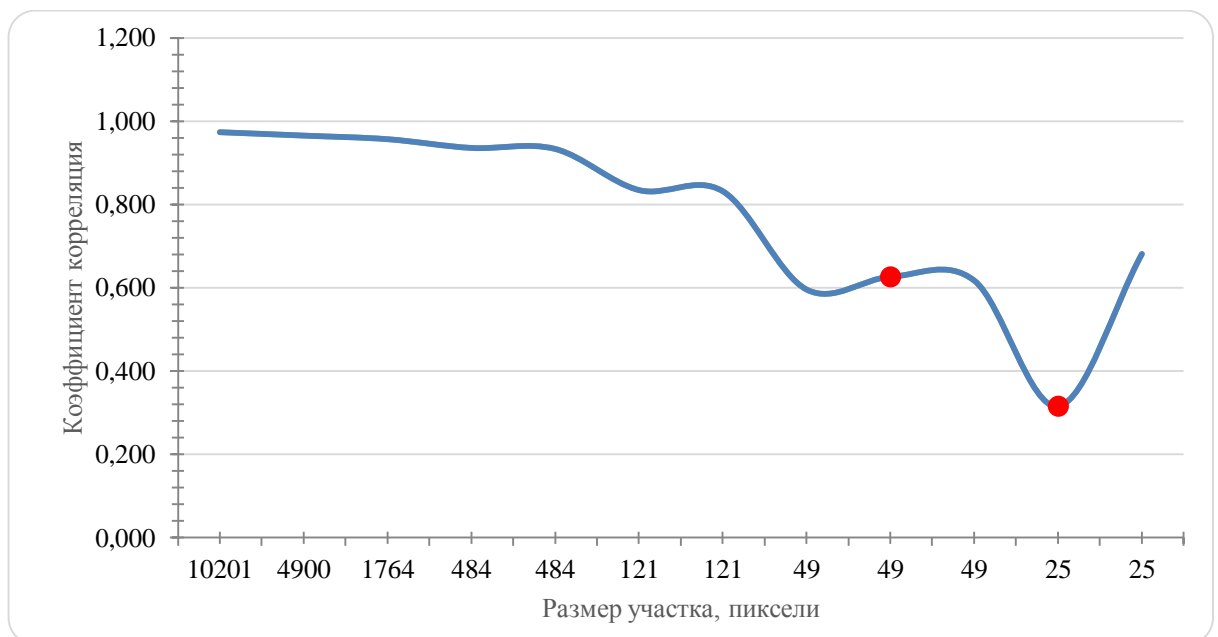


Рисунок 3.10 – Ошибочно распознанные объекты при использовании малых выборок

Из общих соображений не следует уменьшать число используемых точек ниже 100, поскольку теряется корректность статистической оценки. Этот вывод также подтверждается полученными результатами.

Как показано в 2.1, при использовании статистического подхода оцениваются статистические характеристики случайного вектора измерений X .

Случайный вектор X полностью характеризуется функцией плотности распределения вероятностей. Так как структура вероятностного процесса не известна, то для получения оценки функции плотности вероятности используется непараметрический метод.

Оценка функции распределения вероятностей выполняется по обучающей выборке – для нашего случая это измерения яркости пикселей эталонного объекта, принадлежащего заданному классу.

Как показано в 2.2, способ определения оценки особой роли не играет, если нет никаких дополнительных данных о вероятностной структуре процесса, что и имеет место в нашем случае. Поэтому был использован гистограммный метод определения функции плотности вероятностей.

Полученные в 3.3 результаты позволили выделить общие для всех снимков виды зависимости распределения плотности вероятности значения яркости для каждого типа природного образования.

Как было показано ранее, для этой цели следует использовать красный или ИК спектральный канал, так как именно в этих каналах выявлено наибольшее отличие функций распределения яркости и их яркостных коридоров, а суммарное по всем каналам излучение только затрудняет идентификацию за счет наложения уровней яркости.

Приведенные далее исследования проводились с использованием космических многозональных снимков, полученных съемочной системой Quick Bird (четыре спектральных канала) на одну и ту же территорию. На рисунке 3.11 представлен один из них.



Рисунок 3.11 – Многозональный снимок Quick Bird

Для получения эталонной функции распределения было выбрано несколько видов наиболее часто встречающихся типов природных образований. Для всех анализируемых снимков были получены функции плотности распределения вероятностей. На рисунке 3.12 представлены графики, характеризующие распределение плотности вероятности для объектов «поле 1» и «поле 2» класса «травянистая растительность».

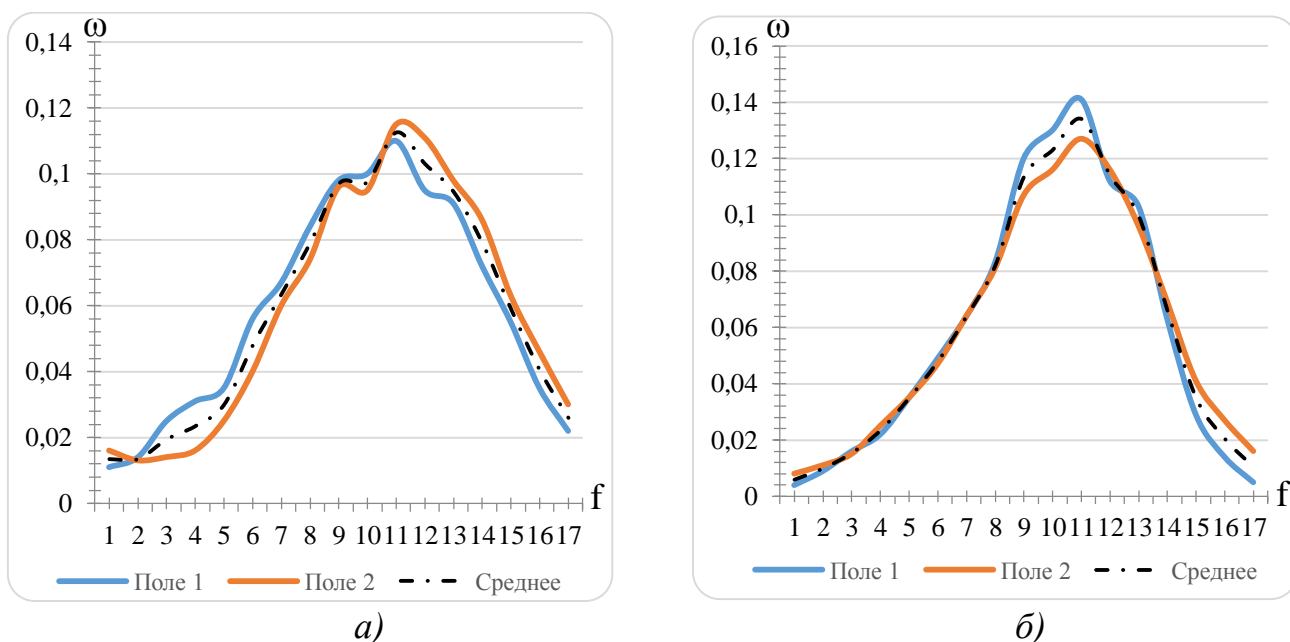


Рисунок 3.12 – Графики, характеризующие распределение плотности вероятности для объектов «поле 1» и «поле 2» на: а) снимке 1; б) снимке 2

Распределение, рассчитанное для объектов одного класса «поле 1» и «поле 2» на двух различных снимках, принимается как статистический эталон (далее стат-эталон) для объекта «травянистая растительность» и представлено на рисунке 3.13 (показано черным цветом).

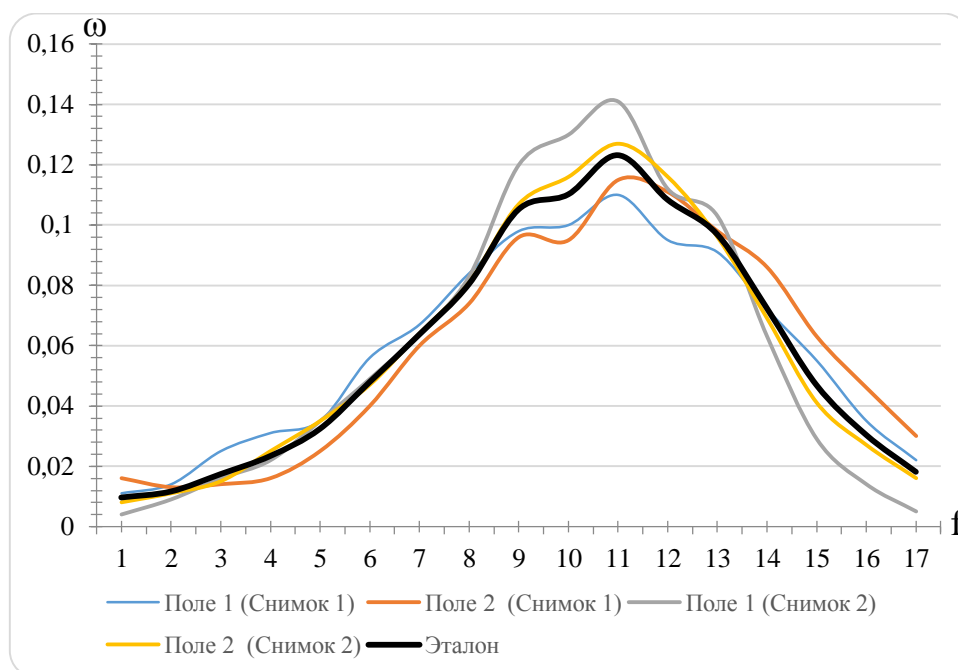


Рисунок 3.13 – Стат-эталон «Поле» для травянистой растительности

Так как в данной работе для описания объектов используются непараметрические статистики, то возникает задача выбора критерия сходства полученной и эталонной функции распределений, заданных дискретно на определенном интервале.

Коэффициент корреляции позволяет оценить степень подобия стат-эталона и исходных образцов (таблица 3.12).

Таблица 3.12 – Корреляционная связь исходных зависимостей со стат-эталонном «Поле»

Снимок 1		Снимок 2	
«Поле 1»	«Поле 2»	«Поле 1»	«Поле 2»
0,993	0,97	0,987	0,998

Также были сформированы статистические эталоны для других исследуемых классов. Полученные зависимости приведены на графиках рисунка 3.14.

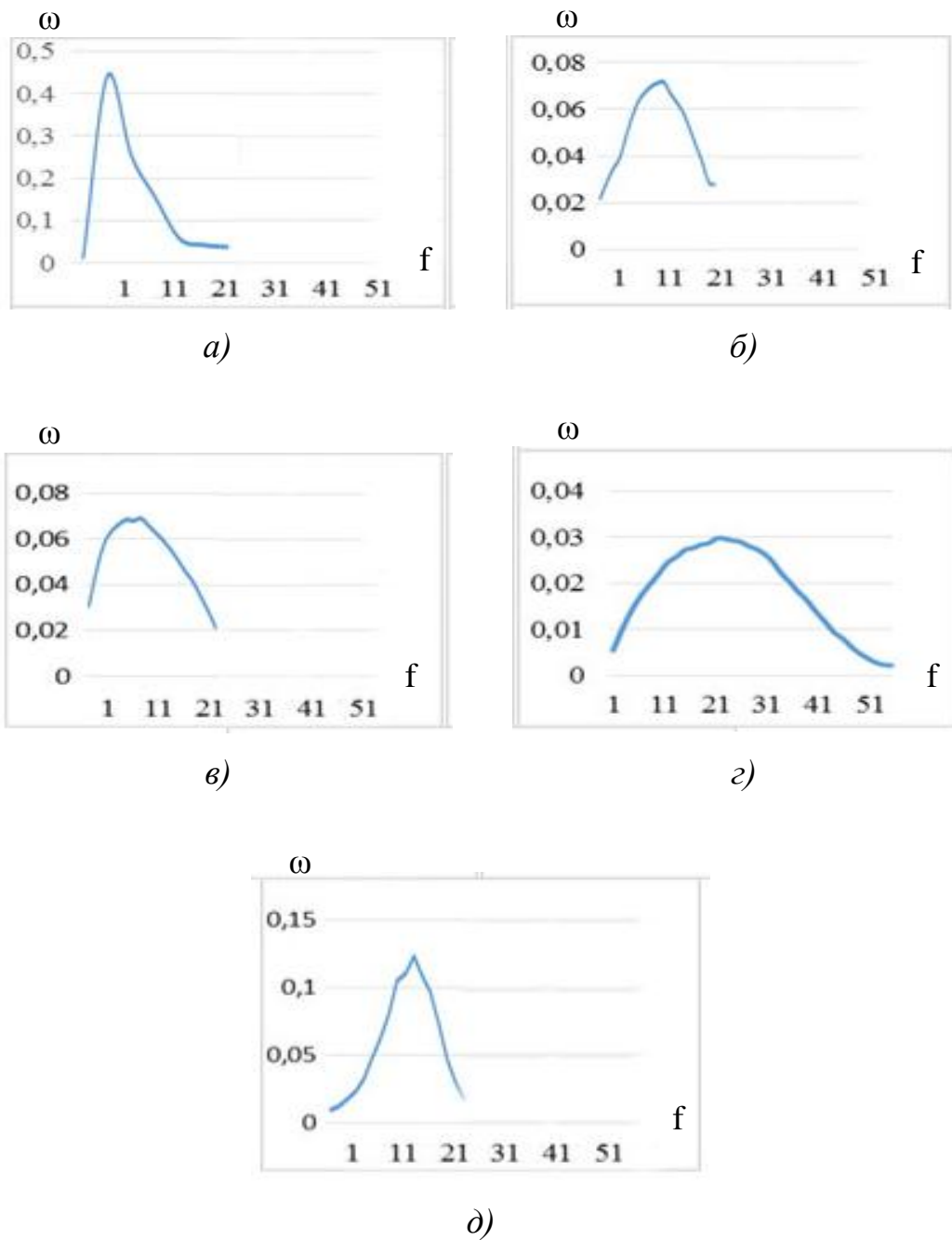


Рисунок 3.14 – Вид функции распределения плотности вероятности от яркости в условных единицах для различных природных объектов: а) вода; б) хвойная растительность; в) болото; г) лиственная растительность; д) травянистая растительность

3.5 Исследования методики дешифрирования снимков по статистическим эталонам

В данном разделе приводятся результаты исследования работоспособности предложенной методики по реальным данным.

Исходными материалами являлись:

– космические снимки высокого разрешения, фрагмент приведен на рисунке 3.15;



Рисунок 3.15 – Фрагмент космического снимка высокого разрешения

– лесоустроительная карта масштаба 1:25000 на эту же территорию, полученная путем полевого дешифрирования снимков (рисунок 3.16).

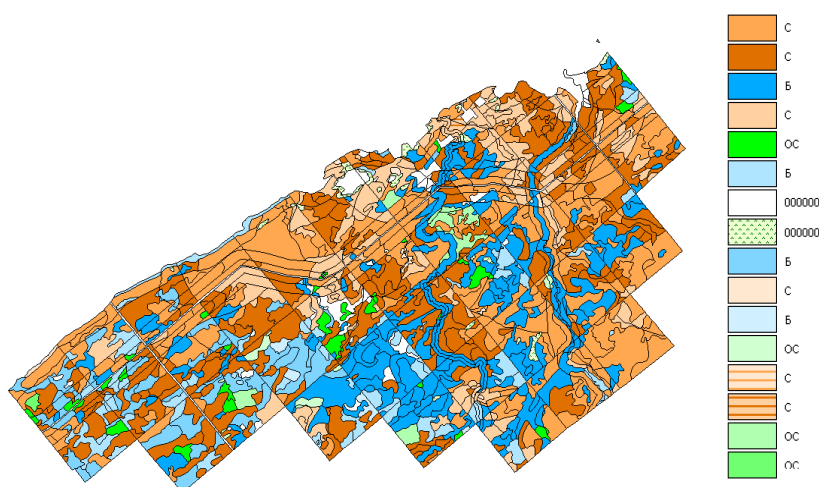


Рисунок 3.16 – Фрагмент лесоустроительной карты

Заметим, что при создании лесоустроительных карт существуют определенные правила объединения участков в определенный тип леса в зависимости от процентного содержания признака.

На исследуемой территории присутствуют хвойные и лиственные деревья различного типа, а также травянистая растительность. Хвойные и растительные деревья представлены несколькими типами, различающимися по виду и возрасту.

На рисунке 3.17 показаны примеры соответствия вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей различных типов растительности, выделенных визуально.

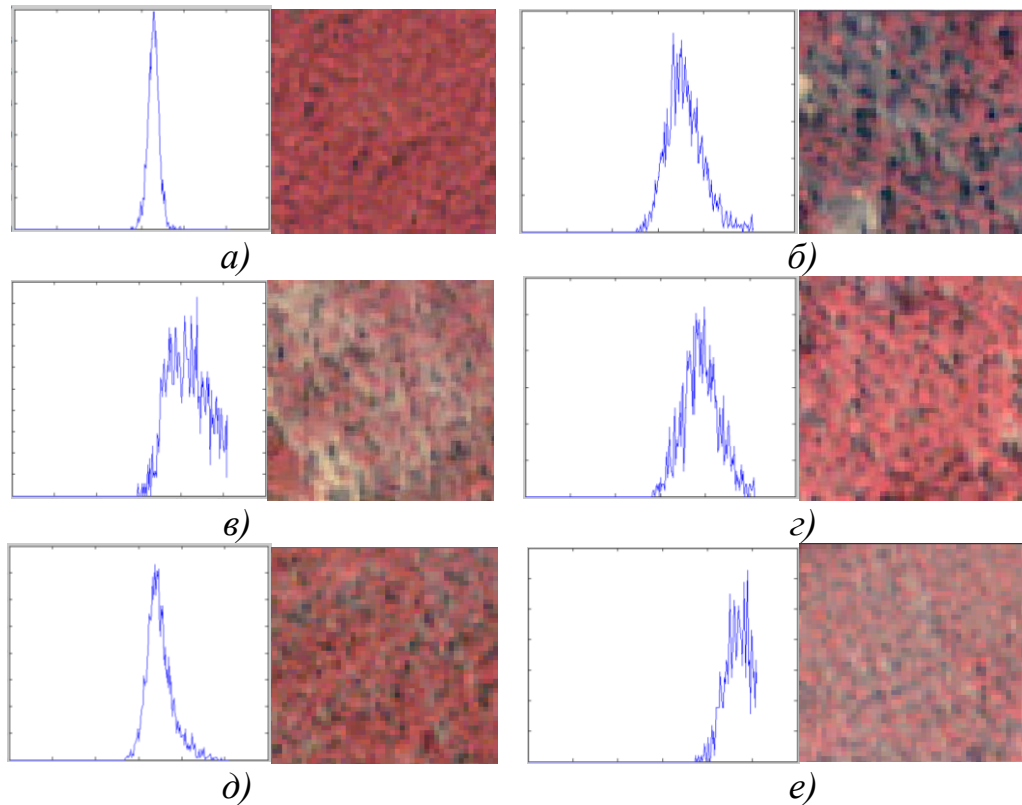
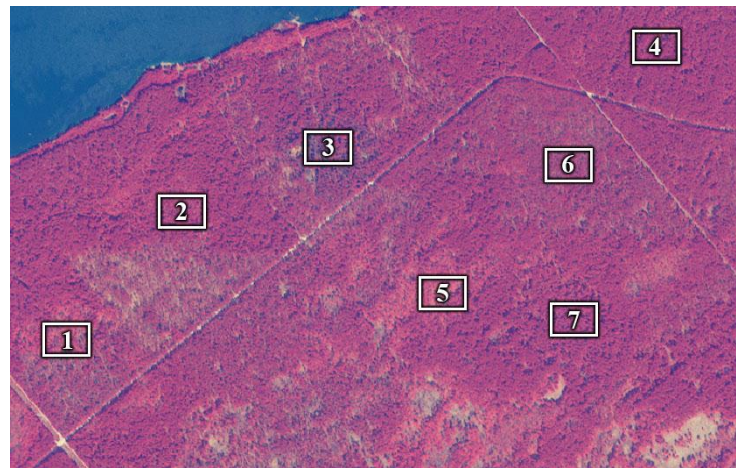
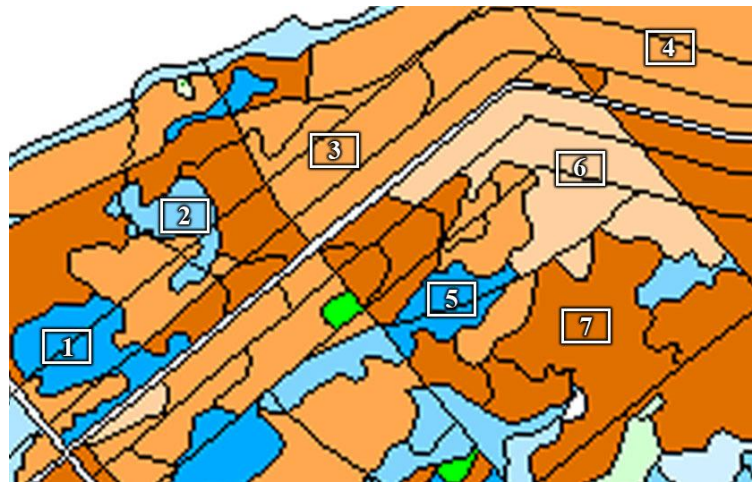


Рисунок 3.17 – Примеры соответствия вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей и различных: а) – е) типов растительности

Далее для достоверности проведения экспериментов на космических снимках в соответствии с лесоустроительной картой были выбраны однородные тестовые участки (рисунок 3.18) определенного типа растительности.



а)



б)

Рисунок 3.18 – Тестовые участки определенных типов растительности:

а) на снимке; б) на карте

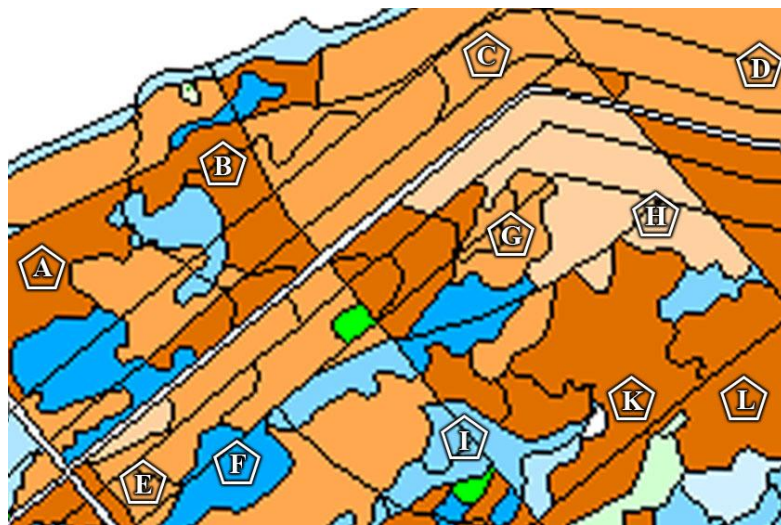
Анализ изображений показывает, что в некоторых случаях типы растительности, которые на лесоустроительной карте формально являются одним и тем же классом, при визуальном дешифрировании на снимке выглядят различно и имеют заметные расхождения в распределении яркостей. Поэтому для типов объектов «сосна» и «береза» было использовано по два тестовых участка – участки 3 и 4 для сосны и участки 1 и 5 для березы.

Далее в соответствии с правилами получения эталонов были рассчитаны оценки функции плотности вероятностей распределения яркостей участков. Эти функции были приняты за эталонные.

Затем были выбраны участки, для которых нужно было определить тип леса по полученным эталонам, далее такие участки называются «образцы». Образцы выбирались по всему полю снимка, а тип участка и однородность определялись в соответствии с лесоустроительной картой. На рисунке 3.19 показано расположение участков-образцов.



а)



б)

Рисунок 3.19 – Расположение участков-образцов определяемых типов растительности: а) на снимке; б) на карте

Всего было выбрано одиннадцать участков-образцов, обозначенных литерами А – Л английского алфавита.

На рисунке 3.20 и в приложениях Ж, И представлены соответствия вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей эталонных участков и участков образцов определяемых типов растительности.

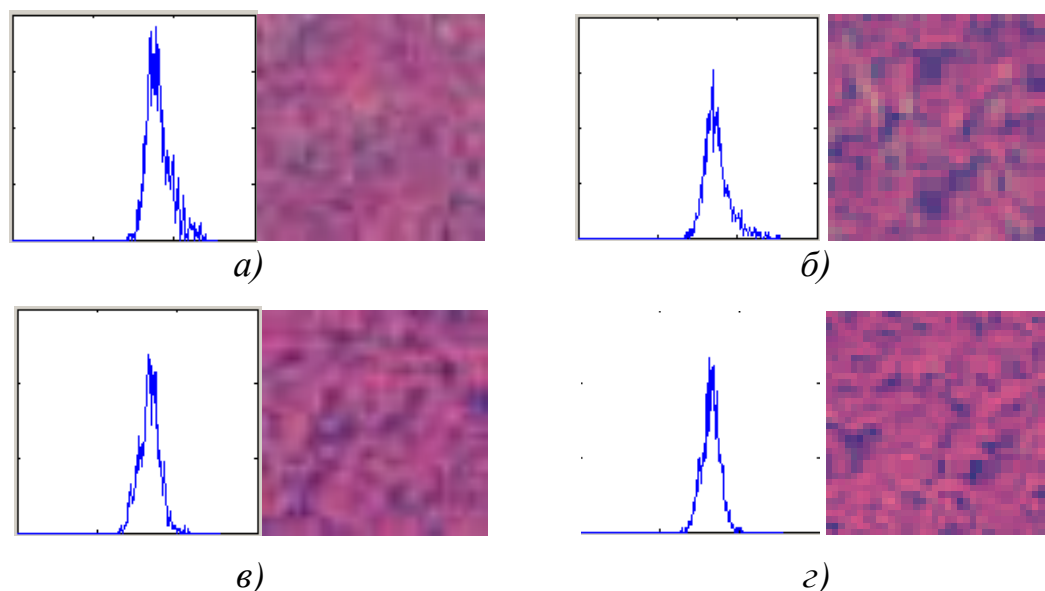


Рисунок 3.20 – Примеры соответствия вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей эталонных участков и образцов: а) тестовый участок № 6; б) участок-образец Н; в) тестовый участок № 7; г) участок-образец А

На следующем этапе было выполнено последовательное сравнение функции определяемого объекта с каждой функцией – эталоном. В таблице 3.13 представлены значения коэффициента корреляции между эталонами, а также объектом и эталоном.

Первая часть таблицы 3.13 показывает, что большинство эталонов существенно отличаются друг от друга. Даже близкие по характеру объекты имеют отличие в значении максимума коэффициента корреляции около 0,1 (в данном случае участки одного типа леса, несколько отличающиеся по лесоустроительным категориям).

Результаты дешифрирования представлены во второй части таблицы. Распознавание и отнесение к определенному типу леса было выполнено для 11 различных изображений участков леса, выбранных в соответствии с лесоустроительной

картой, следовательно, тип леса известен и можно оценить достоверность дешифрирования.

В таблице 3.13 приведены значения и выделены максимумы корреляционных функций, полученных в результате сравнения дешифрируемого объекта с каждым из эталонов. Принадлежность к данному типу леса в соответствии с эталоном определялась по максимуму корреляции. Как видно из результатов эксперимента достоверность распознавания около 90 %.

Таблица 3.13 – Корреляционная матрица

Объекты сравнения								
		Эталон 1	Эталон 2	Эталон 3	Эталон 4	Эталон 5	Эталон 6	Эталон 7
Эталоны	1	1,000	0,560	0,763	0,205	0,942	0,726	0,346
	2	0,560	1,000	0,898	0,654	0,527	0,946	0,813
	3	0,763	0,898	1,000	0,601	0,690	0,894	0,779
	4	0,205	0,654	0,601	1,000	0,116	0,606	0,922
	5	0,942	0,527	0,690	0,116	1,000	0,796	0,408
	6	0,726	0,946	0,894	0,606	0,796	1,000	0,745
	7	0,346	0,813	0,779	0,922	0,408	0,745	1,000
Образцы	A	0,334	0,742	0,688	0,921	0,367	0,694	0,963
	B	0,264	0,724	0,690	0,950	0,293	0,663	0,957
	C	0,159	0,542	0,559	0,954	0,159	0,455	0,853
	D	0,164	0,552	0,573	0,954	0,192	0,486	0,851
	E	0,259	0,730	0,689	0,958	0,305	0,606	0,931
	F	0,879	0,526	0,623	0,152	0,812	0,654	0,316
	G	0,264	0,703	0,884	0,939	0,391	0,617	0,925
	H	0,609	0,913	0,874	0,658	0,698	0,937	0,873
	I	0,905	0,938	0,661	0,213	0,829	0,609	0,311
	K	0,544	0,825	0,768	0,918	0,506	0,834	0,949
	L	0,339	0,816	0,777	0,950	0,384	0,682	0,943

Далее было выполнено сравнение предложенного метода со стандартными методами автоматизированного дешифрирования снимков.

Предварительно была набрана обучающая выборка. Для её создания использовались те же семь эталонов, соответствующих лесоустроительной карте, что и при формировании стат-эталонов. Дополнительно в выборку были включены два эталона «Вода» и «Дорога», обеспечивающие корректность работы используемых алгоритмов классификации. Редактор эталонов представлен на рисунке 3.21.










Signature Name	Color	Red	Green	Blue	Value
Class 1		0.703	0.592	0.526	1
Class 2		0.562	0.413	0.385	2
Class 3		0.322	0.479	0.488	3
Class 4		0.492	0.344	0.343	4
Class 5		0.743	0.684	0.596	5
Class 6		0.490	0.458	0.395	6
Class 7		0.494	0.360	0.370	7
Water		0.000	0.670	1.000	8
Road		1.000	1.000	1.000	9

Рисунок 3.21 – Редактор эталонов для проведения управляемой классификации

Следует отметить, что созданная обучающая выборка характеризуется слабой разделимостью классов растительности на любом из используемых каналов. Это хорошо иллюстрируется гистограммами распределения яркости эталонов на рисунке 3.22.

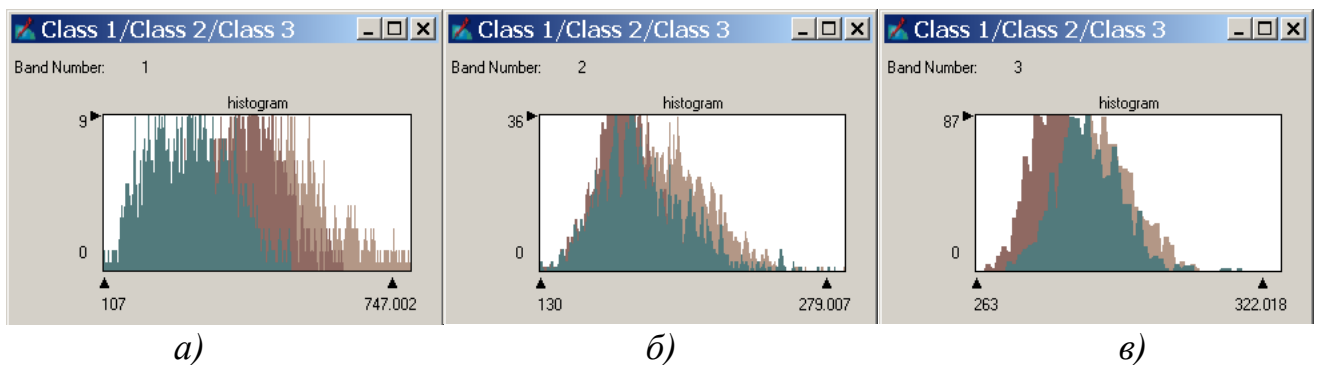


Рисунок 3.22 – Гистограммы распределения яркости эталонов классов 1, 2 и 3 для разных каналов: а) канал № 1; б) канал № 2; в) канал № 3

Для сравнения были выбраны стандартные метод распознавания – метод расстояния Махаланобиса, метод максимального правдоподобия, метод параллелепипедов и метод минимальных расстояний.

Далее представлены результаты дешифрирования указанными методами.

Метод параллелепипедов показал наихудшие результаты, представлено на рисунке 3.23.

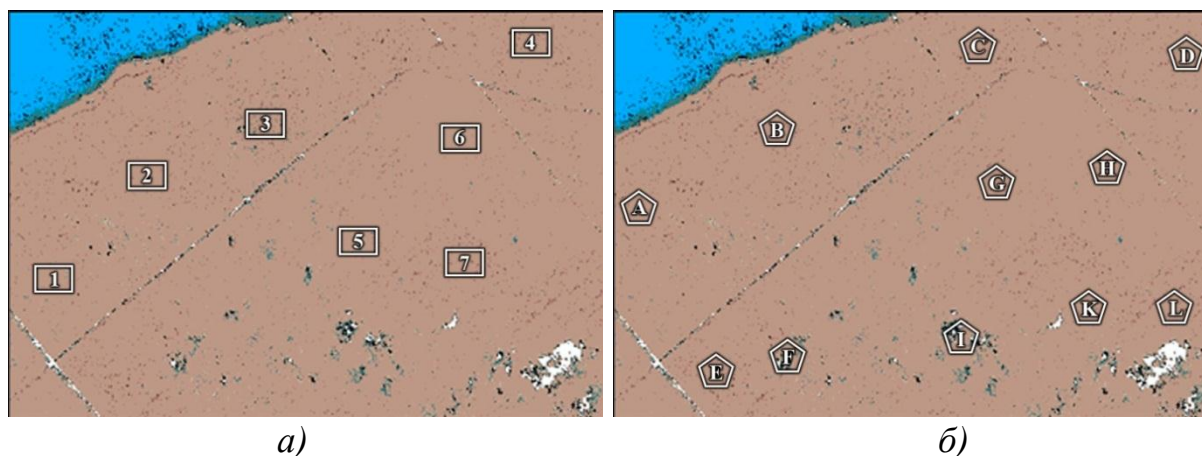


Рисунок 3.23 – Результат дешифрирования методом параллелепипедов:
а) эталонные участки; б) образцы

Очевидно, что данный результат нельзя назвать достоверным. Все типы объектов были включены в один класс, что противоречит лесоустроительной карте.

Немного лучше картину показал метод минимальных расстояний (рисунок 3.24). При данном методе классификации в большинство классов, относящихся к растительности, попали пиксели, соответствующие классу «Вода».

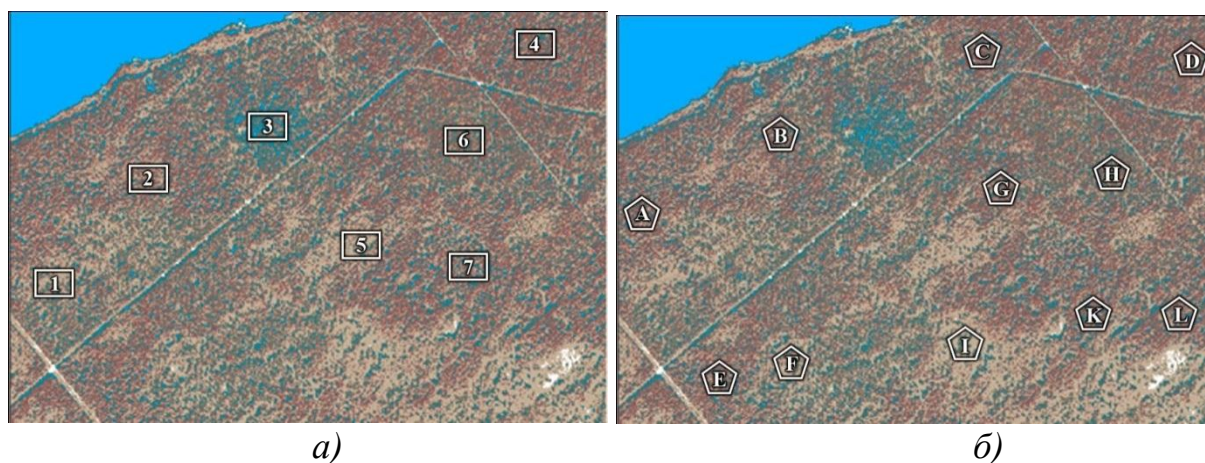


Рисунок 3.24 – Результат дешифрирования методом минимальных расстояний: *а) эталонные участки; б) образцы*

При дешифрировании методом расстояния Махаланобиса и в участки эталонов, и в участки образцов попало много в доленом отношении пикселей, относящихся к другим классам. Результат показан на рисунке 3.25.

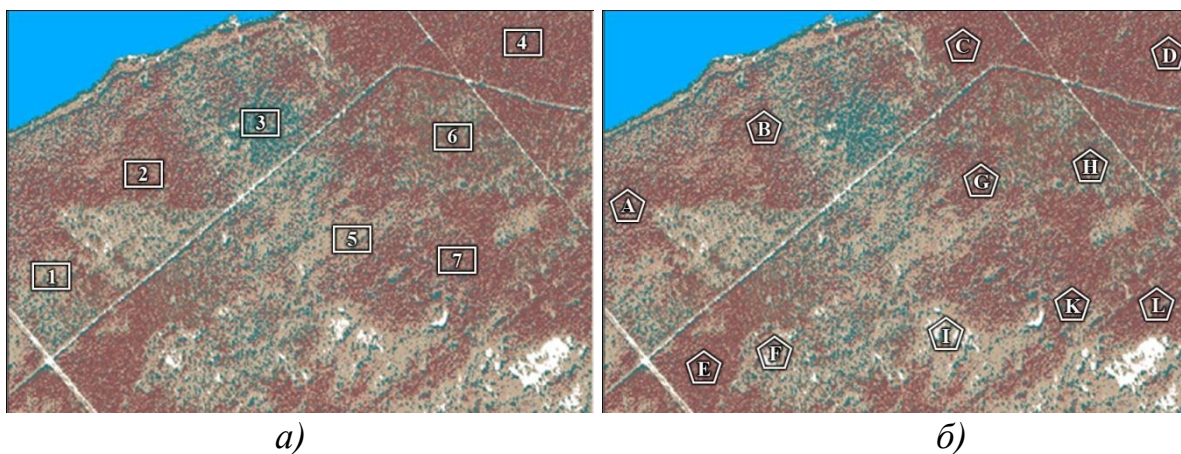


Рисунок 3.25 – Результат дешифрирования методом расстояния Махаланобиса: *а)* эталонные участки; *б)* образцы

Наилучшие результаты из примененных методов показал метод максимального правдоподобия (рисунок 3.26), но и в этом случае достоверность дешифрирования является весьма низкой.

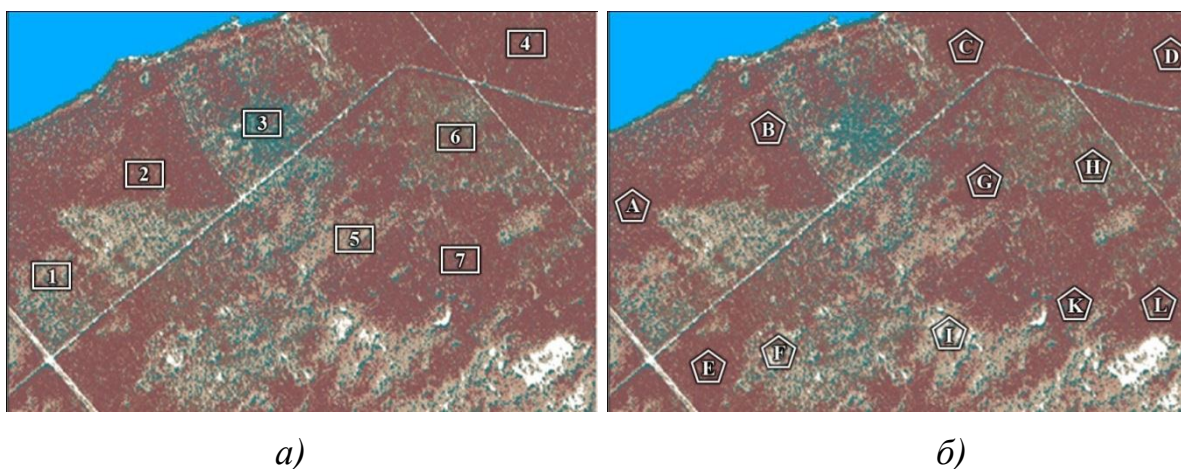


Рисунок 3.26 – Результат дешифрирования методом максимального правдоподобия: *а)* эталонные участки; *б)* образцы

В таблице 3.14 представлена численная оценка достоверности результатов дешифрирования снимков традиционными методами классификации с обучением: методом максимального правдоподобия, методом расстояния «Махаланобиса» и методом минимальных расстояний. Метод параллелепипедов в таблице 3.14 не указан, так как даже визуально очевидна абсолютная недостоверность отнесения объектов к классам.

Таблица 3.14 – Достоверность результатов дешифрирования

Объекты сравнения		Достоверность дешифрирования автоматизированными методами		
		Максимального правдоподобия	Расстояние Махаланобиса	Минимальных расстояний
Образцы	A (Эталон 7)	Class 4 – 35 % Class 7 – 49 %	Class 2 – 12 % Class 3 – 11 % Class 4 – 22 % Class 5 – 24 % Class 7 – 25 %	Class 1 – 17 % Class 2 – 23 % Class 3 – 27 % Class 4 – 18 % Class 7 – 6 %
	B (Эталон 7)	Class 4 – 32 % Class 7 – 48 %	Class 2 – 18 % Class 3 – 11 % Class 4 – 21 % Class 5 – 15 % Class 7 – 29 %	Class 1 – 16 % Class 2 – 24 % Class 3 – 28 % Class 4 – 17 % Class 7 – 7 %
	C (Эталоны 3,4)	Class 4 – 65 % Class 7 – 21 %	Class 2 – 17 % Class 4 – 49 % Class 7 – 17 %	Class 1 – 13 % Class 2 – 27 % Class 3 – 26 % Class 4 – 24 %
	D (Эталоны 3,4)	Class 4 – 63 % Class 7 – 23 %	Class 2 – 14 % Class 4 – 46 % Class 7 – 21 %	Class 1 – 14 % Class 2 – 31 % Class 3 – 22 % Class 4 – 24 %
	E (Эталоны 3,4)	Class 2 – 14 % Class 4 – 62 % Class 7 – 16 %	Class 2 – 25 % Class 4 – 42 % Class 7 – 14 %	Class 1 – 15 % Class 2 – 23 % Class 3 – 27 % Class 4 – 20 %
	F (Эталоны 1,5)	Class 1 – 17 % Class 3 – 19 % Class 5 – 35 % Class 6 – 28 %	Class 1 – 15 % Class 3 – 22 % Class 5 – 46 % Class 6 – 11 %	Class 1 – 11 % Class 3 – 23 % Class 5 – 34 % Class 6 – 20 %
	G (Эталоны 3,4)	Class 4 – 41 % Class 7 – 39 %	Class 2 – 12 % Class 3 – 11 % Class 4 – 27 % Class 5 – 16 % Class 7 – 25 %	Class 1 – 15 % Class 2 – 25 % Class 3 – 28 % Class 4 – 15 %
	H (Эталон 6)	Class 2 – 10 % Class 4 – 16 % Class 6 – 35 % Class 7 – 23 %	Class 1 – 12 % Class 2 – 13 % Class 3 – 16 % Class 5 – 12 % Class 6 – 25 % Class 7 – 13 %	Class 1 – 14 % Class 2 – 24 % Class 3 – 29 % Class 6 – 16 %
	I (Эталон 2)	Class 1 – 30 % Class 2 – 8 % Class 3 – 13 % Class 5 – 33 %	Class 1 – 16 % Class 2 – 3 % Class 3 – 16 % Class 5 – 59 %	Class 1 – 10 % Class 2 – 5 % Class 3 – 18 % Class 5 – 54 % Class 6 – 11 %
	K (Эталон 7)	Class 2 – 11 % Class 4 – 30 % Class 7 – 39 %	Class 2 – 16 % Class 3 – 13 % Class 4 – 20 % Class 5 – 14 % Class 7 – 23 %	Class 1 – 17 % Class 2 – 24 % Class 3 – 31 % Class 4 – 11 % Class 7 – 5 %
L (Эталон 7)	Class 2 – 12 % Class 4 – 46 % Class 7 – 25 %	Class 2 – 21 % Class 4 – 30 % Class 5 – 12 % Class 7 – 18 %	Class 1 – 18 % Class 2 – 21 % Class 3 – 21 % Class 4 – 13 % Class 5 – 19 % Class 7 – 5 %	

Приведенные в таблице 3.14 результаты показывают, что методы классификации, основанные на использовании значений яркости, плохо разделяют классы с близкими значениями или большой вариативностью этого параметра.

Распознаваемость разных типов растительности методом максимального правдоподобия оказалась лучшей, но и при этом в среднем составила не более 45 % – 50 %.

Причём результаты дешифрирования методом минимальных расстояний и методом расстояний Махаланобиса практически совпадают и показывают в среднем 25 % – 30 % достоверности.

Данные, приведенные в таблице 3.14, показывают преимущества предложенного метода статистических эталонов по сравнению с простым применением традиционных методов, которые не дают однозначного решения при классификации объектов растительности. Естественно, что применение более сложных алгоритмов дешифрирования даст более высокую достоверность. Однако применение метода статистических эталонов показывает достаточно хорошие результаты, а если этот метод использовать в комплексных алгоритмах распознавания, то можно рассчитывать на получение высокой достоверности распознавания для широкого класса объектов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В *заключении* сформулированы основные результаты работы:

– выполнен анализ современных методов цифровой обработки аэрокосмических снимков, используемых при мониторинге природных территориальных комплексов; установлено, что дешифрирование на основе спектральных яркостей в ряде случаев дает неудовлетворительный результат. Поэтому необходимо совершенствовать существующие алгоритмы и разрабатывать новые простые и устойчивые методы распознавания, а также использовать комплексные алгоритмы для повышения достоверности автоматизированного дешифрирования снимков;

– показано, что статистические характеристики яркостей элементов изображений сохраняют свои значения для одного класса объектов на различных снимках, полученных съемочной системой одного типа, и существенно меняются для объектов других классов, следовательно, функция распределения яркостей изображения объекта является устойчивым дешифровочным признаком;

– разработана методика получения статистических эталонов для дешифрирования многоспектральных космических снимков, и получены статистические эталоны для некоторых типовых объектов растительности для космических снимков высокого разрешения;

– разработана новая методика и технологическая схема дешифрирования аэрокосмических снимков по статистическим эталонам, позволяющая с высокой степенью достоверности дешифрировать различные природные образования на поверхности Земли, в том числе растительности;

– исследования изменений функции распределения плотности вероятностей для различных каналов многоспектральной съемочной системы показали, что делимость объектов по спектральным яркостям и по спектральным эталонам различается и вследствие этого можно использовать эти признаки как дополняющие, что повышает достоверность распознавания;

– экспериментальные работы, выполненные по реальным космическим снимкам IKONOS, Quik Bird, Formosat 2, показали эффективность применения разработанного метода, вероятность распознавания объектов растительности составляет около 90%. Дальнейшее развитие предложенного метода – применение его в комплексных алгоритмах, что повысит надежность и достоверность автоматических алгоритмов дешифрирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Аковецкий, В. И. Дешифрирование снимков [Текст] : учеб. для вузов / В. И. Аковецкий. – М.: Недра, 1983. – 374 с.
- 2 Алексеев, А. С. Лесоустройство и статистическая инвентаризация лесов в России [Текст] / А. С. Алексеев, М. М. Орлов // Современные проблемы лесного хозяйства и лесоустройства: сб. материалов междунар. конф. / Гос. лесотехн. ун.-т 2012. – Т.1. – № 15. – С. 12–17.
- 3 Алмазов, И. В. Использование статистических признаков для распознавания лесных угодий по материалам аэрофотосъемки [Текст] / И. В. Алмазов, И. А. Бродская // Геодезия и аэрофотосъемка. – 2009. – № 6. – С. 49–52.
- 4 Анучин, Н. П. Лесная таксация [Электронный ресурс] / Н. П. Анучин. – 3 изд. – М., 1971. – Режим доступа: <http://bse.sci-lib.com/article108575.html>.
- 5 Арбузов, С. А. Исследование алгоритма «дерево решений» в программном комплексе ENVI [Текст] / С. А. Арбузов, А. А. Гук // Геодезия и картография. – 2011. – № 2. – С. 11–14.
- 6 Аэрокосмический мониторинг лесов [Текст] / А. С. Исаев [и др.] – М.: Недра, 1991. – 240 с.
- 7 Вентцель, Е. С. Теория вероятностей [Текст] / Е. С. Вентцель. – Изд. 4-е стер. – М.: Наука, 1969. – 576 с.: ил.
- 8 Геворков, В. Р. Характеристики спутников высокого разрешения [Текст] / В. Р. Геворков // Пространственные данные. – 2005. – № 3. – С. 28–41.
- 9 Географические информационные системы и дистанционное зондирование [Электронный ресурс] : ст. – Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa.html>.
- 10 Геопространственные технологии [Электронный ресурс]: офиц. сайт журн. «Геопрофи». – Режим доступа : <http://geoprofi.ru/issues>.
- 11 Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
- 12 Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С.Эддинс. – М.: Техносфера, 2006. – 616 с.

13 Гордиенко, А. С. Разработка методики многоступенчатого дешифрирования космических снимков [Текст] / А. С. Гордиенко, М. А. Алтынцев, С. А. Арбузов // Геодезия и аэрофотосъемка. – 2011. – № 2. – С. 29–32.

14 Гук, А. П. Цифровая обработка снимков [Текст]: учеб. пособие / А. П. Гук. – Новосибирск, 1986. – 82 с.

15 Данилин, И. М. Мониторинг лесов в режиме реального времени на основе лазерной локации и цифровой аэро- и космической съемки. Лидерство высоких технологий в таксации и контроле лесопользования [Текст] / И. М. Данилин, Е. М. Медведев // Материалы Всерос. совещания-семинара с междунар. участием. – Красноярск: ин-т леса им. В. Н. Сукачева СО РАН, 2005. – С. 119.

16 Действующие и перспективные спутники наблюдения Земли [Электронный ресурс] : офиц. сайт журн. «Геоматика». – Режим доступа : http://geomatica.ru/pdf/2013_02/2013_02_107-111.pdf.

17 Дешифровочные признаки изображений объектов на многоспектральных космических снимках. Разработка методик автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков [Текст] / А. П. Гук, Л. Г. Евстратова, Е. П. Хлебникова, С. А. Арбузов, М. А. Алтынцев, А. С. Гордиенко, А. А. Гук, Д. П. Симонов // Геодезия и картография. – 2013. – № 7. – С. 31–40.

18 Дешифровочные признаки насаждений [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.derev-grad.ru/lesoustroistvo/deshifrovochnye-priznaki-nas.html>.

19 Дистанционное зондирование: количественный подход [Текст] / Ш. М. Дейвис [и др.]. – М.: Недра, 1983. – 415 с.

20 Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен [Текст] / Р. Дуда, П. Харт. – М.: Мир, 1976. – 509 с.

21 Журкин, И. Г. Международная конференция «Методы дистанционного зондирования и ГИС-технологии для контроля и диагностики состояния окружающей среды» [Текст] / И. Г. Журкин, В. Я. Цветков // Геодезия и картография. – 1997. – № 1. – С. 44–46.

22 Загреев, В. В. Общесоюзные нормативы для таксации лесов [Текст] / В. В. Загреев, В. И. Сухих, А. З. Швиденко. – М.: Колос, 1992. – 495 с.

- 23 Закс, Л. Статистическое оценивание [Текст] / Л. Закс. – М.: Статистика, 1976. – 598 с.
- 24 Зятькова, Л. К. Геомониторинг природной среды [Текст] : Т.1. / Л. К.Зятькова, И. В. Лесных. – Новосибирск, 2004. – 375 с.
- 25 Инструкция о порядке создания и размножения лесных карт [Текст]. – М., 1987. – 73 с.
- 26 Исаев, А. С. Основные направления исследований лесных ресурсов Сибири с помощью аэрокосмических средств [Текст] / А. С. Исаев, Ф. И. Плешиков // Исследование лесов аэрокосмическими методами. – Новосибирск: Наука, 1987. – С. 3–9.
- 27 Карманов, И. Н. Рассеяние света различными материалами [Текст] : монография / И. Н. Карманов, Н. А.Мещеряков. – Новосибирск: СГГА, 2002. – 168 с.
- 28 Кашкин, В. Б. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений [Текст] : учеб. пособие / В. Б. Кашкин, А. И. Сухнин. – М.:Логос, 2001. – 264 с.
- 29 Кобзева, Е. А. Автоматизация дешифрирования спутниковых снимков : опыт и проблемы [Текст] / Е. А. Кобзева, К. А. Поздина // Геодезия и картография. – 2008. – № 6. – С. 40–44.
- 30 Космический мониторинг территорий на основе цифровой обработки многозональных космических снимков среднего и высокого разрешения [Текст] / А. П. Гук [и др.] // Индустриально-инновационное развитие на современном этапе: состояние и перспективы: сб. материалов междунар. научно-практ. конф. – 2009. – Т. 1. – С. 122–123.
- 31 Креснов, В. Г. Нужна ли России информация о лесных ресурсах, если да – то какое должно быть лесоустройство? [Текст] / В. Г. Креснов, В. Н. Манович // Материалы 8-ой междунар. научно-практ.конф., Франция. – 2004. – С.74–79.
- 32 Креснов, В. Г. О лесорастительном районировании Западной Сибири [Текст] / В. Г. Креснов, В. Н. Манович, А. С. Махонин // Гео-Сибирь-2005: сб. материалов науч. конгр. – Новосибирск: СГГА, 2005. – Т. 3, ч.1. – С. 194–197.

- 33 Кринов, Е. Л. Спектральная отражательная способность природных образований [Текст] / Е.Л. Кринов. – М.: АН СССР, 1947. – 271с.
- 34 Кронберг, П. Дистанционное изучение Земли. Основы и методы дистанционных исследований в геологии [Текст] / П. Кронберг. – М.: Мир, 1988. – 343 с.
- 35 Кузнецов, В. А. Метрология [Текст] / В. А. Кузнецов, Л. К. Исаев, И. А. Шайко – М.: Стандартиформ, 2005. – 298 с.
- 36 Кузнецов, С. П. Динамический хаос [Текст] : курс лекций / С. П. Кузнецов. – М.: Физматлит, 2001. – 295 с.
- 37 Лабутина, И. А. Дешифрирование аэрокосмических снимков: уч. пос. для студентов вузов [Текст] / И. А. Лабутина – М.: Аспект Пресс, 2004. – 184 с.
- 38 Лесной кодекс Российской Федерации [Текст]. – М.: Приор, 1997. – 48 с.
- 39 Манович, В. Н. Концептуальный подход к созданию системы мониторинга состояния земель лесного фонда РФ [Текст] / В. Н. Манович // Геоинфокад: материалы X междунар. научно-практ. конф., Китай. – 2006. – С. 18–21.
- 40 Манович, В. Н. Лесоустройство и экологический мониторинг [Текст] / В. Н. Манович // Геоинфокад : материалы 7-й междунар. научно-практ. конф., Австрия. – 2003. – С. 16–20.
- 41 Манович, В. Н. Методика экологического мониторинга земель лесного фонда с использованием данных дистанционного зондирования Земли [Текст] / В. Н. Манович // ГЕО-Сибирь-2005: сб. материалов науч. конгр. – Новосибирск: СГГА, 2005. – Т. 3, ч. 1. – С. 190–193.
- 42 Манович, В. Н. Современные задачи информационного обеспечения рационального использования земель лесного фонда [Текст] / В. Н. Манович, В. Б. Жарников, Е. В. Епифанова // Геодезия и картография. – 2008. – № 2. – С. 58–61.
- 43 Манович, В. Н. Экологический мониторинг и аудит земель лесного фонда с использованием данных дистанционного зондирования Земли [Текст] / В. Н. Манович // Геоинфокад : материалы 9-й междунар. научно-практ. конф., Италия. – 2005. – С. 50–54.

- 44 Митропольский, А. К. Техника статистических вычислений [Текст] / А. К. Митропольский. – М.: Наука, 1971. – 576 с.
- 45 Михайлов, В. И. Спутники ДЗЗ высокого разрешения [Текст] / В. И. Михайлов, М. А. Болсуновский // Сборник статей компании «Совзонд» за 2004-2005 гг. – М.: Проспект, 2005.
- 46 Новаковский, Б. А. Фотограмметрия и дистанционные методы изучения Земли [Текст] : учеб. и справ. пособие / Б. А. Новаковский. – М.: МГУ, 1997. – 208 с.: ил.
- 47 Определение точностных характеристик снимков QuickBird [Электронный ресурс] / В. Н. Адров [и др.] / сайт фирмы Ракурс. – Режим доступа : <http://www.racurs.ru/?page=300> – Загл. с экрана.
- 48 Опыт использования космических снимков IKONOS и QuickBird для решения задач муниципального хозяйства г. Перми [Текст] / А. В. Гормаш [и др.] // Геоматика. – 2010. – № 1 – С. 52–56.
- 49 Пестунов, И. А. Сегментация спутниковых изображений высокого разрешения по спектральным и текстурным признакам [Текст] / И. А. Пестунов, С. А. Рылов // Интерэкспо Гео-Сибирь-2012: сб. материалов VIII Междунар. конгр. – Новосибирск: СГГА, 2012. – Т.4, ч.1. – С. 90 – 95.
- 50 Программа ERDASImagine [Электронный ресурс].– [Режим доступа] : <http://www.dataplus.ru/WIN/ERDAS.htm>
- 51 Прэтт, У. Цифровая обработка изображений [Текст] : в 2 кн. / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – 670 с.
- 52 Разработка бесконтактных методов количественного определения структурных характеристик керамических материалов [Текст] / П. М. Плетнев, Г. В. Симонова, Д. П. Симонов, А. С. Степанова // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2012: сб. материалов VIII Междунар. конгр. – Новосибирск: СГГА, 2012.– Т. 2 – С. 201–204.
- 53 Рис, У. Г. Основы дистанционного зондирования [Текст] / У. Г. Рис. – М.: Техносфера, 2006. – 336 с.

- 54 Савиных, В. П. Аэрокосмическая фотосъемка [Текст] : учеб. / В. П. Савиных, А. С. Кучко, А. Ф. Стеценко. – М.: Картогеоцентр-Геодезиздат, 1997. – 378 с.
- 55 Савиных, В. П. Геоинформационный анализ данных дистанционного зондирования [Текст] / В. П. Савиных, В. Я. Цветков. – М.: Картогеоцентр-Геодезиздат, 2001. – 228 с.
- 56 Седых, В. Н. Аэрокосмический мониторинг лесного покрова [Текст] / В. Н. Седых. – Новосибирск: Наука Сиб. отд-ие, 1991. – 239 с.
- 57 Симонов, Д. П. Анализ возможности создания цифровых эталонов признаков для структурированных поверхностей [Текст] / Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2012 : сб. материалов VIII Междунар. конгр. – Новосибирск: СГГА, 2012. – Т. 2 – С. 201–204.
- 58 Симонов, Д. П. Анализ методов выделения типов растительных покровов по многозональным космическим снимкам [Текст] / Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2012: сб. материалов VIII Междунар. конгр.; Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология». – Новосибирск: СГГА, 2012. – Т.5, ч.1 – С. 3–7.
- 59 Симонов, Д. П. Метрический подход к дешифрированию снимков [Текст] / Д. П. Симонов // Геодезия и картография. – 2014. – № 10. – С.51–56.
- 60 Симонова, Г. В. Использование структурных признаков при цифровой обработке изображений [Текст] / Г. В. Симонова, Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // ГЕО-Сибирь-2009 : сб. материалов Междунар. конгр.– Новосибирск: СГГА, 2009.– Т.5, ч. 2. – С.168–170.
- 61 Симонова, Г. В. Разработка оптического метода контроля качества поверхности [Текст] / Г. В. Симонова, Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2013: IX Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2013 г.; Междунар. науч. конф. «СибОптика-2013»: сб. материалов в 2 т. – Новосибирск: СГГА, 2013. – Т.2. – С. 62–66.
- 62 Сухих, В. И. Аэрокосмические методы в лесном хозяйстве [Текст] / В. И. Сухих. – МарГТУ. – 2005.

63 Сухих, В. И. О концепции лесоустройства в современной России [Текст] / В. И. Сухих // Лесн. хоз-во. – 2003. – № 2. – С. 31–35.

64 Сухих, В. И. Об информативности материалов космических съемок, полученных с современных гражданских космических аппаратов [Текст] / В. И. Сухих, В. М. Жирин // Аэрокосмические методы и геоинформационные технологии в лесоведении и лесном хозяйстве : докл. III Всерос. конф., посвящ. памяти Г. Г. Самойловича, 18-19 апр. 2002 г. – М.: ЦЭПЛ РАН, 2002. – С. 207–213.

65 Фомин, Я. А. Статистическая теория распознавания образов [Текст] / Я. А. Фомин, Г. Р. Тарловский. – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.: ил.

66 Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов [Текст] / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 368 с.

67 Хадсон, Д. Статистика для физиков [Текст] / Д. Хадсон. – М.: Мир, 1979. – 296 с.

68 Характеристики спутниковой системы IKONOS [Электронный ресурс] / сайт компании Scanex. – Режим доступа: <http://www.scanex.com/ru/> – Загл. с экрана.

69 Хлебникова, Е. П. Исследование методов статистического анализа при дешифрировании многозональных космических снимков [Текст] / Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2014: X Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2014 г.; Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология»: сб. материалов в 2 т. – Новосибирск: СГГА, 2014. – Т.1. – С. 19–23.

70 Хлебникова, Е. П. Автоматизация контроля качества поверхностей на основе анализа статистических характеристик их цифровых изображений [Текст] / Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2014: X Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2014; Междунар. науч. конф. «СибОптика-2014»: сб. материалов в 2 т. – Новосибирск: СГГА, 2014. – Т. 2. – С. 54–58.

71 Хлебникова, Е. П. Влияние предварительной обработки изображений на качество дешифрирования многозональных снимков [Текст] / Е. П. Хлебникова // Вестник СГГА. – 2006. – Вып.11. – С.190 – 193.

72 Хлебникова, Е. П. Влияние предварительной обработки изображений на качество дешифрирования многозональных снимков [Текст] / Е. П. Хлебникова // ГЕО-Сибирь-2005: сб. материалов науч. конгр., 25-29 апр. 2005 г.– Новосибирск: СГГА, 2005. – Т. 5. – С. 253–256.

73 Хлебникова, Е. П. Возможности применения методов статистического анализа при дешифрировании многозональных космических снимков [Текст] / Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // ГЕО-Сибирь-2013: IX Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2013г.; Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология»: сб. материалов в 2 т.– Новосибирск: СГГА, 2013. – Т. 1. – С. 59–63.

74 Хлебникова, Е. П. Исследование возможности использования цифровых снимков высокого разрешения для определения отражательных характеристик растительности [Текст] / Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2013: IX Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2013г.; Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология»: сб. материалов в 2 т.– Новосибирск: СГГА, 2013. – Т. 1. – С. 64–69.

75 Хлебникова, Е. П. Нормирование яркости при цифровой обработке изображений [Текст] / Е. П. Хлебникова, Г. В. Симонова // Современные проблемы геодезии и оптики: сб. материалов 53 научно-техн. конф., посвящ. 70-летию СГГА, 11-21 марта 2003г.– Новосибирск, 2003. – Ч.3. – С. 21–23.

76 Хлебникова, Е. П. Определение количественного и качественного состава керамики методами автоматизированного дешифрирования [Текст] / Е. П. Хлебникова, Д. П. Симонов // ГЕО-Сибирь-2011: VII Междунар. науч. конгр., 15-26 апр. 2011 г. – Новосибирск: СГГА, 2011. – Т. 4. – С. 55–59.

77 Черепанов, А. С. Вегетационные индексы [Текст] / А. С. Черепанов // Геоматика. – 2011. – № 2. – С. 98–102.

78 Яне, Б. Цифровая обработка изображений [Текст] / Б. Яне. – М.: Техносфера, 2007. – 584 с.

79 Яншин, А. Л. Основные направления аэрокосмических исследований природных комплексов Сибири и Дальнего Востока [Текст] / А. Л. Яншин, Л. К. Зятыкова // Космические исследования природных комплексов Сибири и Дальнего Востока. – Новосибирск, 1982. – С. 5–14.

80 A high-level data fusion and spatial modelling system for change-detection analysis using high-resolution airborne digital sensor data [Text] / C. B. Madhavan, T. Sasagawa, K. Tachibana and K. K. Mishra // International journal of remote sensing, 2006. – Vol. 27, № 15. – PP. 3571–3591.

81 Baret, F. TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI or APAR estimation [Text] / F. Baret, G. Guyot, D. Major // 12th Canadian Symposium on Remote Sensing and IGARSS 1990, Vancouver, Canada, July`1990. – PP. 10–14.

82 Beeri, O. Spectral indices for precise agriculture monitoring [Text] / O. Beeri, A. Peled // International journal of remote sensing, 2006. – Vol. 27, № 16. – PP. 2039–2047.

83 Change detection experiment using vegetation indices [Text] / J. Lyon, D. Yuan, R. Lunetta, and C. Elvidge // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. – 1998. – Vol. 64. – PP. 143–150.

84 Change detection techniques [Text] / D. Lu, P. Mausel, E. Brondi'Zio, E. Moran // Int. J. // Remote Sensing. – 2003. – Vol. 25. – № 12. – PP. 2365–2407.

85 Cheng, P. Mapping of QuickBird images. Improvement in accuracy since release of first QuickBird[Text] / P. Cheng, D. Smith, S. Sutton // Geoinformatics. – 2005. – № 6. – PP. 50–52.

86 Clevers, J. G. P. W. The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index [Text] / J. G. P. W. Clevers // Remote Sensing of Environment. – 1988. – Vol. 35. – PP. 53–70.

87 Crippen, R. E. Calculating the vegetation index faster [Text] / R. E. Crippen // Remote Sensing of Environment. – 1990. – Vol. 34. – PP. 71–73.

88 Data space volumes and classification optimization of SPOT and Landsat TM data [Text] // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991. – Vol. 57, No. 1. – PP. 61–65.

89 Elvidge, C. D. Influence of rock-soil spectral variation on the assessment of green biomass [Text] / C. D. Elvidge, R. J. P. Lyon // Remote Sensing of Environment. – 1985. – Vol. 17. – PP. 265–269.

90 Environmental analysis using integrated GIS and remotely sensed data: some research needs and priorities [Text] // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991. – Vol. 57, No. 6. – PP. 689–697.

91 Estimation of forest leaf area index from SPOT imagery using NDVI distribution over forest stands [Text] / Davi H. and other // International journal of remote sensing, 2006. – Vol. 27, № 5. – PP. 885–902.

92 Houet, Thomas Modelling and projecting land-use and land-cover changes with a cellular automaton in considering landscape trajectories: an improvement for simulation of plausible future states [Text] / Thomas Houet, Laurence Hubert-Moy / «EARSeleProceedings». – January, 2006. – № 5. – PP. 63–76.

93 Improved Integration of Remote Sensing and Geographic Information Systems: A Background to NCGIA Initiative 12 [Text] // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991. – Vol. 57, No. 6. – PP. 643–645.

94 Improving Classification of Crop Residues Using Digital Land Ownership Data and Landsat TM Imagery [Text] // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991. – Vol. 57, No. 11. – PP. 1487–1492.

95 Jacobsen, K. Understanding Geo-Information from High Resolution Optical Satellites [Text] / K. Jacobsen // GIS Development. – 2006. – Vol. 10, Is.3. – PP. 24–28.

96 Kaufman, Y. J. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS, in Proc. IEEE Int. [Text] / Y. J. Kaufman, D Tanre // Geosci. and Remote Sensing Symp. '92, IEEE, New York, 1992. – PP. 261–270.

97 Mapping of IKONOS images using minimum ground control [Text] / P. Cheng, F. Gómez, M. Weber, C. Flingelli // Geoinformatics. – 2008. – Vol.11. – PP. 52–57.

98 Mapping towns from Quick Bird imagery [Electronic resource] / сайт GIM International – Режим доступа: http://www.gim-international.com/issues/articles/id464-Mapping_Towns_from_QuickBird_Imagery.html. – Загл. с экрана.

99 Misakova, L. Mapping of urban green cover using different image processing techniques on VHR satellite data [Text] / L. Misakova // ISPRS Hannover Workshop 2007:High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, Hannover, Germany, May 29 - June 1, 2007. – PP. 135–138.

100 Pinty, B. GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites [Text] / B. Pinty, M. M. Verstraete // Vegetation. – 1991. – Vol. 101. – PP. 15–20.

101 Qi, J. External factor consideration in vegetation index development [Text] / J. Qi, Y. Kerr, A. Chehbouni // Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, ISPRS. – 1994. – PP. 723–730.

102 Review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms [Text] / Gong Jianya, Sui Haigang, Ma Guorui, Zhou Qiming // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Beijing, 2008. – Vol. XXXVII. – Part B7. – PP. 757–762.

103 Safia, A. A precise texture-color based forest detection in urban environment [Text] / A. Safia, D.C. He, M.F. Belbachir, L. Bounoua // ISPRS Hannover Workshop 2007:High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, Hannover, Germany, May 29 - June 1, 2007. – PP. 191–197.

104 Shaoqing, Zhang The comparative study of three methods of remote sensing image change detection [Text] / Zhang Shaoqing, Xu Lu // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Beijing, 2008. – Vol. XXXVII. – Part B7. – PP. 1595–1598.

105 Swinnen, E. Vegetation dynamical patterns related to rainfall variability analysed with wavelet coherency for Southern Africa [Text] / E. Swinnen // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Beijing, 2008. – Vol. XXXVII. – Part B7. – PP. 763–767.

106 Yun, O. Land cover classification based on tolerant rough set [Текст] / O. Yun, J. Ma // International journal of remote sensing, 2006. – Vol. 27, № 10. – PP. 3041–3026.

107 Zhang, Guifeng Organization and representation of objects in multi-source remote sensing image classification [Text] / Guifeng Zhang, Zhaocong Wu, Iina Yi //The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Beijing, 2008. – Vol. XXXVII. – Part B7. – PP. 509–513.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

(обязательное)

КОСМИЧЕСКИЕ СЪЕМОЧНЫЕ СИСТЕМЫ

Таблица А.1 – Космические съемочные системы высокого и сверхвысокого разрешения

Страна	Название	Дата за-пуска	Тип сен-сора	Разрешение в панхроматиче-ском режиме, м	Число каналов в мультиспектраль-ном режиме	Разрешение в мульти-спектральном режиме, м	Национальное космическое агентство/ оператор
Великобритания	UK-DMC-3A	2014	ОЭС	1,0	4	4,0	DMCii
Великобритания	UK-DMC-3B	2014	ОЭС	1,0	4	4,0	DMCii
Великобритания	UK-DMC-3C	2014	ОЭС	1,0	4	4,0	DMCii
Германия	Rapid Eye-1	2008	ОЭС	—	5	6,5	RapidEye AG
Германия	Rapid Eye-2	2008	ОЭС	—	5	6,5	RapidEye AG
Германия	Rapid Eye-3	2008	ОЭС	—	5	6,5	RapidEye AG
Германия	Rapid Eye-4	2008	ОЭС	—	5	6,5	RapidEye AG
Германия	Rapid Eye-5	2008	ОЭС	—	5	6,5	RapidEye AG
Индия	Resourcesat-1	2003	ОЭС	6,0	3	6,0	ISRO
Индия	Resourcesat-2	2011	ОЭС	6,0	3	6,0	ISRO
Индонезия	LAPAN-A2	2013	ОЭС	—	3	6,0	LAPAN
Испания	Deimos-2	2013	ОЭС	1,0	4	4,0	DeimosImaging SL
Италия	OPSIS	2015	ОЭС	1,0	—	2,0	ASI
Китай	GF-2	2013	ОЭС	1,0	—	4,0	SAST
Корея	KOMPSAT-2	2006	ОЭС	1,0	4	4,0	KARI (Korea Aerospace Research Institute)
Корея	KOMPSAT-3	2012	ОЭС	1,0	4	3,0	KARI
Корея	KOMPSAT-4	2014	ОЭС	1,0	5	4,0	KARI

Продолжение таблицы А.1

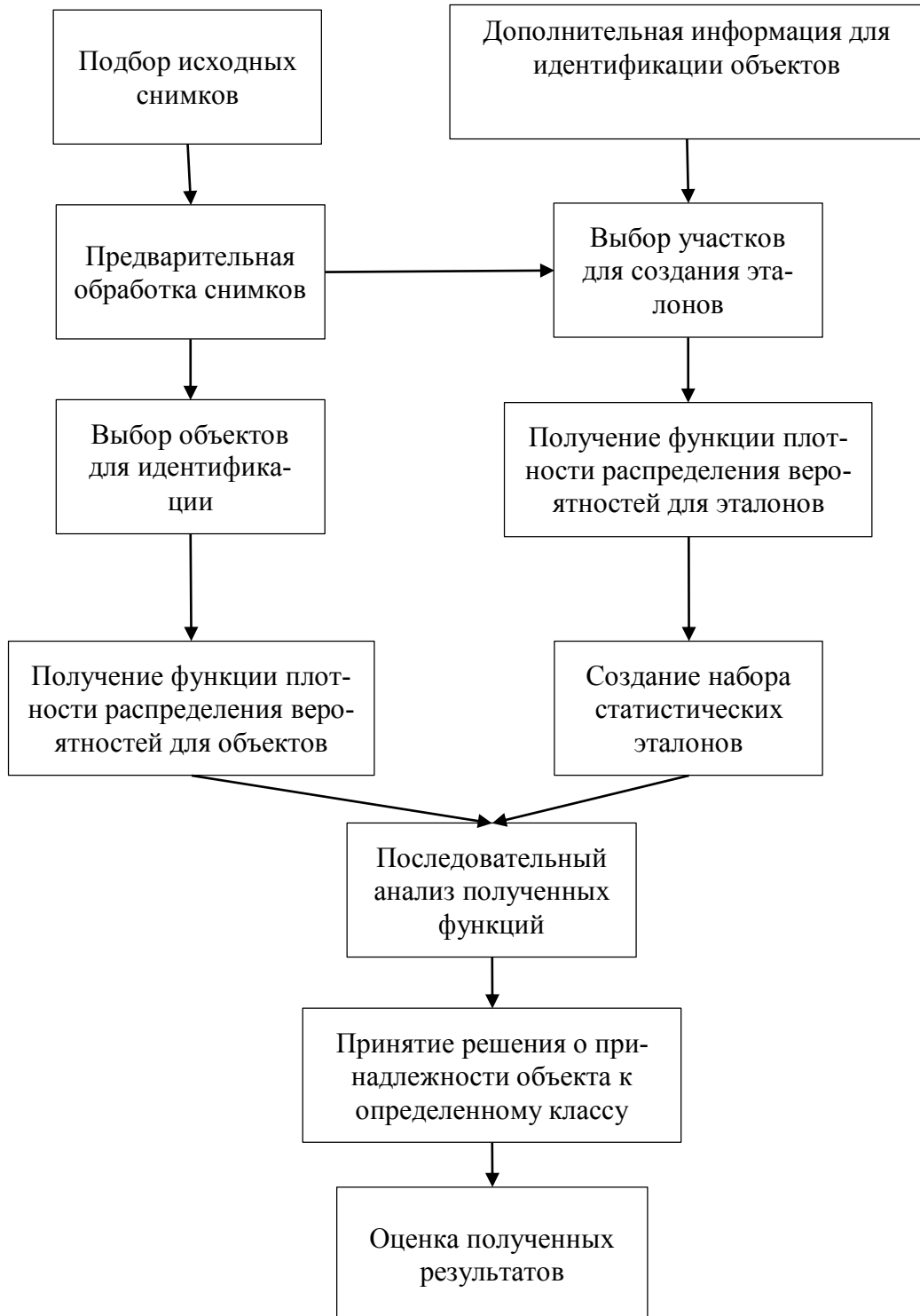
Страна	Название	Дата за-пуска	Тип сен-сора	Разрешение в панхроматиче-ском режиме, м	Число каналов в мультиспектраль-ном режиме	Разрешение в мульти-спектральном режиме, м	Национальное космическое агентство/ оператор
Малайзия	Razaksat	2009	ОЭС	2,5	4	5,0	ASTB (Astronautic-TechnologySdn. Bhd)/ANGKASA (AgensiAngkasa Negara)
Нигерия	Nigeriasat-2	2011	ОЭС	2,5	4	5,0	NSRDA (National Space Research & Develop-ment Agency)
ОАЭ	DubaiSat-1	2009	ОЭС	2,5	4	5,0	EIAST (United Arab Emirates Institution for Advanced Science and Technology)
ОАЭ	DubaiSat-2	2013	ОЭС	1,0	4	4,0	EIAST
Россия	Канопус-В №1	2012	ОЭС	2,0	4	10,0	НЦ ОМЗ ОАО «Рос-сийские космические системы»
Россия	Канопус-В-ИК	2015	ОЭС	—	—	—	НЦОМЗОАО «Россий-ские космические си-стемы»
Россия	Ресурс-ДК1	2006	ОЭС	1,0	3	2,0	НЦ ОМЗ ОАО «Рос-сийские космические системы»
Россия	Ресурс-П	2013	ОЭС	1,0	6	3,0	НЦ ОМЗ ОАО «Рос-сийские космические системы»

Продолжение таблицы А.1

Страна	Название	Дата за-пуска	Тип сен-сора	Разрешение в панхроматиче-ском режиме, м	Число каналов в мультиспектраль-ном режиме	Разрешение в мульти-спектральном режиме, м	Национальное космическое агентство/ оператор
США	GeoEye-1	2008	ОЭС	0,4	4	1,6	DigitalGlobe
США	Ikonos	1999	ОЭС	0,8	4	3,0	DigitalGlobe
США	QuickBird	2001	ОЭС	0,6	4	2,6	DigitalGlobe
США	WorldView-2	2009	ОЭС	0,5	8	1,8	DigitalGlobe
США	WorldView-3	2014	ОЭС	0,3	8	1,2	DigitalGlobe
Тайвань	Formosat-2	2004	ОЭС	2,0	4	8,0	NSPO (NationalSpaceOrganizat ion)
Тайвань	Formosat-5	2013	ОЭС	2,0	4	4,0	NSPO
Турция	GdktQrk-2	2012	ОЭС	2,5	4	5,0	TUBITAK UZAY (Space Technologies Re- search Institute)
Украина	Сич-3-О	2013	ОЭС	1,0	3	—	ГКАУ
Франция	Pleiades-1A	2011	ОЭС	0,7	4	3,0	AstriumGEOInformatio nServices
Франция	Pleiades-1B	2012	ОЭС	0,7	4	3,0	AstriumGEOInformatio nServices
Франция	SPOT-6	2012	ОЭС	—	3	8,0	AstriumGEOInformatio nServices
Франция	SPOT-7	2014	ОЭС	1,5	3	8,0	AstriumGEOInformatio nServices
Чили	SSOT	2011	ОЭС	1,5	4	6,0	ACE (AgenciaChilena del Espacio)
Япония	ALOS-3	2015	ОЭС	1,0	Гиперспектральный	—	JAXA
Япония	ASNARO-1	2013	ОЭС	0,5	6	5,0	JAXA
Япония	ASNARO-2	2014	ОЭС	0,5	6	2,0	JAXA

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

(обязательное)

ТЕХНОЛОГИЧЕСКАЯ СХЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ
СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ

ПРИЛОЖЕНИЕ В

(обязательное)

СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 001)

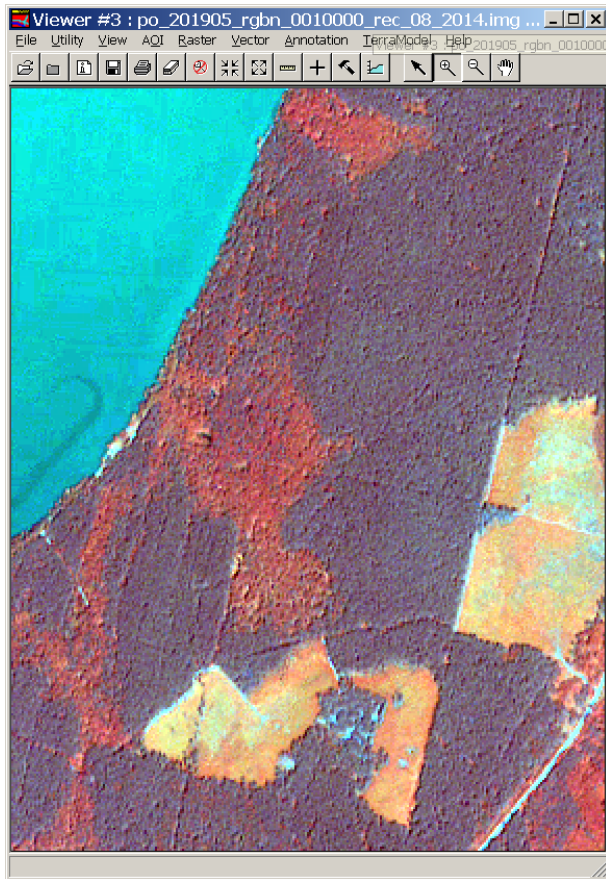


Рисунок В.1 – Исходное изображение

Statistics (Voda)				
Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	7.000	115.000	13.455	1.374
2	18.000	25.000	22.415	0.737
3	37.000	50.000	45.887	1.629
4	39.000	46.000	42.678	0.743

а)

Statistics (List)				
Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	45.000	138.000	69.946	4.589
2	16.000	32.000	22.197	1.172
3	31.000	45.000	37.939	1.388
4	36.000	43.000	39.745	0.808

б)

Statistics (List2)				
Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	99.000	119.000	109.278	5.221
2	19.000	25.000	22.100	0.920
3	35.000	43.000	37.949	1.297
4	37.000	41.000	39.103	0.712

в)

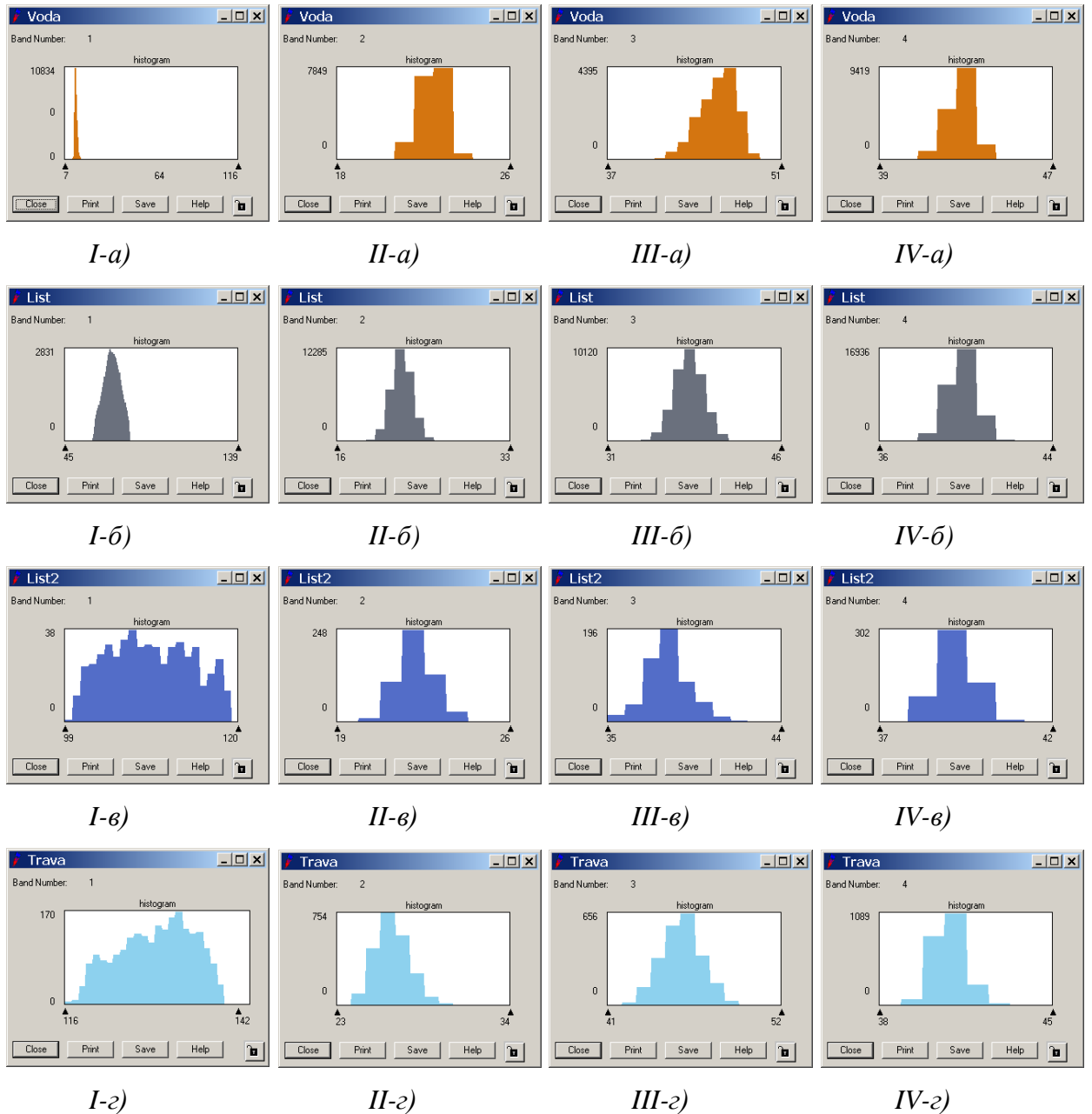
Statistics (Trava)				
Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	116.000	141.000	128.571	5.354
2	23.000	33.000	26.367	1.339
3	41.000	51.000	45.594	1.442
4	38.000	44.000	40.722	0.805

г)

Рисунок В.2 – Статистические характеристики природных объектов:

а) водные; б) лиственные первого типа;

в) лиственные второго типа; г) травянистые



I – инфракрасный канал; *II* – красный канал; *III* – зеленый канал; *IV* – синий канал

Рисунок В.3 – Распределение количества пикселей по уровню яркости для различных типов природных объектов в различных каналах: *а)* водные;

б) лиственные 1-го типа; *в)* лиственные 2-го типа; *г)* травянистые

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

(обязательное)

СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 453)

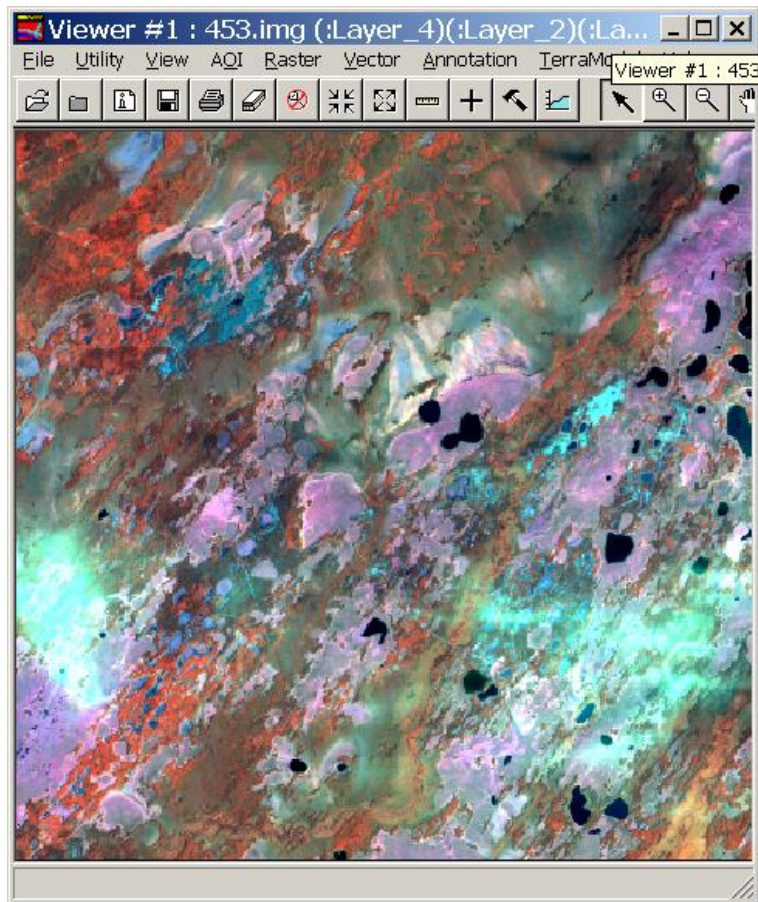


Рисунок Г.1 – Исходный снимок

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	51.000	65.000	59.766	0.986
2	63.000	71.000	66.587	0.849
3	107.000	113.000	110.256	0.875
4	26.000	41.000	31.616	1.917

а)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	57.000	70.000	62.997	2.097
2	69.000	83.000	75.156	1.947
3	105.000	111.000	108.121	1.086
4	102.000	137.000	116.294	5.038

б)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	53.000	70.000	61.282	2.134
2	66.000	82.000	74.514	2.144
3	104.000	113.000	108.301	1.217
4	62.000	107.000	85.233	5.001

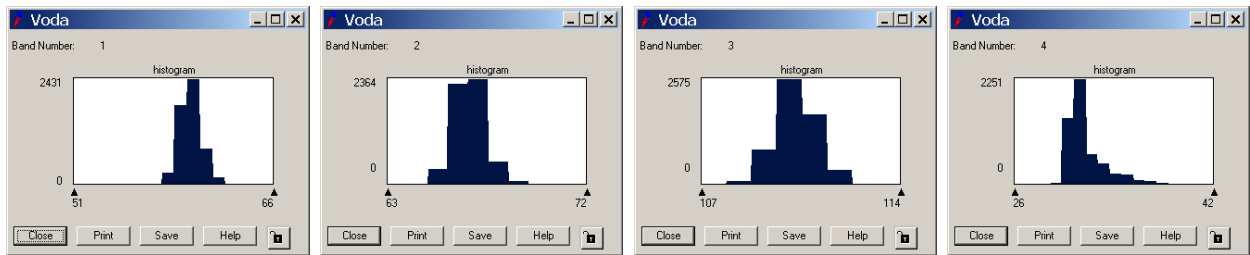
в)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	67.000	92.000	76.392	2.579
2	71.000	85.000	77.730	1.553
3	106.000	117.000	111.846	1.536
4	81.000	119.000	97.893	4.768

г)

Рисунок Г.2 – Статистические характеристики природных объектов:

а) водные; б) лиственные; в) хвойные; г) болотистые

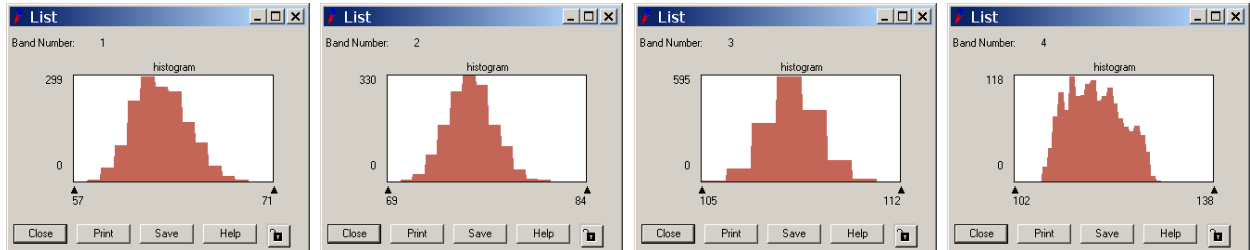


I-a)

II-a)

III-a)

IV-a)

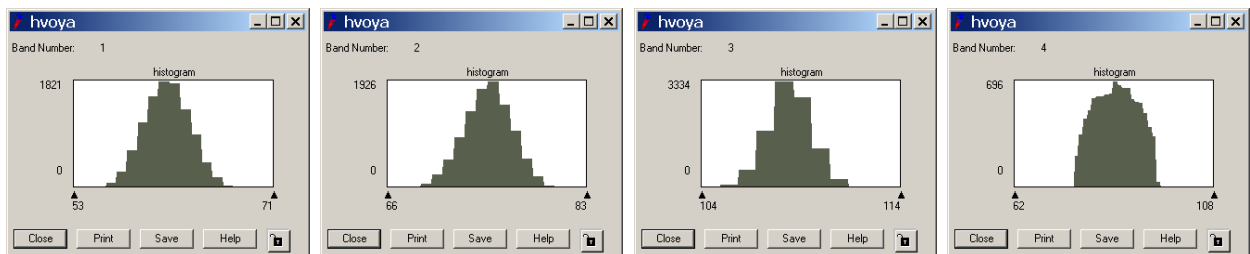


I-б)

II-б)

III-б)

IV-б)

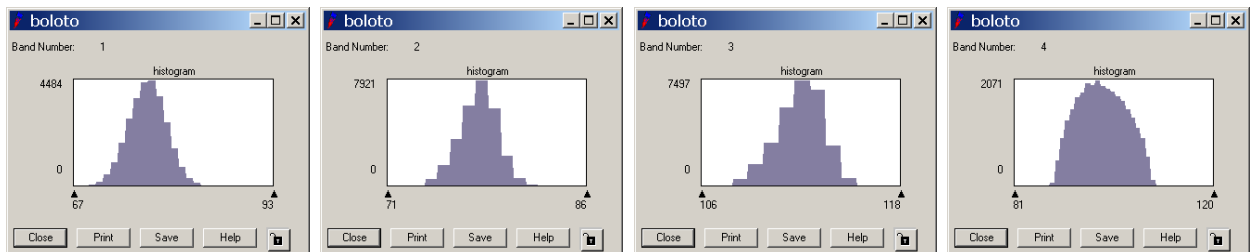


I-в)

II-в)

III-в)

IV-в)



I-г)

II-г)

III-г)

IV-г)

I – инфракрасный канал; *II* – красный канал; *III* – зеленый канал; *IV* – синий канал
 Рисунок Г.3 – Распределение количества пикселей по уровню яркости для различных типов природных объектов в различных каналах:
а) водные; *б)* лиственные; *в)* хвойные; *г)* болотистые

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

(обязательное)

СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 487)

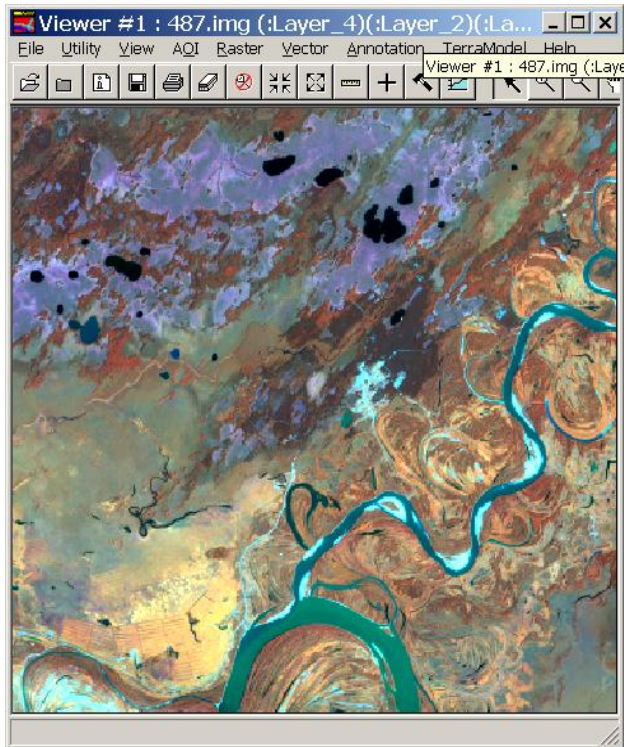


Рисунок Д.1– Исходный снимок

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	50.000	68.000	62.716	2.133
2	62.000	73.000	68.225	1.329
3	103.000	109.000	106.257	0.894
4	19.000	55.000	26.652	1.502

а)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	54.000	77.000	68.088	2.068
2	68.000	87.000	79.673	1.586
3	104.000	115.000	109.476	1.051
4	78.000	125.000	104.687	4.871

б)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	50.000	83.000	57.450	2.019
2	62.000	82.000	68.544	1.643
3	102.000	114.000	107.190	1.206
4	44.000	96.000	73.773	4.782

в)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	59.000	97.000	77.875	2.866
2	68.000	86.000	78.033	1.417
3	105.000	117.000	111.701	1.266
4	53.000	129.000	95.930	4.681

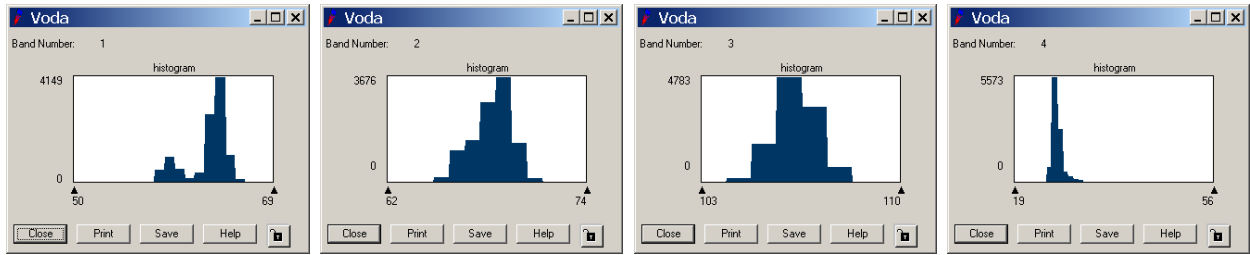
г)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	65.000	79.000	71.977	1.778
2	84.000	100.000	92.451	2.082
3	109.000	118.000	114.221	1.138
4	134.000	197.000	180.035	4.853

д)

Рисунок Д.2 – Статистические характеристики природных объектов:

а) водные; б) лиственные; в) хвойные; г) болотистые; д) травянистые

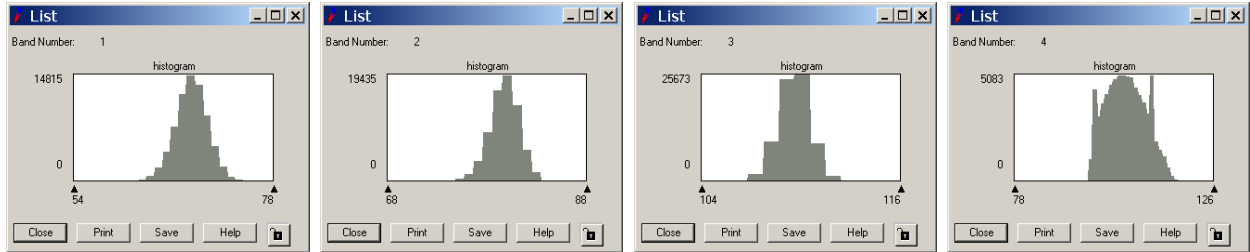


I-a)

II-a)

III-a)

IV-a)

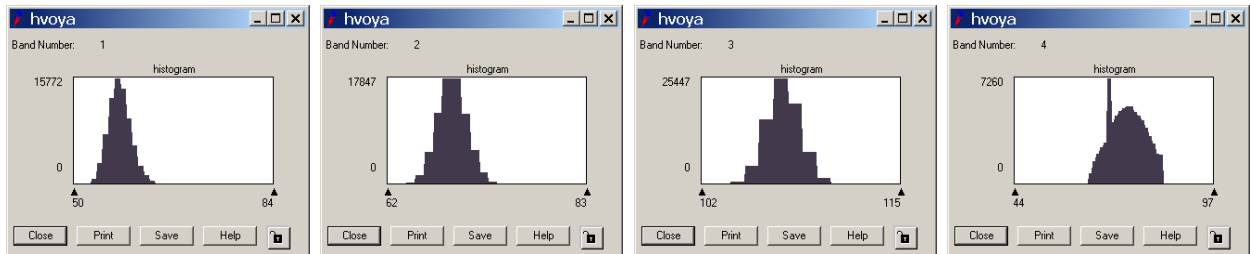


I-b)

II-b)

III-b)

IV-b)

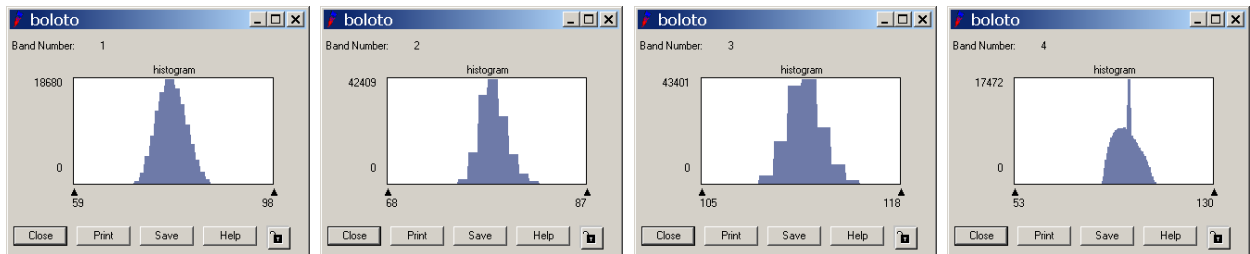


I-v)

II-v)

III-v)

IV-v)

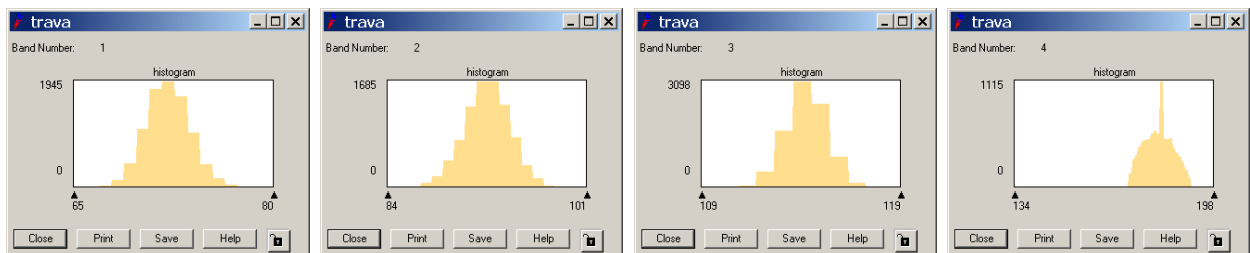


I-z)

II-z)

III-z)

IV-z)



I-d)

II-d)

III-d)

IV-d)

I – инфракрасный канал; II – красный канал; III – зеленый канал; IV – синий канал
 Рисунок Д.3 – Распределение количества пикселей по уровню яркости для различных типов природных объектов в различных каналах:
 а) водные; б) лиственные; в) хвойные; з) болотистые; д) травянистые

ПРИЛОЖЕНИЕ Е

(обязательное)

СТАТИСТИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ (СНИМОК № 026)

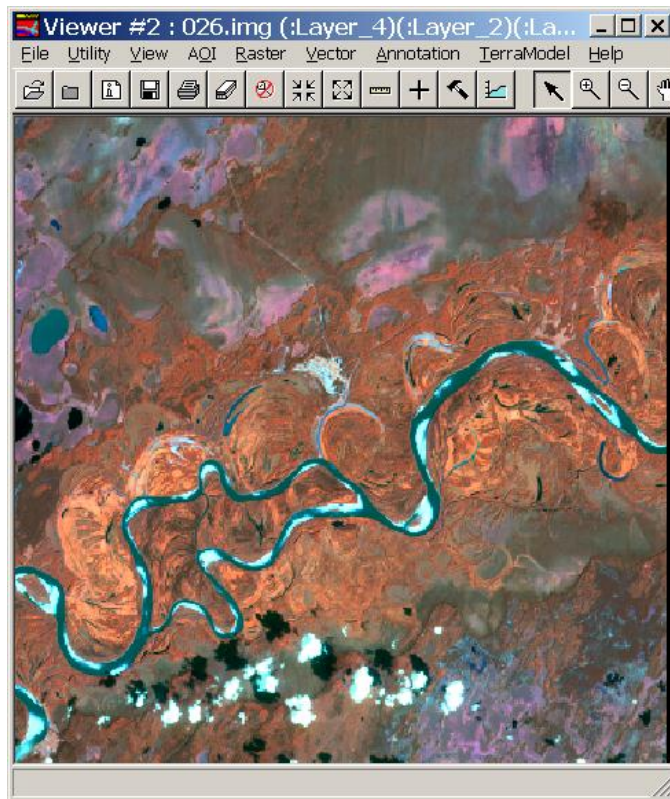


Рисунок Е.1 – Исходный снимок

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	40.000	53.000	43.000	1.050
2	53.000	65.000	55.748	1.205
3	98.000	106.000	101.706	1.261
4	13.000	44.000	21.633	2.110

а)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	60.000	72.000	66.045	1.960
2	73.000	87.000	80.519	2.081
3	105.000	113.000	109.150	0.961
4	99.000	122.000	110.183	4.288

б)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	46.000	65.000	54.980	2.265
2	61.000	77.000	67.869	2.019
3	103.000	113.000	106.845	1.087
4	50.000	103.000	78.597	4.813

в)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	48.000	83.000	72.574	2.700
2	63.000	83.000	75.351	1.144
3	104.000	117.000	110.977	0.923
4	52.000	111.000	93.398	4.787

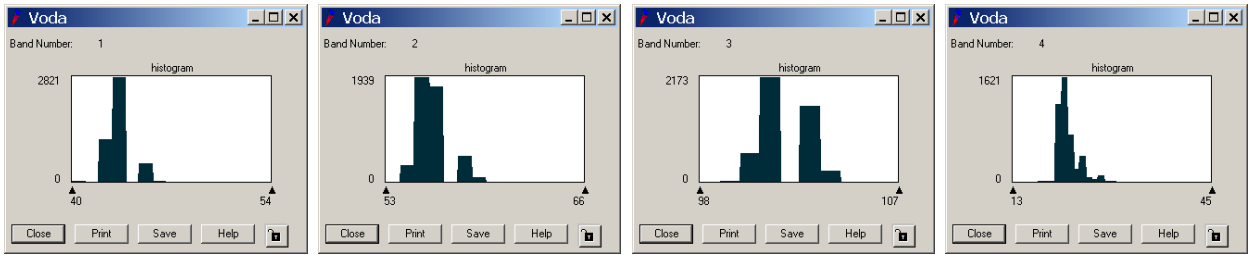
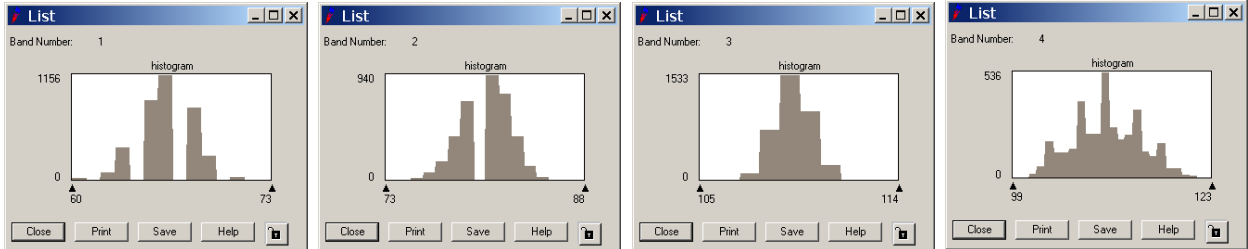
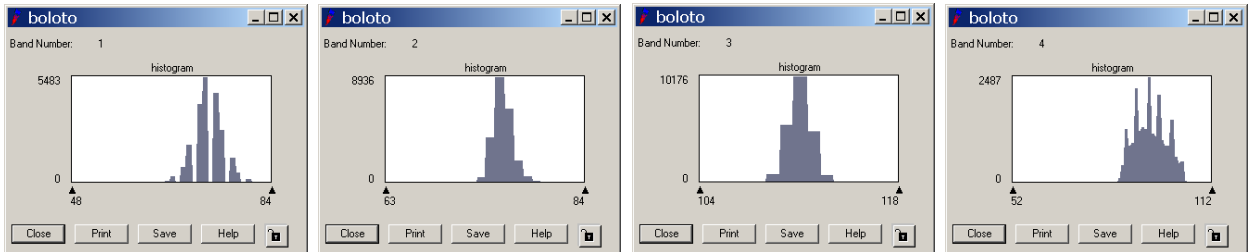
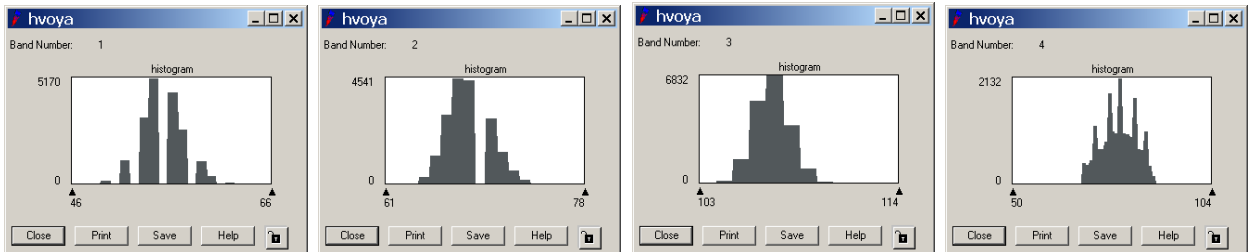
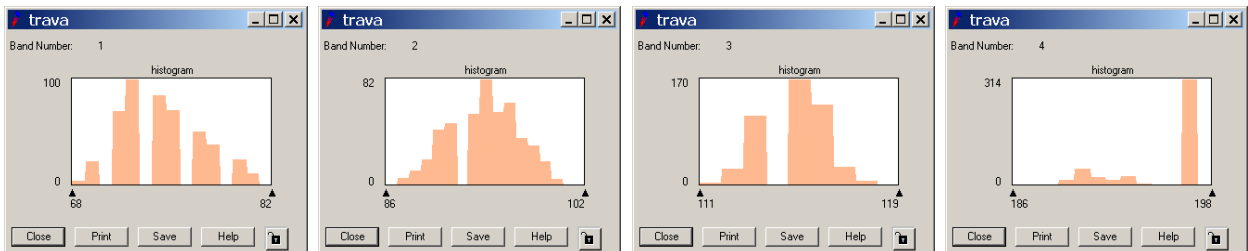
г)

Univariate				
Layer	Minimum	Maximum	Mean	Std. Dev.
1	68.000	81.000	74.123	3.034
2	86.000	101.000	93.915	2.996
3	111.000	118.000	114.775	1.491
4	186.000	197.000	194.890	3.128

д)

Рисунок Е.2 – Статистические характеристики природных объектов:

а) водные; б) лиственные; в) хвойные; г) болотистые; д) травянистые

*I-a)**II-a)**III-a)**IV-a)**I-б)**II-б)**III-б)**IV-б)**I-в)**II-в)**III-в)**IV-в)**I-г)**II-г)**III-г)**IV-г)**I-д)**II-д)**III-д)**IV-д)*

I – инфракрасный канал; *II* – красный канал; *III* – зеленый канал; *IV* – синий канал
 Рисунок Е.3 – Распределение количества пикселей по уровню яркости для различных типов природных объектов в различных каналах:
 а) водные; б) лиственные; в) болотистые; г) хвойные; д) травянистые

ПРИЛОЖЕНИЕ Ж

(обязательное)

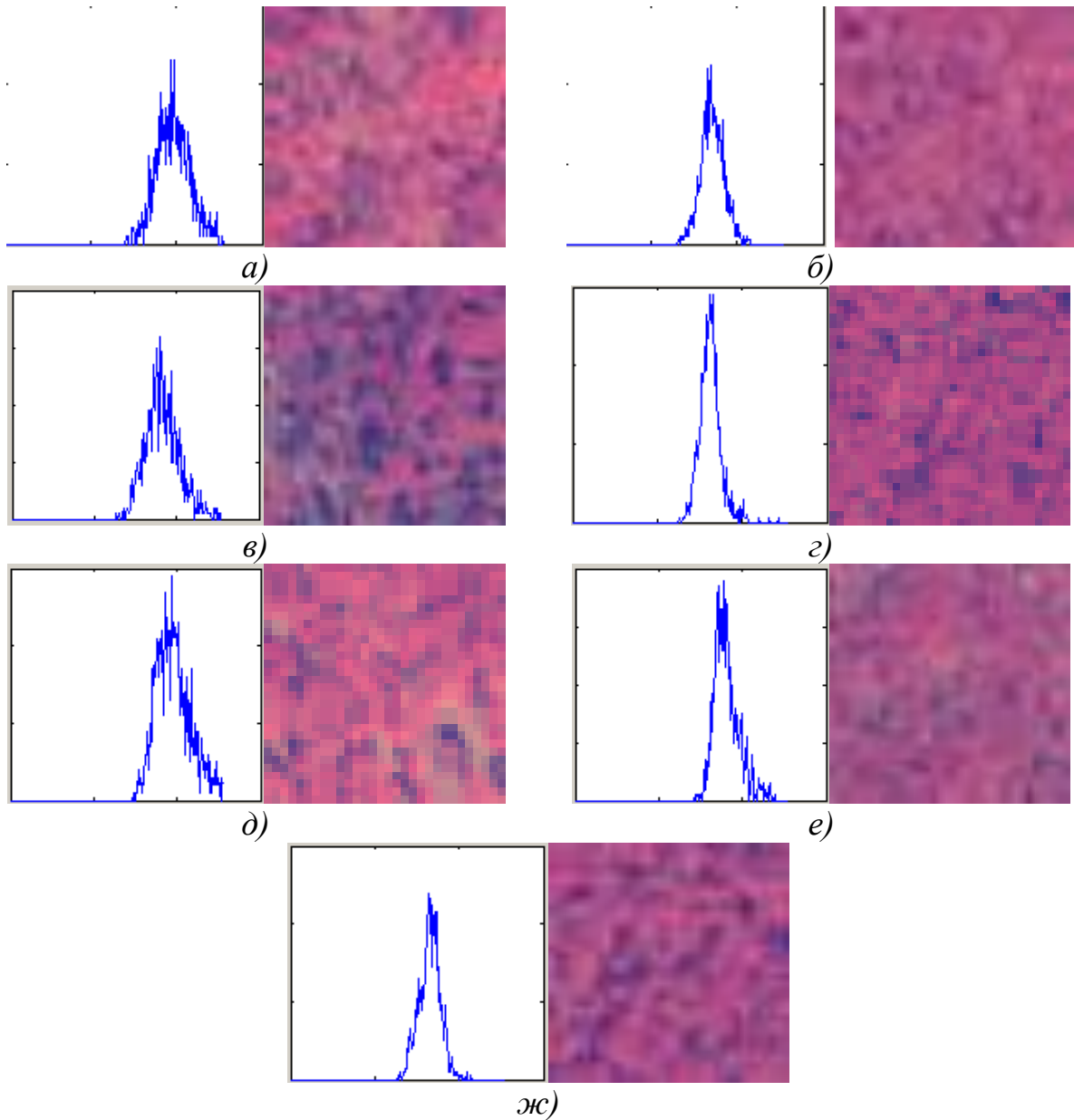
ПРИМЕРЫ ВИДА НОРМИРОВАННЫХ ФУНКЦИЙ ПЛОТНОСТИ
ВЕРОЯТНОСТЕЙ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТЕЙ ЭТАЛОННЫХ УЧАСТКОВ

Рисунок Ж.1 – Примеры вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей эталонных участков:

a) участок № 1; *б)* участок № 2; *в)* участок № 3; *г)* участок № 4; *д)* участок № 5;
е) участок № 4; *ж)* участок № 5

ПРИЛОЖЕНИЕ И

(обязательное)

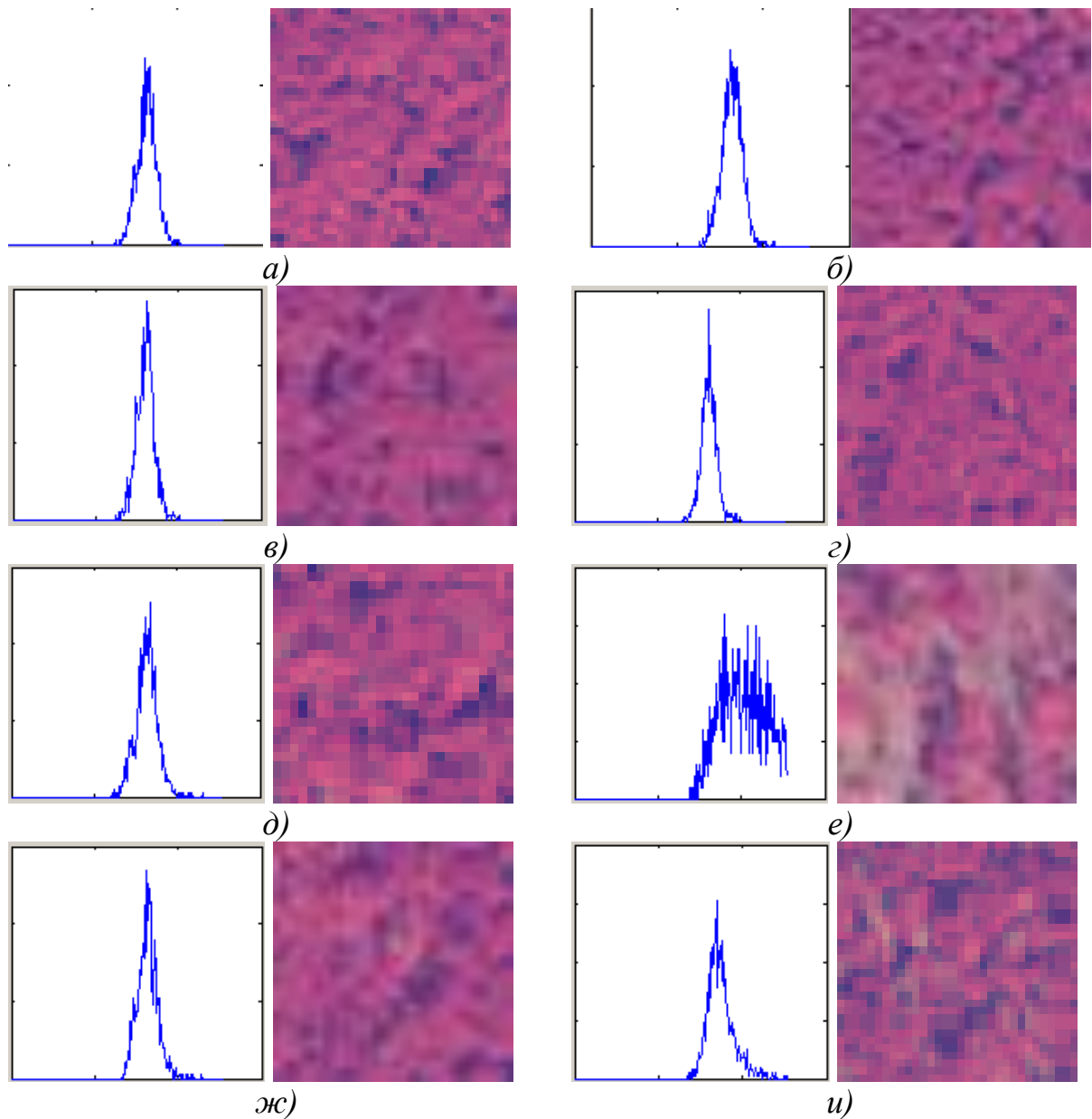
ПРИМЕРЫ ВИДА НОРМИРОВАННЫХ ФУНКЦИЙ ПЛОТНОСТИ
ВЕРОЯТНОСТЕЙ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТЕЙ УЧАСТКОВ-ОБРАЗЦОВ

Рисунок И.1 – Примеры вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей участков-образцов:

а) участок А; б) участок В; в) участок С; г) участок D; д) участок Е;
е) участок F; ж) участок G; з) участок H

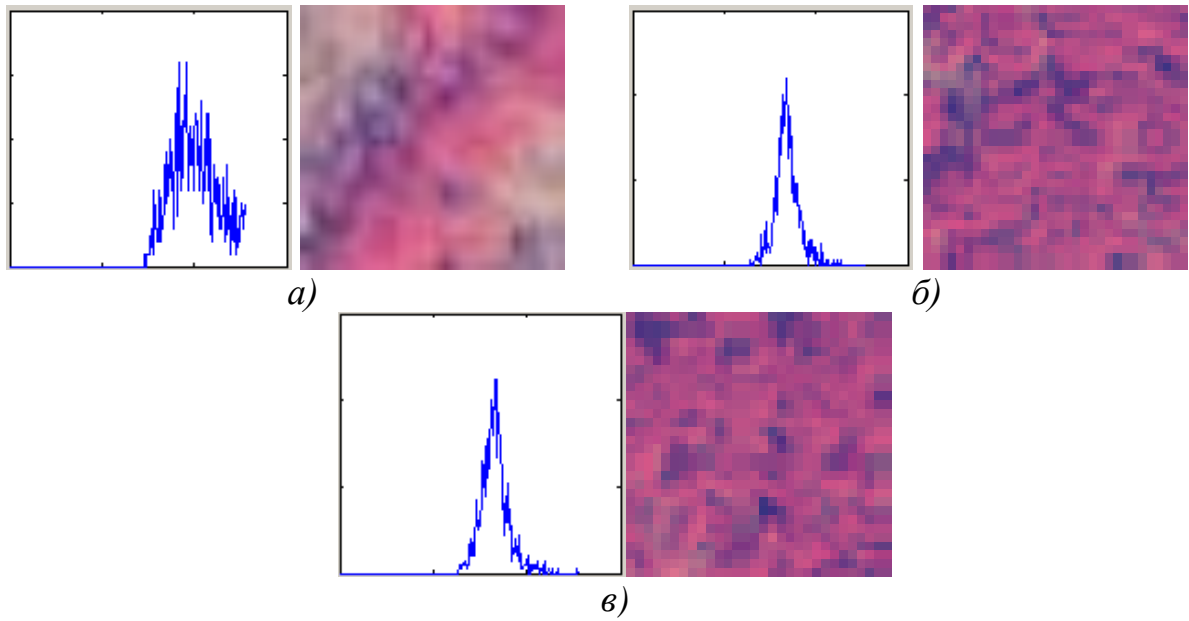


Рисунок И.2 – Примеры вида нормированных функций плотности вероятностей распределения яркостей участков-образцов:

a) участок I; *б)* участок K; *в)* участок L