

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ГЕОДЕЗИИ И  
КАРТОГРАФИИ»

*На правах рукописи*



**Стыщенко Екатерина Александровна**

**РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО  
ДЕШИФРИРОВАНИЯ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА С КОМПЛЕКСНЫМ  
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РАЗНОСЕЗОННЫХ ЗОНАЛЬНЫХ  
КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 25.00.34 –  
Аэрокосмические исследования Земли, фотограмметрия

**ДИССЕРТАЦИЯ**  
на соискание учёной степени кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор геолого-минералогических наук,  
профессор Зверев А.Т.

Москва – 2018

## ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	5
1 Изучение растительного покрова земной поверхности с использованием данных дистанционного зондирования .....	13
1.1 Картографирование растительного покрова земной поверхности .....	13
1.2 Использование данных дистанционного зондирования при изучении растительного покрова земной поверхности .....	17
1.2.1 Физические основы дистанционного изучения растительного покрова .	17
1.2.2 Современные системы получения космических изображений .....	20
1.2.3 Общие принципы автоматизированной обработки изображений .....	29
1.2.4 Программное обеспечение, использованное для автоматизированной обработки данных дистанционного зондирования .....	39
1.3 Физические основы дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных многозональных космических изображений ...	41
1.4 Оценка достоверности классификации и пути её повышения в современных исследованиях.....	52
Выводы к 1 разделу.....	68
2 Совместная автоматизированная обработка разносезонных космических изображений.....	70
2.1 Исходные данные .....	70
2.2 Описание исследуемой территории .....	74
2.3 Процесс автоматизированного дешифрирования растительного покрова ....	79
2.3.1 Предварительная обработка изображений .....	79
2.3.2 Создание синтезированных разносезонных изображений .....	80

2.3.3 Выбор классов объектов растительного покрова .....	83
2.3.4 Формирование обучающей выборки .....	86
2.3.5 Оценка качества обучающей выборки.....	91
2.3.6 Проведение классификации многозональных изображений и 13 синтезированных разносезонных изображений .....	98
Выводы ко 2 разделу.....	101
3 Анализ результатов совместной автоматизированной обработки разносезонных изображений.....	103
3.1 Теоретические основы оценки результатов классификации.....	103
3.2 Оценка результатов классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений .....	107
3.3 Анализ результатов классификации многозональных и синтезированных разносезонных изображений.....	111
3.4 Методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных зональных космических изображений .....	133
Выводы к 3 разделу.....	140
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	142
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	145
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	149
ПРИЛОЖЕНИЕ А Основные характеристики российских спутниковых аппаратов дистанционного зондирования и съемочной аппаратуры .....	164
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Основные характеристики спутниковых аппаратов Landsat и съемочной аппаратуры .....	166
ПРИЛОЖЕНИЕ В Значения коэффициентов спектральной яркости различных классов растительности и объектов гидрографии по эталонным выборкам на	

изображениях, полученных с космического спутника Landsat 8 в разные сезоны .....	168
ПРИЛОЖЕНИЕ Г Характеристика основных исследований, направленных на повышение достоверности автоматической обработки изображений растительного покрова земной поверхности .....	170
ПРИЛОЖЕНИЕ Д Результаты классификации многозональных и синтезированных разносезонных изображений Landsat 8.....	175
ПРИЛОЖЕНИЕ Е Матрицы ошибок классификации.....	194

## ВВЕДЕНИЕ

*Актуальность исследований.* Решение многих задач рационального природопользования опирается на сведения о состоянии и использовании объектов растительного покрова земной поверхности. Исследование растительности требует самой актуальной и объективной информации, одним из основных источников получения которой в настоящее время являются системы дистанционного зондирования поверхности Земли из космоса. Дистанционные изображения отличаются высокой детальностью, способностью одновременного охвата обширных территорий, возможностью регулярных повторяющихся наблюдений и изучения труднодоступных территорий.

Развитие компьютерных технологий открыло перед применением материалов дистанционного зондирования широкие перспективы. Возможности автоматизированной обработки материалов съёмки позволяют существенно увеличить производительность работ, а разработка специализированных профессиональных программных пакетов обработки данных открывает доступ к созданию различных тематических продуктов широкому кругу пользователей.

Методы дистанционного зондирования основаны на регистрации отражённого или собственного приходящего от поверхности Земли электромагнитного излучения в широком спектральном диапазоне. Возможность распознавания различных объектов и изучение их свойств дистанционными методами обусловлены специфичностью поглощения, рассеивания, отражения и излучения электромагнитной энергии в различных зонах спектра для каждого вида земной поверхности, индивидуальные спектральные характеристики позволяют автоматически отделять одни объекты земной поверхности от других.

Но спектральная яркость различных объектов растительного покрова нередко имеет близкие значения, что не всегда позволяет достоверно распознать все классы растительности, требуемые для решения поставленных задач. Необходимость поиска методов, повышающих достоверность

автоматизированного дешифрирования объектов растительного покрова, определяет **актуальность** данного исследования.

*Степень разработанности проблемы.* В настоящее время при создании тематических карт растительности автоматизированными методами путём классификации объектов спутниковых изображений специалистами предпринимаются попытки поиска различных методик классификации, повышающих её достоверность. Наиболее распространённым подходом является применение альтернативных параметров, таких как линейные комбинации зональных значений коэффициентов спектральных яркостей, различные спектральные вегетационные индексы, являющиеся функциями коэффициента спектральной яркости в нескольких спектральных каналах, спектральные признаки, рассчитанные на основе значений коэффициентов спектральных яркостей, использование преобразования в главные компоненты. В исследованиях Терехина Э.А., Курбанова Э.А., Борисовой М.В., Жирина В.М. и других применяются различные подходы к обработке многозональных космических изображений с целью более достоверного распознавания различных классов растительности.

Некоторыми учёными-исследователями, такими как Кринов Е.Л., Малинников В.А. и другими авторами, доказана зависимость коэффициентов спектральной яркости объектов растительности от их состояния, в первую очередь от фазы вегетации. Следовательно, учёт сезонных вариаций спектрально-отражательных характеристик должен повысить распознаваемость разных типов растительности. Для учёта динамики коэффициента спектральной яркости требуется получение космических изображений с достаточной частотой.

Существенным преимуществом использования данных низкого пространственного разрешения является их регулярная периодичность. Так, например, данные, полученные со спетрорадиометра MODIS (пространственное разрешение 250, 500, 1000 м в разных спектральных каналах), установленного на борту спутников Terra/Aqua, доступны для каждой точки земной поверхности как минимум ежедневно, что повышает вероятность получения дистанционной

информации, свободной от облаков в требуемые периоды времени. В нашей стране наиболее широко ведутся работы по созданию карт растительного покрова глобального масштаба по данным MODIS с учётом сезонных вариаций спектрально-отражательных характеристик в Институте космических исследований РАН под руководством Барталёва С.А. Создание карт растительности основано на наличии огромного накопленного многолетнего архива данных, опирается на сложный специально разработанный программный комплекс предварительной и тематической обработки большого объёма данных.

Для картографирования растительности территорий локального масштаба требуются дистанционные данные более высокого пространственного разрешения, которые не доступны с такой регулярностью. Так, периодичность съёмки спутника Landsat 8 (пространственное разрешение 30 м) – 1 раз в 16 суток, и на большей части изображений присутствует облачность. Тем не менее, российскими исследователям (Ершов Д.В., Гаврилюк В.А.) созданы карты растительности регионального масштаба (Московская область, Центральный Федеральный округ) с использованием непрерывного временного ряда данных Landsat, построенного по многолетним данным на основе пространственно-временного моделирования динамики спектральных яркостей основных типов наземных экосистем в течение вегетационного сезона, что также требует значительных временных и трудовых ресурсов.

Для решения многих локальных задач, связанных с организацией рационального природопользования, требуется создание достоверных карт растительности с применением методов, не требующих столь сложной обработки большого количества данных. Для создания карт растительности на небольшие территории, например, на территории муниципальных образований, важно обеспечить минимизацию вычислительных затрат при сохранении высокого уровня достоверности распознавания различных классов растительности.

Таким образом, для создания достоверных карт растительности локального уровня требуется разработка методики автоматизированного дешифрирования объектов растительного покрова, основанной на обосновании при помощи

количественных характеристик целесообразности использования разносезонных данных, на определении оптимального количества и момента получения зональных космических изображений.

Анализ зарубежного опыта (Kalensky, Lo, PaxLenney and Woodcock, Oetter, Guershchman и другие) показал, что совместная обработка нескольких изображений, полученных преимущественно в сезоны, характеризующие динамику фенологического развития растительности (лето, поздняя весна и ранняя осень), на различные территории земного шара (США, Канада, Аргентина, Египет и другие) приводит к увеличению точности детектирования различных типов земного покрова.

Для территории, расположенной в средней полосе России, автором совместно с Марчуковым В.С. в 2009 году проведено исследование, показывающее, что совместная обработка трёх весенне-летних изображений, полученных с космического спутника Landsat 5 TM, повышает достоверность автоматизированного распознавания разных типов растительности.

Для дешифрирования растительности исследователи используют изображения, полученные в наиболее информативные для анализа состояния растительного покрова сезоны: летний, поздневесенний и раннеосенний периоды. Преимущества совместной обработки таких изображений подтверждены количественными оценками. Количественное доказательство целесообразности использования космических изображений, полученных также и в другие промежутки года (зима, ранняя весна, поздняя осень) не проведено в достаточной мере. Анализ мировых, в том числе российских, исследований показал недостаточную обоснованность выбора оптимального количества зональных космических изображений, обеспечивающих необходимую достоверность дешифрирования растительности.

*Целью исследования* является разработка методики автоматизированного дешифрирования растительного покрова земной поверхности с учётом сезонной динамики спектрально-отражательных характеристик объектов земного покрова.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- провести количественную оценку достоверности результатов совместного автоматизированного дешифрирования нескольких разносезонных космических изображений;

- определить оправданность использования нескольких разносезонных изображений в совместной автоматизированной обработке путём сравнения количественных показателей достоверности результатов классификации одиночных изображений и изображений, содержащих разносезонную спектральную информацию;

- выявить зависимость между количеством изображений, участвующих в совместной обработке, и достоверностью автоматизированной классификации;

- определить оптимальное количество и даты получения космических изображений, обеспечивающие достаточную достоверность детектирования классов растительности;

- разработать методику автоматизированного дешифрирования космических изображений, основанную на использовании зонально-временных признаков объектов растительного покрова с применением совместной обработки нескольких разносезонных космических изображений;

- создать карту растительности локального уровня, содержащую разнообразные классы растительности, с использованием предложенной методики.

*Объектом исследования* являются различные типы растительного покрова земной поверхности.

*Предметом исследования* являются методы автоматизированного тематического дешифрирования многозональных изображений земной поверхности с учётом сезонных вариаций спектрально-отражательных характеристик объектов растительного покрова.

*Научная новизна* результатов исследования заключается в том, что:

- впервые разработана методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных зональных космических изображений, основанная на учёте сезонной динамики спектрально-

отражательных характеристик растительного покрова и на определении оптимального количества и дат получения космических изображений;

- проведена количественная оценка достоверности результатов классификации путём расчёта и сравнения обобщающих статистических параметров, рассчитанных по матрицам ошибок классификации, представляющих собой распределение пикселей контрольных объектов, зафиксированных при классификации верно или неверно как тот или иной класс;

- теоретически обоснована и экспериментально подтверждена возможность повышения достоверности карт растительности локального уровня с использованием разносезонных зональных космических изображений.

*Теоретическая значимость работы* состоит в разработке методов, повышающих достоверность результатов автоматизированной обработки космической информации при использовании совместной обработки нескольких разносезонных изображений одного года с достаточно высокой достоверностью распознавания объектов растительного покрова.

*Практическая значимость работы* состоит в возможности применения предложенной методики для создания достоверных карт растительности локального уровня широким кругом пользователей без дополнительной разработки сложных вычислительных комплексов как в производственных предприятиях, так и в рамках учебного процесса вузов картографо-геодезического профиля. В работе установлено, что разработанная методика позволяет выделять классы растительного покрова: типов сельскохозяйственных угодий (пашни, залежи, кормовые угодья), групп древесных пород (хвойный, лиственный, смешанный лес), территорий, подверженных процессам зарастания древесно-кустарниковой растительностью в различной степени, вырубок лесных насаждений, в т.ч. появившихся в год проведения исследования.

*Методология и методы исследования.* Для проведения исследования были использованы разносезонные космические изображения Landsat 8 OLI (пространственное разрешение 30 м) 2014 года, снимки высокого пространственного разрешения, полученные из открытых геопорталов. Для

решения поставленных задач в диссертационном исследовании использовались методы цифровой обработки изображений, пространственного анализа данных, распознавания образов путём проведения контролируемой и неконтролируемой классификации в программном комплексе ERDAS Imagine, методы математической статистики.

*Основные научные результаты диссертации, выносимые на защиту:*

- методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных зональных космических изображений;

- математический алгоритм количественной оценки характеристик преимущества совместной автоматизированной обработки нескольких разносезонных космических изображений относительно одиночных;

- математический алгоритм для обоснования выбора оптимального количества и дат получения космических изображений для обеспечения достаточной достоверности дешифрирования растительности;

- авторский оригинал карты растительности исследуемой территории с выделенными классами различных типов растительного покрова.

*Соответствие паспорту научной диссертации.* Диссертация соответствует паспорту научной специальности 25.00.34. – «Аэрокосмические исследования Земли, фотограмметрия», по пункту 4: «Теория и технология дешифрирования изображений с целью исследования природных ресурсов и картографирования объектов исследования».

*Степень достоверности и апробация результатов исследования.* Достоверность научных и практических результатов проведённых исследований определяется их согласованностью с результатами, полученными по другим методикам, корректным выбором адекватной статистической оценки, необходимым объёмом экспериментальных исследований, научно-методическим обоснованием признаков и объёмов обучающей и опорной выборок, использованием строгих методов анализа и обработки экспериментальных данных.

Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на Международной научно-практической конференции, посвящённой

95-летию факультета землеустройства и кадастров ВГАУ «Актуальные проблемы природообустройства, кадастра и землепользования» – Воронеж, 2016 г., 72-й научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных Мигай – Москва, 2017 г., XIV Конференции молодых учёных «Фундаментальные и прикладные космические исследования» – Москва, 2017 г.

*Публикации.* По материалам диссертации опубликовано 5 научных работ, в том числе 3 научных работы в рецензируемых журналах, рекомендованных ВАК России.

*Структура и объем диссертации.* Диссертация состоит из введения, трёх разделов, заключения, списка сокращений, списка литературы и шести приложений. Объем диссертации составляет 213 страниц, из них 49 страниц – приложения, диссертация включает 45 рисунков и 10 таблиц. Список литературы содержит 136 источников.

# 1 ИЗУЧЕНИЕ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

## 1.1 Картографирование растительного покрова земной поверхности

Состояние растительности территории может быть отражено как в описательной форме посредством передачи информации в виде текстовых характеристик, так и отображено на карте. При познании растительности картографический метод является основным, так как позволяет дать наглядное, ёмкое, обзорное, пространственно структурированное представление о составе и расположении растительных сообществ. Передача текстовой информации становится все более громоздкой, трудно усвояемой, тогда как картографическое её представление более выразительно и может быть подвергнуто количественной обработке. Картографирование растительности является фундаментальным инструментом для получения знаний о растительном покрове Земли и его связи с окружающей средой [129].

Карта растительности – это графическое изображение пространственной структуры элементов растительного покрова.

Чуть больше века назад составление и применение карт растительности во всем мире не имело широкого распространения [123]. Первая карта растительности в России появились в конце 19 – начале 20 века – это карта ботанических областей Российской империи, составленная С.И. Коржинским в 1889 г. [44]. Карта представлена на Рисунке 1.1, на ней схематично отображены основные зональные типы растительности.

Становление и развитие картографирования растительного покрова связано с именем профессора Н.И. Кузнецова, возглавлявшего отдел геоботаники Ботанического института в Санкт-Петербурге [105]. В 1928 году под его руководством была издана Карта растительности европейской части СССР



растительности невозможно представить выполнение ряда работ, связанных с организацией рационального природопользования. Это и оценка состояния и качества земель различных категорий, анализ антропогенного воздействия на окружающую среду при проведении строительных и горнодобывающих работ, организация рационального использования земель сельскохозяйственного назначения, мониторинг вырубок леса и лесных пожаров, слежение за динамикой проявления негативных воздействий на земли, разработка мер по охране растительного покрова. Также картам растительности присущи индикационные свойства, применяемые при выявлении различных природных ресурсов: геологических структур, полезных ископаемых, четвертичных отложений и почв, гидрогеологических и мерзлотных условий, полезных ископаемых и геохимических ареалов [45].

Картографирование растительного покрова ведётся на глобальном, региональном и локальном уровнях. Соответственно для каждого уровня составляются карты мелкого (~ 1:1 000 000 и мельче), среднего (~ 1:300 000 – 1:1 000 000) и крупного масштабов (~ 1:300 000 и крупнее). На каждом уровне решаются различные задачи, и растительность отражается с различной степенью детальности: от отображения преобладающих типов растительности [27; 12] на картах глобального уровня в мелком масштабе на территориях стран, континентов и всего мира до выделения пород древесных растений и произрастающих видов сельскохозяйственных культур на картах локального уровня в крупном масштабе на территориях отдельных хозяйств и муниципальных образований.

При создании карт растительности перед исследователями встаёт вопрос о выборе классов легенды. Легенда к карте основывается на классификации растительности [83]. Классификация растительности не абсолютна, а подлежит изменению и совершенствованию для решения конкретных задач [82].

Обычно на крупномасштабных региональных и локальных картах растительности картографируются встречающиеся в регионе единицы. От поставленных задач также зависит подробность единиц легенды. Например, при оценке состояния лесной растительности, часто важно отобразить преобладающие

породы деревьев [21], некоторые их таксационные показатели [88] и процессы, происходящие на территории лесных насаждений – рубки, пожары [92; 4], а при анализе сельскохозяйственных угодий – выделить конкретные культуры.

Мелкомасштабные карты растительности выявляют общие закономерности: широтные, региональные, высотно-поясные особенности территории [77]. В 2005 году в ФАО ООН (Food and Agricultural Organization UN – Продовольственная и сельскохозяйственная организация Организации объединённых наций) разработана система классификации земного покрова LCCS (Land Cover Classification System), являющаяся эффективным инструментом формирования легенд глобальных спутниковых карт растительности [112]. Классификация земного покрова включает деление земного покрова на классы: искусственные поверхности, травянистые культуры, древовидные культуры, смешанные или многоярусные культуры, луга и пастбища, лесной покров, мангровая растительность, кустарниковая растительность, находящаяся в водной среде или регулярно затопляемая кустарниковая и травяная растительность, внутренние водоёмы, прибрежные водоёмы и приливные зоны.

По масштабу территориального охвата диссертационное исследование, проведённое на территории одного муниципального района, следует отнести к локальному уровню. В исследовании на картах растительности были выделены элементы растительного покрова на уровне групп древесных пород (хвойные, лиственные и смешанные леса) и видов сельскохозяйственных угодий (пашня, залежь, кормовые угодья), а также территории, для которых характерно проявление процессов зарастания сельскохозяйственных угодий древесно-кустарниковой растительностью и вырубки лесной растительности.

Развитие картографирования растительности находится под влиянием научного прогресса и технических достижений. Сегодня создание карт растительного покрова земной поверхности тесно связано с применением данных дистанционного зондирования и геоинформационных технологий [22].

## **1.2 Использование данных дистанционного зондирования при изучении растительного покрова земной поверхности**

### **1.2.1 Физические основы дистанционного изучения растительного покрова**

Дистанционное зондирование – процесс наблюдения и измерения характеристик объектов земной поверхности с использованием данных, полученных без непосредственного контакта с объектами, на расстоянии от них, с помощью удалённого регистрирующего устройства, установленного, например, на летательном воздушном или космическом аппарате, судне, подводной лодке [25; 24; 104]. Приёмная аппаратура – датчики или сенсоры – регистрирует сигнал в том или ином диапазоне электромагнитного спектра в отдельных точках земной поверхности, вдоль трассы или на определённой площади. Наибольшее распространение получило использование данных дистанционного зондирования в виде двумерной пространственной сетки, полученной с помощью воздушных и космических аппаратов – аэро- и космические изображения. Датчики, установленные на воздушных и космических аппаратах, регистрируют энергетические и поляризационные характеристики собственного и отражённого излучения элементов суши, океана и атмосферы Земли и передают их по телеметрическим каналам в виде электромагнитных сигналов или непосредственно в виде фотоплёнок [60]. Фиксируемые характеристики излучения зависят от свойств и состояния объекта, его положения в пространстве, что способствует его дистанционной идентификации. Каждый объект имеет характерный спектр, соответствующий его химическому составу: при падении на объект солнечных лучей часть лучей определённых длин волн поглощается, а остальные отражаются. Регистрация сенсором свойств собственного и отражённого излучения позволяет интерпретировать зафиксированные объекты земной поверхности их свойства.

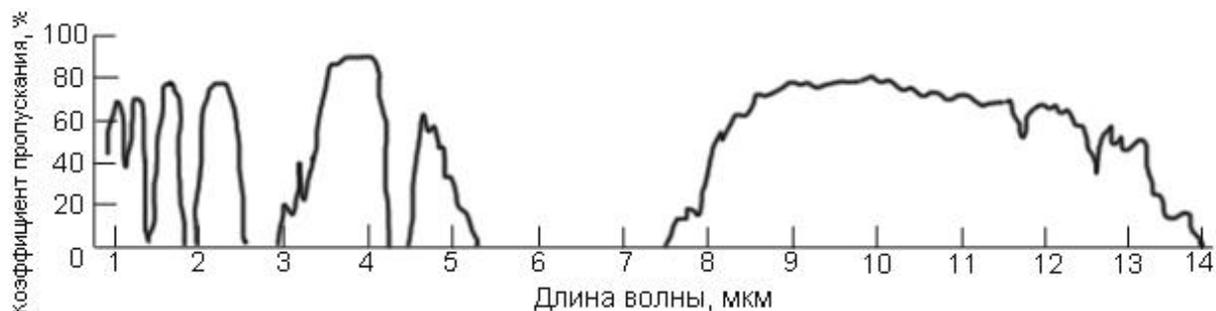
Особенность использования аэро- и космических изображений для изучения объектов земной поверхности заключается в том, что между элементами земного

покрова и регистрирующей аппаратурой находится слой атмосферы и облачность. Наличие промежуточной среды вызывает ряд сложностей: поглощение солнечных лучей определённых длин волн атмосферой, рассеяние лучей, влияние атмосферной дымки, экранирующее влияние облачности и другие.

Наибольшие помехи для обработки данных дистанционного зондирования и распознавания объектов представляет собой облачность. Единоновременно облаками покрыто более 50% поверхности земной поверхности [5]. Некоторые районы нашей планеты остаются закрытыми облачностью большую часть времени. Атмосферная дымка снижает контрастность отображения объектов на аэро- и космических изображениях, искажает цветовую передачу, и корректная автоматическая обработка территорий, закрытых атмосферной дымкой, невозможна.

Наличие в атмосфере водяного пара, углекислого газа, озона, оксидов азота и некоторых других веществ обуславливает факт рассеяния и поглощения солнечного излучения атмосферой [43]. Рассеянное излучение как падающее от Солнца, так и отражённое от земной поверхности, не ослабляется, а меняет своё направление [25]. При получении данных дистанционного зондирования часть рассеянной энергии выходит за пределы поля зрения датчика и будет теряться, если поле зрения датчика небольшое, как следствие, изображение будет более тусклым. В случае если поле зрения датчика широкое, рассеяние вызовет усиление принимаемого прибором сигнала из-за дополнительного попадающего на прибор излучения, что тоже ухудшает качество изображения. При поглощении энергии падающего излучения его энергия преобразуется в энергию движения молекул атмосферы. Разные вещества в составе атмосферы поглощают на определённых длинах волн. На Рисунке 1.2 интервалы этих длин волн выглядят как «провалы». Пики графика характеризуют области спектра, где излучение проходит через атмосферу с малым ослаблением: 0,3-1,3 мкм, 1,5-1,8 мкм, 2-2,6 мкм, 3-4,2 мкм, 4,5-5,5 мкм, 7,5-14 мкм. Эти области называют «окнами прозрачности» атмосферы или атмосферными окнами. Достаточно большое окно прозрачности (0,3-1,3 мкм) приходится на видимый и ближний инфракрасный диапазоны спектра, наибольшая атмосферная прозрачность наблюдается в радиодиапазоне. Соответственно

дистанционную съёмку целесообразно проводить только в тех областях спектра, которые попадают в «окна прозрачности» атмосферы, где не происходит поглощения электромагнитного излучения.



*Рисунок 1.2 – Количество излучения, проходящего через слой атмосферы, в процентах*

Большинство систем сбора данных дистанционного зондирования фиксируют изменения количества отражённой и излучённой объектами земной поверхности энергии в определённых диапазонах длин волн. Изображения получают с помощью специальных устройств, установленных на борту самолётов и космических аппаратов. В настоящее время разнообразие этих устройств крайне велико, как и число задач, решаемых с их помощью, но в целом их можно объединить общим названием сенсоры (от англ. sensor – чувствительный элемент). Сюда относятся фотографические камеры, видеокамеры, сканеры, радиолокаторы.

Космические снимки имеют ряд преимуществ перед аэрофотоснимками: большая обзорность, генерализованность изображения, регулярная повторяемость, оперативность поступления информации, возможность её получения для объектов, недоступных изучению другими средствами. Данные аэрофотосъёмки обеспечивают больший контроль над нужной областью в нужное время, востребованы, когда необходимы снимки особого пространственного или спектрального разрешения. Аэрофотосъёмка представляет наибольший интерес для крупномасштабных географических исследований и топографического картографирования.

### 1.2.2 Современные системы получения космических изображений

Одним из основных источников получения дистанционной информации об объектах земной поверхности на сегодняшний день являются космические системы. Они включают в себя следующие элементы [58]:

- Космический аппарат;
- Бортовая аппаратура дистанционного зондирования, установленная на космическом аппарате;
- Средства регистрации и накопления данных дистанционного зондирования на борту носителя;
- Средства передачи информации на наземные пункты приёма;
- Наземные средства обработки космической информации.

Космические летательные аппараты движутся в космическом пространстве на высоте более 100 км по орбите с определённой формой, углом наклона относительно плоскости экватора, с определённым периодом обращения вокруг Земли и положением по отношению к Солнцу. Сенсор, установленный на борту космического аппарата, собирает отражённую от Земли солнечную энергию, преобразует её в электрический сигнал и предоставляет сигнал в форме кода, удобного для передачи по радиоканалам связи на наземный комплекс приёма и обработки информации.

Важным показателем, характеризующим ту или иную систему сбора дистанционной информации, является разрешающая способность сенсора, то есть разрешение. Выделяют четыре типа разрешения: спектральное, пространственное, яркостное, временное.

Спектральное разрешение определяется характерными интервалами длин волн электромагнитного спектра, к которым чувствителен сенсор. В зависимости от используемых частей электромагнитного спектра и их количества получаемые с помощью средств дистанционного зондирования изображения можно разделить на:

- полученные с помощью оптико-электронных систем панхроматические (полученные во всем видимом диапазоне спектра), многозональные (полученные в нескольких узких диапазонах электромагнитного спектра), гиперспектральные (полученные в большом числе (обычно более 128) узких диапазонов электромагнитного спектра) [1];
- радиолокационные (полученные в нескольких участках радиодиапазона 1 мм – 1 м с разной поляризацией зондирующего излучения) [37].

Возможность съёмки одновременно в нескольких диапазонах – важное преимущество дистанционных методов изучения земной поверхности, в том числе растительных покровов. Каждый спектральный канал обладает различной информативностью и подходит для решения разных задач по изучению растительности: определение породного состава леса, оценки объёма растительной биомассы и урожайности сельскохозяйственных культур, определение количества влаги в растениях и выявление подверженных засухе или переувлажнению растительных сообществ, обнаружение лесных пожаров, вырубок, растительности, поражённой болезнями и другие.

Пространственное разрешение определяется линейным размером области на земной поверхности, представляемой каждым пикселем. Это минимальная угловая или линейная величина изобразившегося объекта местности, зафиксированная пикселем. По значениям пространственного разрешения снимки делятся на снимки низкого (километры), среднего (сотни метров), высокого (десятки метров) и сверхвысокого (метры и доли метров) разрешения.

Яркостное или радиометрическое разрешение – число возможных кодированных значений (уровень квантования) спектральной яркости в файле данных для каждой зоны спектра, указываемое числом бит, то есть число полутонов серого тона на изображении: 1 бит – 2 градации серого, 2 бит – 4, 8 бит – 256. Большинство сенсоров обладают радиометрическим разрешением 6 и 8 бит.

Временное разрешение определяется частотой получения изображений конкретной территории. Большинство спутников производят повторную съёмку раз в несколько дней, некоторые – раз в несколько часов. Использование

изображений на разные даты позволяет отследить произошедшие изменения, выявить динамику состояния растительного покрова.

Первые системы дистанционного зондирования Земли носили метеорологическое назначение. В СССР изначально системы дистанционного зондирования развивались более успешно, чем за рубежом [60]. Отработка отдельных устройств для советских метеорологических искусственных спутников Земли проводилась в период 1963-1964 гг. с помощью ИСЗ «Космос-14» и «Космос-23» [74]. 27 апреля 1967 г. считается началом функционирования космической метеорологической системы Метеор.

В 1975 году был запущен первый космический спутник из серии Ресурс – Ресурс-Ф [40]. Система Ресурс создавалась как общегосударственная постоянно действующая система для изучения природных ресурсов и контроля окружающей среды. В систему входили космические аппараты фотографической съёмки Ресурс-Ф и оперативного наблюдения за сушей Ресурс-О и океаном Океан-О. Спутники серий Ресурс выводятся на орбиту и в наши дни.

В последние десятилетия в России были также запущены космические аппараты Монитор-Э (26 августа 2005 г. – август 2008 г.) с пространственным разрешением 8 м в панхроматическом режиме и 20 м в 3-х мультиспектральных каналах, Канопус-В (выведен на орбиту 22 июля 2012 г.) с пространственным разрешением 2,1 м в панхроматическом режиме и 10,5 м в 4-х мультиспектральных каналах и Аист-2Д (на орбите с 28 апреля 2016 г.) с пространственным разрешением 1,5 м в панхроматическом режиме и 5 м в мультиспектральных каналах. Основными задачами, для решения которых предназначена информация, получаемая с помощью данных спутников, являются мониторинг земной поверхности, контроль чрезвычайных ситуаций, тематическое картографирование, контроль состояния лесов, сельскохозяйственных культур, прогноз урожайности, геологическое картирование и поиск полезных ископаемых, обнаружение лесных пожаров, крупных выбросов загрязняющих веществ в природную среду, прогнозирование землетрясений.

Основные характеристики спутниковых аппаратов серии Ресурс, Монитор-Э, Канопус-В, Аист-2Д и установленной на них съёмочной аппаратуры приведены в Приложении А [17; 46; 23; 72].

В настоящее время на рынке данных дистанционного зондирования представлено весьма внушительное количество источников спутниковых данных различного пространственного разрешения. Изображения низкого пространственного разрешения позволяют получить американские приборы MODIS, установленные на спутниках Terra, Aqua (разрешение 250, 500, 1000 м в различных спектральных каналах, территория в пределах зоны видимости станции ежедневно снимается несколько раз), американские радиометры AVHRR на спутниках серии NOAA (разрешение 1000 м), китайские 20-канальные радиометры MERIS на спутниках серии Feng-Yun (пространственное разрешение 250, 1000 м) и некоторые другие.

Данные среднего пространственного разрешения (в скобках указаны страна-оператор, пространственное разрешение в различных режимах) поставляются со спутников Landsat-5,7,8 (США, 15/30/100 м), Sentinel (США, 10/20/60 м), Spot -2,4 (Франция, 10/20 м), Terra, прибор Aster (США, 15/30/90 м), UK-DMC2 (Франция, 22 м), Deimos-1 (Испания, 22 м). Космические спутники ALOS (Япония, PRISM/AVNIR-2, 2,5/10 м, архив с октября 2006 по апрель 2011 года), Spot-5 (Франция, 2,5/5/10 м), Spot-6,7 (Франция, 1,5/6 м), FORMOSAT-2 (Тайвань, 2/8 м), KazEOSat-2 (Казахстан, 6,5 м) поставляют изображения в панхроматическом и многозональном режиме с высоким пространственным разрешением (до 5 м).

За последние 10-15 лет в мире на орбиту было выведено несколько спутников сверхвысокого пространственного разрешения (в скобках указаны страна-оператор, годы функционирования на орбите или год запуска, пространственное разрешение в различных режимах): Ikonos (США, 1999-2015 гг., 0,82/3,2 м), QuickBird (США, 2001-2014 гг., 0,61/2,44 м), OrbView (США, 2003-2007 гг., 1/4 м), EROS B (Израиль, с 2006 г., 0,7 м), WorldView-1,2,3,4 (США, 2007 г./2009 г./2014/2016 г., пространственное разрешение до 30 см), RapidEye (Германия, 2008, 5 м), GeoEye-1 (США, 2008 г., 0,41/1,85), Pléiades-1A/1B (Франция, 2011г./2012 г.,

0,5/2 м), KOMPSAT-3 (Корея, 2012 г., 0,7/2,8 м), БКА (Белоруссия, 2012 г., 2,1/10,5 м), PerúSat-1 (Перу, 2016 г., 0,2/2 м), Göktürk-1A (Турция, Италия, Франция, 2016 г., 0,7/2,8 м) и некоторые другие.

В мире датой массового применения данных дистанционного зондирования в мирных целях – в метеорологии, экологическом мониторинге, для изучения природных ресурсов – не для военной разведки, считается 1972 год – начало функционирования американской космической системы Landsat. Landsat является наиболее продолжительной программой, в рамках которой накоплены миллионы многозональных изображений. В настоящее время в рамках проекта было успешно запущено 7 спутников. Характеристика орбит, установленной на спутниках аппаратуры приведена в Приложении Б [125].

Сразу снимки со спутников Landsat стали широко использоваться для решения множества задач ввиду их относительно точной привязки, высокого пространственного разрешения, большого территориального охвата и перекрытия. Это была информация нового вида об очень больших площадях поверхности Земли, которая не зависела от условностей традиционных методов исследований [48]. Изображения дали возможность получения однотипной информации и такой же однотипной интерпретации для разных пользователей. Составление же тематических карт традиционными методами требовало часто многолетних работ и носило более субъективный характер.

Первый спутник Landsat 1 был запущен для того, чтобы собрать материал многозональной и периодически повторяющейся съёмки, пригодный для компьютерной обработки в целях решения сельскохозяйственных, лесохозяйственных задач, геологического картирования, разведки полезных ископаемых, экологического мониторинга среды. Landsat 1, первоначально носивший название ERTS (Earth Resources Technology Satellite), запущен 23 июля 1972 г., прекратил работу 6 января 1978 г. На нем были установлены 2 прибора: трёхкамерный видикон с возвращаемым лучом RBV (Return Beam Vidicon), предназначенный для получения фотографических изображений Земли в видимом

и коротковолновом инфракрасном излучениях, и четырёхканальный мультиспектральный сканер MSS (Multispectral Scanner).

Landsat 2 просуществовал на орбите со 2 января 1975 г. по 22 января 1981 г., Landsat 3 – с 5 марта 1978 г. по 7 сентября 1983 г., они были оснащены такими же приборами, как и их предшественник. Оператором первых 2-х спутников проекта Landsat было Национальное управление по воздухоплаванию и исследованию космического пространства (National Aeronautics and Space Administration, NASA), управление Landsat 3 было передано Национальному управлению океанических и атмосферных исследований (National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA).

Landsat 4 был запущен НАСА 16 июля 1982 г. Этот космический аппарат значительно отличался от первых трёх, он не имел на борту видикона RBV, но был оснащён новым инструментом Thematic Mapper (TM) с семью спектральными каналами и более высоким пространственным разрешением (30 метров во всех каналов кроме теплового). Данные системы MSS широко используются для изучения природных ресурсов, а система TM специально предназначена для тематического картографирования земной поверхности. Landsat 4 находился на орбите до 15 июля 2001 г.

1 марта 1984 года НАСА запустило Landsat 5, оснащённый, как и Landsat 4, приборами TM и MSS. Этот космический аппарат поставлял дистанционные данные о земной поверхности 28 лет 10 месяцев с несколькими перерывами, вместо расчётных 3-х лет, поставив рекорд по времени активной эксплуатации спутников дистанционного зондирования Земли. В январе 2013 г. аппаратура на спутнике была отключена, а 5 июня 2013 г. Landsat 5 был окончательно отключён.

С 1998 г. управление спутниками Landsat 4, 5 передано Геологической службе США (United States Geological Survey, USGS), которая остаётся ответственной за долгосрочное хранение данных, полученных с помощью этих космических аппаратов.

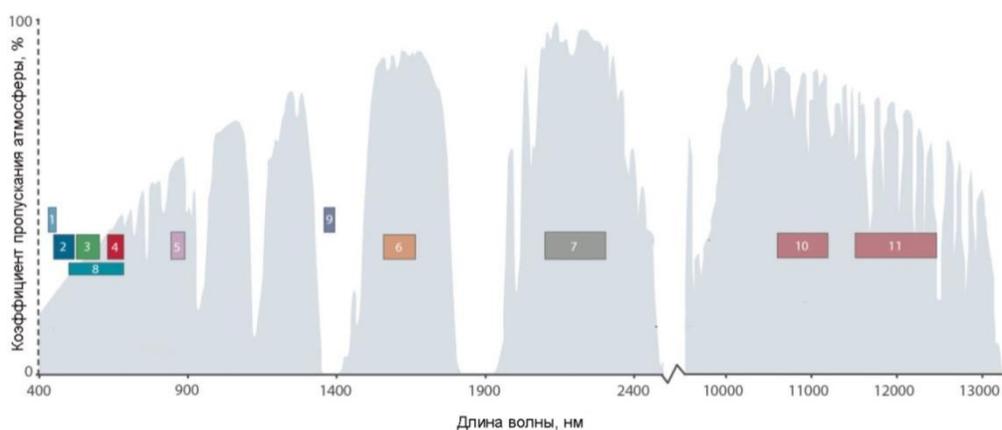
5 октября 1993 г. состоялся неудачный запуск спутника Landsat 6.

15 апреля 1999 г. был успешно запущен следующий спутник из серии – Landsat 7, на котором установлен восьмиканальный многозональный сканирующий радиометр Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). Основным новым преимуществом прибора является наличие панхроматического канала (0.52-0.9 мкм) с пространственным разрешением 15 метров, что делает его более эффективным для решения задач экологического мониторинга, слежения за состоянием и динамикой объектов земной поверхности, в том числе и растительного покрова. Данные, полученные с помощью спутника Landsat 7, пользовались и сейчас пользуются большой популярностью, несмотря на снижение качества данных и доступность около 75% от площади сцены, вызванных сбоями в работе прибора Scan Line Corrector (SLC) в мае 2003 г. Популярность данных объясняется высокой точностью калибровки спутника и тем, что с октября 2008 г. USGS предоставляет информацию всем пользователям бесплатно.

11 февраля 2013 г. совместно НАСА и USGS был запущен Landsat 8, оснащённый двумя приборами: Operational Land Imager (OLI) и Thermal Infrared Sensor (TIRS), позволяющими получать изображения земной поверхности в 8-и спектральных каналах с разрешением 30 м, в панхроматическом режиме с разрешением 15 метров и в 2-х тепловых каналах с разрешением 100 м. Характеристика каналов представлена в Приложении Б, а соотношение спектральных диапазонов каналов Landsat 8 и «окон прозрачности» атмосферы отображено на Рисунке 1.3.

Различные спектральные каналы съёмки обладают различной информативностью.

1 канал (Coastal - Aerosol / прибрежный - аэрозольный: 0.435-0.451 мкм) чувствителен к темно-синим и фиолетовым цветам. Синий цвет хорошо рассеивается на частичках воды и пыли в воздухе. Канал называется прибрежным или аэрозольным, так как эти два названия характеризуют его два основных применения: изучение мелководья и выявление мелких частиц пыли и дыма в воздухе.



*Рисунок 1.3 – Длины волн спектральных каналов спутника Landsat 8 и «окна прозрачности» атмосферы [124] (переведено и дополнено автором)*

2 канал (Blue / голубой: 0.452-0.512 мкм) чувствителен к атмосферным газам, полезен для выявления дыма, предназначен для изучения прибрежных вод объектов гидрографии, подводной растительности, отделения участков, покрытых растительностью, от участков голых почв, определения лиственных и хвойных пород деревьев.

3 канал (Green / зелёный: 0.533-0.590 мкм) предназначен для определения жизнеспособности растений и разделения различных классов растительности, чувствителен к мутности воды, полезен для выявления подводной растительности.

4 канал (Red / красный: 0.636-0.673 мкм) предназначен для распознавания различных типов растительности, так как чувствителен в зоне сильного поглощения хлорофилла, и почвы, так как чувствителен в зоне высокой отражательной способности для большинства почв, также предназначен для выявления контуров снежного покрова.

5 канал (NIR / ближний инфракрасный: 0.851-0.879 мкм) наиболее чувствителен к различиям породного состава растительного покрова, предназначен для выявления разнообразия растительности, оценки объёма биомассы и степени здоровья растений, эффективен для определения состава мелководной растительности, выявления сухих и влажных почв. Инфракрасный канал является

одним из наиболее информативных при изучении характеристик лесных насаждений [119].

6 канал (SWIR-1 / 1-ый коротковолновый инфракрасный: 1.566-1.651 мкм) и 7 канал (SWIR-2 / 2-ой коротковолновый инфракрасный: 2.107-2.294 мкм) захватывают участки спектра, наиболее эффективные для изучения растительного покрова [90]. Эти каналы чувствительны к наличию и изменению влаги в растительности и почвах, предназначены для оценки состояния растительного покрова. Также эти каналы оптимальны для отделения почв и горных пород, так как этот канал особенно чувствителен к наличию трёхвалентного железа в горных породах.

8 канал (Панхроматический: 0.503-0.67 мкм) представляет собой комбинацию 2-ого, 3-его, 4-ого каналов, то есть занимает видимую область спектра, наиболее типичную для изучения растительности, пахотных угодий и лесных насаждений, водно-болотных угодий. Имеет более высокое пространственное разрешение – 15 метров. Это обусловлено тем, что панхроматическая аппаратура, регистрирующая большее количество излучения, позволяет обеспечить более высокое отношение сигнал/шум [99].

9 канал (Cirrus / Перистый облака: 1.363-1.384 мкм) предназначен для изучения облаков, земная поверхность в данном диапазоне едва различима, так как он практически полностью поглощается атмосферой.

10-ый и 11-ый тепловые каналы (10.60-11.19 мкм и 11.50-12.51 мкм) предназначены для измерения температуры излучающей поверхности, используются для анализа влажности почв, выявления бытового скопления тепла, теплового загрязнения воды, геотермальных вод, обнаружения пожаров.

В данном исследовании использовались изображения, полученные с космического аппарата Landsat 8, и в автоматизированной обработке использовались каналы, наиболее эффективные для изучения растительного покрова: 2-ой (Blue / голубой: 0.452-0.512 мкм), 3-ий (Green / зелёный: 0.533-0.590 мкм), 4-ий (Red / красный: 0.636-0.673 мкм), 5-ый (NIR / ближний инфракрасный:

0.851-0.879 мкм), 6-ой (SWIR-1 / 1-ый коротковолновый инфракрасный: 1.566-1.651 мкм), 7-ой (SWIR-2 / 2-ой коротковолновый инфракрасный: 2.107-2.294 мкм).

### **1.2.3 Общие принципы автоматизированной обработки изображений**

Необходимость передачи и обработки большого количества геопространственных данных связано с научно-техническим прогрессом, ростом объёма информации, необходимого для проведения научных исследований и обеспечения народного хозяйства страны [33]. С развитием компьютерных технологий началась пора разработки подходов автоматизированного дешифрирования различных природных объектов по космическим изображениям [20; 79]. Дешифрирование многозональных изображений основано на анализе вектора яркостей спектральных изображений. Автоматизированная обработка данных дистанционного зондирования – трудоёмкий, многоступенчатый процесс.

Дешифрирование изображений носит целенаправленный характер [52], следовательно, для решения разных тематических задач используются разные методы и технологии обработки дистанционной информации. Но многие этапы могут быть автоматизированы с использованием определённых алгоритмов обработки изображений [99]. На самом первом этапе, когда данные дистанционного зондирования поступают на наземные пункты приёма информации, они проходят первичную обработку, состоящую в расшифровке радиосигналов, отделении служебной и рабочей информации, разделении данных по сенсорам и каналам, формировании сцен.

Все дальнейшие методы обработки информации можно разделить на две группы: предварительная обработка изображений и классификация объектов по изображениям.

**Предварительная обработка** изображений включает в себя проведение преобразований, направленных на улучшение качества изображений, повышение их визуальных свойств, приведение их к виду, максимально оптимальному для дальнейшего тематического дешифрирования. Основными процедурами

предварительной обработки являются радиометрическая и геометрическая коррекция и операции улучшения изображения.

Исходные цифровые значения изображения (DN – Digital Numbers) – числа, не имеющие физического смысла, связанные со значениями коэффициентов спектральной яркости параметрами, индивидуальными для различных датчиков [104]. *Радиометрическая калибровка* первого уровня заключается в переводе значений пикселей в значения характеристик отражённого излучения. Например, для изображений, полученных со спутника Landsat 8, этот пересчёт выполняется по формуле [135]:

$$r_{\lambda} = M_p \times DN + A_p \quad (1.1)$$

где:

$r_{\lambda}$  – коэффициент спектральной яркости;

$M_p$  – калибровочное усиление;

$A_p$  – калибровочное смещение;

DN - исходные цифровые значения.

Радиометрическая калибровка второго уровня преследует цель устранить атмосферные помехи и неисправности приборов, внести поправки на угол восхождения Солнца и рельеф местности [40].

С помощью алгоритмов *геометрических преобразований* выполняются приведение к требуемой системе координат (сдвиг, поворот изображений, изменение масштаба, полиномиальные преобразования), устранение геометрических искажений, приборных помех, связанных с геометрией сканирования [33; 60; 99]. Искажения, вызванные погрешностью датчика, проявляются в виде полосчатости, выпадения строк. Полосчатость возникает, когда один из детекторов теряет чувствительность и записывает постоянно отличающиеся в сторону увеличения или уменьшения показатели. Для коррекции данной погрешности применяют линейную фильтрацию, преобразование главных компонент. Выпадение строк возникает при выходе детектора из строя, в результате чего образуется строка с более высокими значениями, создающая

горизонтальную полосу. Данная погрешность корректируется заменой выпавшей строки значениями из соседних строк на основе, например, медианного фильтра.

К операциям улучшения изображений относятся процедуры, которые можно разделить на две большие группы: пространственные и спектральные преобразования [104].

*Спектральные преобразования* реализуются с учётом индивидуальных значений пикселей в пределах каждой зоны спектра. В основе этих методов лежит анализ и преобразование гистограммы распределения яркостей – функции распределения яркостей в радиометрическом диапазоне [99], то есть графическое отображение количества пикселей с определённым значением спектральной яркости.

При изучении растительности наиболее часто используются такие операции, как анализ главных компонент, трансформирование Tasseled Cap («колпачок с кисточкой») [104], создание изображений на основе алгебраических операций. Наиболее информативно использование вегетационных индексов, что позволяет отделить растительность от почв и других природных образований, оценить качество и состояние растительности, продуктивность и биомассу растительности, проанализировать содержание влаги. Большинство вегетационных индексов вычисляется как различные соотношения значений яркости пикселей в красном и ближнем инфракрасном каналах. Самый распространённый – это нормализованный разностный вегетационный индекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), рассчитываемый как отношение разности коэффициентов спектральной яркости в красном и инфракрасном диапазоне к их сумме. На величину NDVI, значения которой изменяются в пределах от -1 до +1, влияют объём фитомассы, видовой состав, сомкнутость крон и плотность произрастания растительности.

*Пространственные преобразования* предназначены для выявления определённых структур на снимке в зависимости от их пространственной частоты. Методы пространственных преобразований основаны на изменении значений яркости пикселей на основе анализа ближайшей к ним окрестности [60]. Визуально

однородные области соответствуют низкой пространственной частоте, а неоднородные территории с резкими изменениями значений яркости – высокой пространственной частоте. К локальным методам, изменяющим значения пикселей в наборе данных согласно значениям соседних пикселей, относятся операции пространственной фильтрации. Все виды фильтрации можно разделить на две группы:

- высокочастотные фильтры, направленные на увеличение резкости, подчёркивание деталей, выделение линейных объектов, границ, увеличение детализации;
- низкочастотные фильтры, устраняющие резкие перепады яркости, сглаживающие шум.

К глобальным пространственным преобразованиям относятся различные виды Фурье-фильтрации, включающие в обработку все изображение или большую его часть. Преобразование Фурье применяется для удаления шумов, полосчатости, вибрации изображения посредством выявления периодичности их проявления.

Ещё один вид пространственного преобразования – квантование, когда непрерывное полутоновое изображение заменяется дискретным, яркость которого разделена на несколько ступеней. 8-битовое изображение имеет 256 уровней яркости и воспринимается человеком как непрерывное. При применении окрашивания к квантованным изображениям выполняется преобразование цветокодирования.

Необходимым этапом большинства задач ландшафтно-экологического картографирования является тематическая **классификация** почвенно-растительного покрова [101]. Классификация объектов по изображениям основана на отнесении каждого отдельного пикселя к определённому классу объектов на основании признаков классов и правила принятия решения [99]. При обработке мультиспектральных изображений обычно используются признаки спектральной яркости, и для верного отнесения пикселя к определённому классу необходимо решить задачу определения количественных связей между коэффициентами спектральной яркости пикселя в различных спектральных зонах и

характеристиками объектов. Автоматизированная обработка основывается на том, что исследуемый объект характеризуется совокупностью количественных признаков, составляющих его сигнатуру – набор векторов координат пикселей класса в пространстве признаков (пространстве спектральных яркостей, размерность которого определяется количеством спектральных каналов изображения). Сложность распознавания объектов заключается в том, что зачастую объекты разных классов имеют пересекающиеся значения коэффициентов спектральных яркостей во всех или некоторых зонах спектра, то есть образы объектов перекрываются, или класс объектов представляет собой совокупность мелких объектов с разными спектрами отражения, и автоматически отнести пиксель к верному классу бывает не всегда возможно. В первую очередь, это относится к растительному покрову, спектральные отражательные свойства которого зависят от многих параметров. Для повышения достоверности классификации используются различные методы, идёт постоянный поиск новых методов, что будет подробнее рассмотрено в разделе 1.4.

В пространстве признаков задача распознавания образов сводится к построению границ между областями диаграммы рассеяния, соответствующим выбранным классам [99]. При классификации нужно разделить пространство признаков на замкнутые области, каждая из которых содержит значения признаков, характерные для одного из классов объектов, и приписать каждый пиксель изображения тому классу, в область которого попал его вектор признаков [55]. Неопределённость игнорируется, и каждый пиксель относится к какому-либо классу. Способ отнесения пикселей снимка к классам объектов определяет решающее правило – правило классификации, реализацию которого обеспечивает соответствующий компьютерный алгоритм. Существует несколько методов построения границ между областями в пространстве признаков, соответствующими классам, и алгоритмов, реализующих их.

Алгоритмы автоматизированной классификации изображений подразделяются на два типа: алгоритмы контролируемой и неконтролируемой классификации, когда, соответственно, классы объектов связаны с объектами

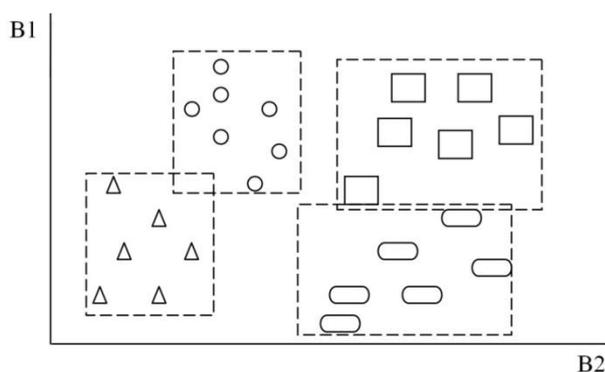
земной поверхности на основе набора признаков, введённых специалистом, или классы пикселей представляют собой области с присущими им спектральными отличиями без связи их с природными образованиями.

*Методы контролируемой классификации* (классификация с обучением) основаны на использовании заранее определённых специалистом-дешифровщиком эталонных значений спектральной яркости объектов. Цель обучения состоит в выборе тех пикселей, которые представляют эталонные участки каждого распознаваемого класса объектов земной поверхности. Для верного выделения эталонных пикселей могут быть использованы вспомогательные данные материалов полевого обследования, изображения более высокого пространственного разрешения, топографические карты. При выборе эталонных пикселей формируются обучающие выборки. Для проведения достоверной классификации каждому классу в пространстве признаков должна соответствовать своя область значений яркости, не пересекающаяся с областями других классов. Репрезентативной выборке в пространстве признаков соответствует одномодальная гистограмма распределения яркости, минимальная дисперсия, небольшие значения отклонений от среднего.

После создания и оценки обучающих выборок пиксели изображения сортируются по классам на основе решающего правила классификации. Вектор признаков каждого пикселя сравнивается с сигнатурами в соответствии с решающим правилом. Задача классификатора – отождествлять любой вектор измерений как принадлежащий к классу, соответствующему области решений, в которую он попадает. Существуют два подхода к разработке правил классификации: детерминированный и статистический. Детерминированный подход применяется обычно, если классы объектов не пересекаются в пространстве признаков, а области решений могут быть выделены линейными границами, которые определяются линейными разделяющими функциями. Основными методами детерминированного подхода являются метод параллелепипеда, метод минимальных расстояний. Статистические методы используются, когда имеется неопределённость относительно правильной идентификации обучающих образов,

при пересечении образов исследуемых классов в пространстве признаков. Статистический подход позволяет уменьшить отрицательное влияние вышеперечисленных факторов на достоверность классификации. Основным методом статистического подхода является метод максимального правдоподобия.

Метод параллелепипедов реализует наиболее простой механизм классификации не очень большого количества чётко различающихся классов объектов. Границы параллелепипедов определяются по разбросу эталонных выборок интервалами значений яркостей по каждой координате. Сигнатуры пикселей относятся к определённому классу по простому правилу путём сравнения значений яркости  $B$  с верхними и нижними границами интервалов, то есть на основании того, в какой прямоугольник попадают значения яркости пикселя (Рисунок 1.4).



*Рисунок 1.4 – Классификация методом параллелепипеда*

Метод минимальных расстояний применяется при схожих спектральных признаках разных классов и перекрывающихся диапазонах значений яркости классов. Метод основан на вычислении средних значений яркости классов по обучающей выборке и отнесении пикселя в тот класс, спектральное расстояние от пикселя до центра класса которого является минимальным (Рисунок 1.5). Метод минимальных расстояний эффективен, когда значения спектральной яркости объектов компактно группируются вокруг средних значений соответствующих классов. В ситуациях, когда эллипсоиды рассеяния в пространстве признаков

сильно вытянуты, и некоторые пиксели оказываются ближе к средним значениям яркости других классов, возникают ошибки классификации.

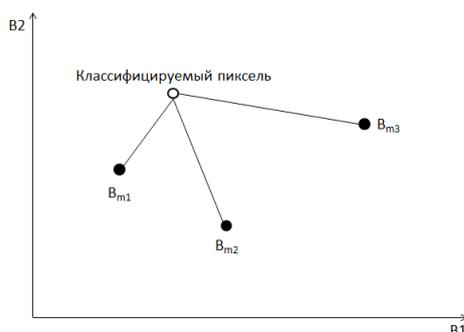


Рисунок 1.5 – Классификация методом минимального расстояния

Метод максимального правдоподобия – наиболее универсальный метод классификации с обучением. Позволяет разделить классы с разными типами функций плотности распределения признаков и минимизировать ошибки классификации.

В основе метод лежит предположение, что появление на снимке объекта, относящегося к  $i$ -ому классу, является случайным событием  $\omega_i$ .  $\Omega(\omega_1, \dots, \omega_i)$  – множество всех случайных событий – объектов на снимке [55]. Обозначим априорную вероятность появления объекта класса  $i$  –  $P(\omega_i)$ ; функцию условной плотности распределения вероятностей вектора признаков  $X$ , если объект относится к классу  $\omega_i$  –  $P(X/\omega_i)$

Пусть есть два объекта  $A$  и  $B$ . До того, как измерен признак  $X$  в некоторой точке, вероятность того, что в ней находится объект  $A$  – априорная вероятность  $P(A)$  – равна доле площади объекта  $A$  от площади всего снимка. После измерения признаков  $X$  эта вероятность меняется, и соответствующая апостериорная вероятность  $P(A/X)$  по формуле Байеса равна:

$$P\left(\frac{A}{X}\right) = \frac{P(A) \cdot P\left(\frac{X}{A}\right)}{P\left(\frac{X}{A}\right) \cdot P(A) + P\left(\frac{X}{B}\right) \cdot P(B)} \quad (2.7)$$

Решающее правило: решение будет в пользу объекта  $A$  в той области пространства признаков, где  $P(X/B) \cdot P(B) > P(X/A) \cdot P(A)$ . Все точки с измеренными признаками  $X$ , для которых это неравенство выполнено, будут отнесены к объекту  $A$ .

Принимая решение в пользу какого-либо класса, мы рискуем совершить ошибку. Введённая заранее функция потерь позволяет установить цену каждого действия по принятию решения. На практике априорные вероятности и потери известны редко, поэтому предполагаются равными, так что решающее правило перейдёт в условие  $P(X/A)/P(X/B) > 1$ , или  $P(X/A) > P(X/B)$ , то есть классификация относит каждое измерение к тому объекту, для которого правдоподобие получения этого измерения максимально.

Информацию о статистических характерах дешифровочных признаков получают путём анализа яркости эталонных объектов изображения при обучении классификатора. На основе этого анализа получают функции плотности распределения статистической вероятности  $P(X/\omega_i)$ .

Если на изображении остались объекты, априорная информация о которых отсутствует, они либо не классифицируются, либо могут быть отнесены в один общий класс – прочие объекты.

Метод максимального правдоподобия является одним из наиболее точных, если распределение значений яркости пикселей класса является близким к нормальному. При значительной дисперсии пикселей в эталонной выборке её ковариационная матрица будет содержать высокие значения коэффициентов, что приводит к завышенному числу пикселей, отнесённых к ней.

*Неконтролируемая классификация* (классификация без обучения) или кластеризация – объединение пикселей в классы на основе анализа пространства признаков в зависимости от установленного специалистом-дешифровщиком порога близости их характеристик. Кластер – совокупности пикселей изображения, имеющие сходства по какому-либо признаку (например, по яркости). Кластерный анализ – анализ набора векторов измерений с целью выявления тенденции к группировке образов исследуемых объектов вокруг центров кластеров, которые

для многозонального изображения соответствуют пикам  $n$ -мерной диаграммы. Выявленные кластеры не обязательно соответствуют объектам земной поверхности, интересующих дешифровщика.

Условно методы кластерного анализа можно разделить на две группы: формирование кластеров при заданном пороговом ограничении на расстояние между точками множества и при заданном количестве групп [99]. В первом случае, специалистом задаётся расстояние – различие в значениях яркости, и правила группировки элементов множества. Если различие в значениях яркости между соседними пикселями превышает заданный порог, то эти пиксели принадлежат разным объектам и между ними проходит разделяющая граница [39]. Во втором случае задаётся количество кластеров, на которое следует разделить пиксели изображения, и ряда ограничивающих параметров: минимальное количество пикселей в классе, число итераций, порог сходимости. По такому методу работает популярный алгоритм Isodata (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique).

При проведении данного диссертационного исследования были использованы следующие приёмы предварительной обработки космических изображений:

- радиометрическая калибровка первого уровня – перевод исходных цифровых значений пикселей в значения характеристик отражённого излучения;
- спектральная коррекция яркости и контрастности изображений.

Тематическая классификация изображений была проведена методом гиперпараллелепипеда. Если пиксель попадал в область перекрытия гиперпараллелепипедов двух и более классов, то отнесение его к тому или иному классу осуществлялось на основе метода максимального правдоподобия. На промежуточном этапе формирования эталонной выборки была проведена неконтролируемая классификация алгоритмом Isodata. Оценка качества эталонных выборок проведена путём анализа эллипсоидов рассеяния классов в пространстве признаков и путём оценки статистической разделимости методом трансформированной дивергенции.

#### **1.2.4 Программное обеспечение, использованное для автоматизированной обработки данных дистанционного зондирования**

Развитие систем обработки аэрокосмической информационной обусловлено быстро растущими информационными запросами общества. Современная тенденция проявляется в применении геоинформационных систем как основы при автоматизированном создании и использовании карт [8]. Геоинформационные системы широко используются для решения огромного количества научно-исследовательских, производственных, образовательных задач [34; 8; 94].

Основными моделями пространственных данных, отражающих логические правила формализованного цифрового описания объектов земной поверхности как пространственных объектов, являются векторные и растровые модели [55].

Понятие о векторном формате связано с представлением линейных объектов в виде набора образующих их точек. Наиболее популярными в России универсальными векторными программными продуктами являются ArcGIS, MapInfo Professional [41]. Семейство программных продуктов ArcGIS, разработанное американской компанией ESRI, поддерживает общепринятые стандарты, обеспечивают гибкость предлагаемых решений, широкие возможности взаимодействия [64]. Программа содержит порядка 500 инструментов для проведения пространственного анализа данных и позволяет подключить дополнительные модули для решения различных прикладных задач. Геоинформационная система MapInfo Professional разработана американской компанией MapInfo Corp., обладает широким набором функций, и возможностью подключения дополнительных модулей [128]. При проведении диссертационного исследования для решения определённого круга задач (создание векторной маски района исследования, маски облачности, маски линейных объектов и населённых пунктов), использовался программный продукт MapInfo Professional.

Основные функции программных продуктов, предназначенных для обработки аэрокосмических изображений земной поверхности, ориентированы на

работу с данными растрового типа, поэтому такие геоинформационные пакеты обычно относят к ГИС растрового типа, несмотря на дополнительную возможность работы и с данными векторного типа [99]. Такие программные продукты предоставляют возможность работы с многозональными изображениями, выполнения процедур предварительной коррекции, трансформирования, яркостных преобразований, классификации изображений, комплексного пространственного анализа информации.

Наиболее известными на российском рынке профессиональными полнофункциональными пакетами являются ERDAS Imagine и ENVI, разработанные в США. Проведение диссертационного исследования было выполнено с помощью ГИС-пакета ERDAS Imagine, разработанного Leica Geosystems GIS&Mapping LLC в 1979 году. ERDAS Imagine обладает широкой линейкой инструментов, которая позволяет реализовать все стадии процесса «от снимка к карте», анализируя исходные данные многих форматов, обеспечивая предварительную обработку изображений, предоставление средств для улучшения изображения, автоматическую классификацию по определяемой пользователем эталонной или безэталонной схеме, проведение измерений и анализа промежуточных и итоговых результатов, использование операций пространственного моделирования, представление конечного результата в различных форматах и создание печатных карт и трёхмерных моделей [115]. ERDAS Imagine построен по модульно-иерархическому принципу, что позволяет пользователю приобрести только необходимые модули [29].

### **1.3 Физические основы дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных многозональных космических изображений**

Большинство природных образований по-разному отражают солнечное излучение в различных частях электромагнитного спектра. Отражённое излучение характеризует отражательную способность объекта, представляемую значениями спектральной плотности энергетической яркости (или яркость). Регистрируемые датчиком величины переводятся в дискретные цифровые значения, соответствующие характеристикам отражательной способности [93]. Отражательные свойства объектов земной поверхности описываются обычно с помощью коэффициентов спектральной яркости [59].

Коэффициент спектральной яркости – отношение спектральной плотности энергетической яркости поверхности к спектральной плотности энергетической яркости идеально рассеивающей эталонной поверхности. Данные измерения производятся с помощью специальных приборов – спектрометров, а в качестве эталонных поверхностей используются такие ортотропные поверхности, как экраны, покрытые окисью магния или сульфатом бария, гипс, баритовая бумага, молочное или матовое стекло [59].

Зависимость коэффициентов спектральной яркости от длины волны называют кривой спектральной яркости. Для каждого объекта земной поверхности характерна собственная кривая спектральной яркости, которая описывает отражательную способность объекта в определённом диапазоне электромагнитного спектра.

Знание значений спектральных яркостей в различных областях спектра положены в основу дешифрирования аэро- и космических изображений, их автоматизированной обработки [35; 102].

Первая и наиболее полная классификация природных образований по спектральным отражательным характеристикам была разработана под руководством Е.Л. Кринова в 1947 году [47].

В соответствии с группировкой Е.Л. Кримова все природные образования по характеру поведения кривых спектральных яркостей можно разделить на 3 класса.

К I классу относятся почвы, обнажения пород, антропогенные объекты и засохшие растительные покровы. Для кривых этого класса характерен постепенный подъем от фиолетового к красному концу спектра (Рисунок 1.6(a)). Объекты, относящиеся к данному классу можно разделить на 4 типа:

1. Чернозёмные и супесчаные почвы, грунтовые дороги, для которых характерна равномерно поднимающаяся кривая в направлении красного конца спектра с коэффициентами спектральной яркости  $r_\lambda=0,022-0,071$ ;

2. Оподзоленные, суглинистые почвы, шоссе, некоторые строения, для которых характерна равномерно поднимающаяся кривая с более крутым подъёмом в инфракрасной области с коэффициентами спектральной яркости  $r_\lambda=0,064-0,270$ ;

3. Пески, некоторые горные породы с более высоко расположенной кривой ( $r_\lambda=0,168-0,341$ ), имеющий более крутой подъем и выпуклость на участке спектра с длинами волн 550-650 нм;

4. Глина, известняк и другие светлые объекты, для которых характерна расположенная выше всех предыдущих ( $r_\lambda=0,357-0,753$ ) выпуклая кривая с крутым подъёмом.

В целом, почва отражает падающее солнечное излучение слабо [48]. На спектральное отражение почв влияют минеральный состав, зернистость, содержание гумуса, соединений железа, структура поверхности.

Ко II классу относятся водные поверхности и снежный покров, для которых характерны кривые спектральной яркости, имеющие подъем в направлении от красного к фиолетовому участку спектра (Рисунок 1.6(б)). Природные объекты, относящиеся к данному классу можно разделить на 3 типа:

1. Снег, покрытый ледяной коркой, для которого характерны практически одинаковые значения коэффициента спектральной яркости на всех участках спектра;

2. Свежевыпавший снег, для которого характерна высоко расположенная кривая ( $r_{\lambda}=0,830-0,630$ ) с равномерным подъёмом в направлении фиолетового конца спектра;

3. Водная поверхность, для которой характерна кривая с крутым подъёмом в фиолетовой области спектра и пологим понижением в красной части ( $r_{\lambda}=0,150-0,007$ ). Поверхностью воды поглощается почти вся падающая энергия в ближнем и среднем инфракрасном диапазоне длин волн, и лишь небольшое количество энергии отражается. Поэтому на многозональных снимках в инфракрасном диапазоне вода выглядит чёрной и хорошо отличается от растительности и почв.

К III классу относятся объекты растительного покрова, для которых характерны кривые спектральной яркости, обладающие максимумом отражения в видимой области спектра на длине волны около 560 нм (что соответствует зелёной области, из-за чего листья и выглядят зелёными) и повышением отражательной способности в инфракрасной области спектра (Рисунок 1.6(в)). Отражательная способность растительности очень низкая в синей и красной областях спектра (0,45 и 0,65 м), что обусловлено тем, что хлорофилл в листе поглощает большую часть падающей энергии в этих диапазонах спектра.

В целом объекты, относящиеся к данному классу можно разделить на 4 типа:

1. Хвойные лесные насаждения в зимний период, для которых характерна низко расположенная кривая со слабым максимумом в видимой области спектра ( $r_{\lambda}=0,031$ ) и небольшим подъёмом в инфракрасной области спектра ( $r_{\lambda}=0,189$ );

2. Хвойные лесные насаждения в летний период, травяные покровы с недостаточно сочной растительностью, для которых характерна кривая спектральной яркости с более выраженным подъёмом на длине волны 550 нм ( $r_{\lambda}=0,088$ ) и с более высоким подъёмом в инфракрасной области спектра ( $r_{\lambda}=0,305$ );

3. Лиственные лесные породы, травяные покровы с сочной растительностью, для которых характерна кривая с резко выраженным максимумом в видимой области спектра ( $r_{\lambda}=0,134$ ) и высоким подъёмом в инфракрасной области спектра ( $r_{\lambda}=0,542$ );

4. Лесные насаждения в период осенней раскраски и пожелтевшие полевые культуры, для которых характерна кривая с подъёмом на участке спектра с длинами волн 550-650 нм ( $r_\lambda=0,190$ ) и дальнейшим резким подъёмом в инфракрасной области спектра ( $r_\lambda=0,564$ ).

В зимний период для лиственных лесных насаждений характерно незначительное возрастание коэффициента спектральной яркости от фиолетового к красному концу спектра и отсутствие изменений в инфракрасной области спектра.

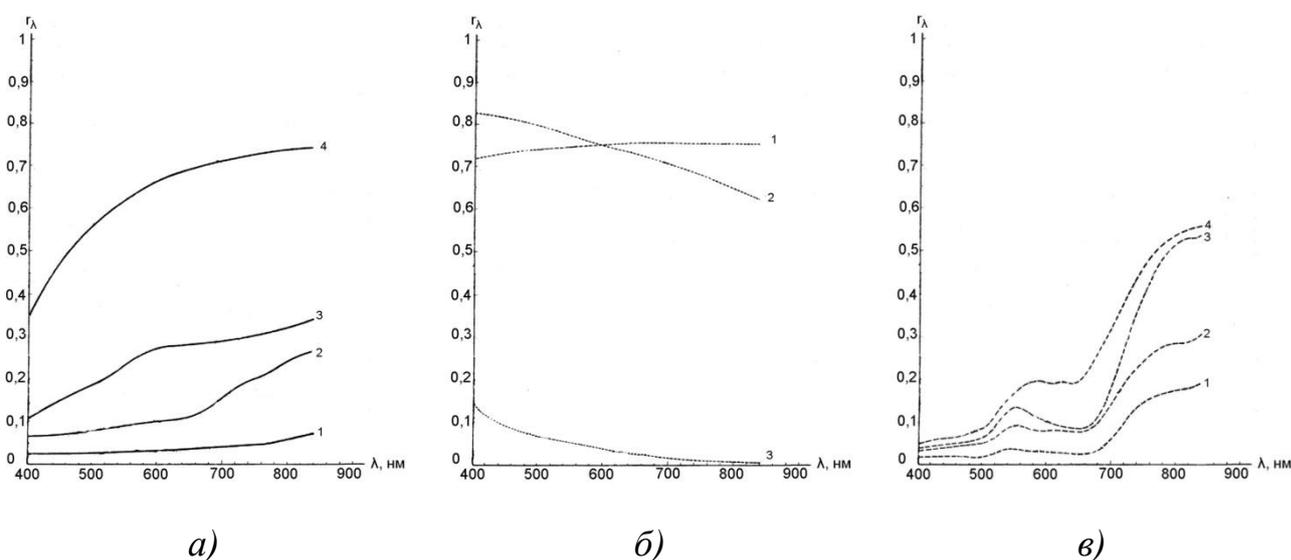


Рисунок 1.6 – Кривые спектральных яркостей природных образований [47]

а) I класса – почвы, обнажения: 1. Чернозёмные и супесчаные почвы, грунтовые дороги, 2. Оподзоленные, суглинистые почвы, шоссе, 3. Пески, некоторые горные породы, 4. Глина, известняк;

б) II класса – снежный покров, водные объекты: 1. Снег, покрытый ледяной коркой, 2. Свежевыпавший снег, 3. Водная поверхность;

в) III класса – растительность: 1. Хвойные лесные насаждения в зимний период, 2. Хвойные лесные насаждения в летний период, травяные покровы с недостаточно сочной растительностью, 3. Лиственные лесные породы, травяные покровы с сочной растительностью, 4. Лесные насаждения в период осенней раскраски и пожелтевшие полевые культуры.

Спектральная отражательная способность лесных насаждений и травяного покрова значительно изменяется в зависимости от сезона года и фазы вегетации [47].

Отражательная способность растительности главным образом определяется клеточной структурой зелёных фракций растений. Процессы накопления и разрушения хлорофилла и изменение содержания воды в них, связанные с фенологическими циклами, обуславливают вариации спектрально-отражательных характеристик растительности.

Наиболее сильно вариации спектрально-отражательных характеристик растительности проявляются на участках спектра, соответствующих красному, ближнему и среднему инфракрасному диапазонам длин волн. Интервал между красной и ближней инфракрасной областями спектра наиболее чувствителен к концентрации хлорофилла в листьях [113]. Для оценки содержания влаги в растительных компонентах используется инфракрасная область [7].

В начале вегетационной фазы растений отражательная способность у молодых листьев возрастает с ростом длины волны, при этом максимум отражения на длине волны 550 нм не проявляется [58]. В ближнем инфракрасном диапазоне спектра отражательная способность таких листьев максимальна. По мере накопления хлорофилла в листьях в процессе их развития в видимом диапазоне спектра начинают проявляться характерные для зелёных растений максимум и минимум отражения, а в ближнем инфракрасном диапазоне отражательная способность снижается. При разрушении хлорофилла в конце фазы вегетации спектральный ход отражения характеризуется равномерным возрастанием. При появлении желтизны в листьях минимум отражения на длине волны 680 нм сглаживается и сдвигается в сторону длинных волн. Максимум отражения при этом сдвигается из зелёной зоны в жёлтую и оранжевую зоны спектра. У сухих жёлтых листьев осенью отражение в ближнем инфракрасном диапазоне спектра возрастает, однако оно не превосходит коэффициента спектральной яркости сухих зелёных листьев.

У растительных сообществ сезонные вариации коэффициента спектральной яркости проявляются менее резко, чем у отдельных листьев. Это вызвано совместным влиянием спектрально-отражательных характеристик почв, теней растений. Снег в лесу как подстилающая поверхность оказывает влияние на возрастание коэффициента спектральной яркости в видимом диапазоне спектра.

Спектральные характеристики различных видов растительности с течением времени изменяются по-разному, что позволяет проводить их разделение на основе анализа динамики характеристик отражённого излучения.

В работе [30] показана возможность распознавания различных древесных пород на основе вариаций спектрально-отражательных характеристик. Продемонстрировано, что динамика коэффициентов спектральной яркости лесов характеризуется монотонным возрастанием/убыванием с одним экстремумом в течение вегетационного сезона. При этом, для лесов разных пород характерна различная динамика фенологического развития, проявляющаяся в сроках появления и опадания листьев, начала роста и вызревания хвои, что может быть прослежено с использованием данных дистанционного зондирования высокой частоты.

В работе [67] экспериментально продемонстрирована возможность распознавания сельскохозяйственных культур на основе фазовых различий сезонной динамики спектрально-отражательных характеристик.

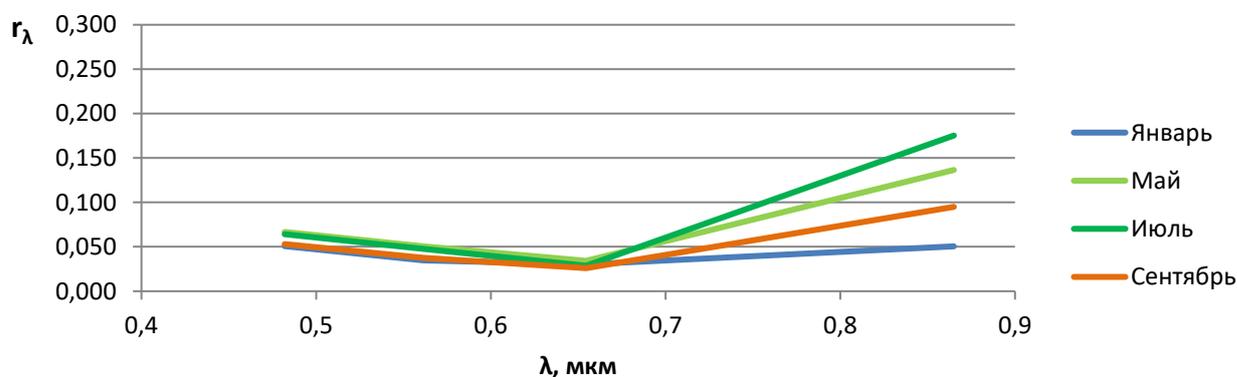
Эффективный мониторинг растительного покрова с учётом динамики прозрачности атмосферы требует ежедневных спутниковых наблюдений. Данные дистанционного зондирования с такой периодичностью позволяет получать спектрорадиометр MODIS, установленный на борту спутников Terra и Aqua, пространственное разрешение прибора – 250-500 м.

Спутниковые данные более высокого пространственного разрешения не позволяют обеспечить создание непрерывного временного ряда безоблачных данных с регулярной периодичностью. Но имеющиеся исследования использования разновременных спутниковых изображений Landsat [14; 15]

подтверждают положительные результаты возможности распознавания объектов растительного покрова.

В диссертационном исследовании на предварительном этапе обработки данных были проанализированы коэффициенты спектральных яркостей эталонных выборок различных классов растительности в разные сезоны года. Значения коэффициентов спектральной яркости для разных классов растительности и объектов гидрографии приведено в Приложении В.

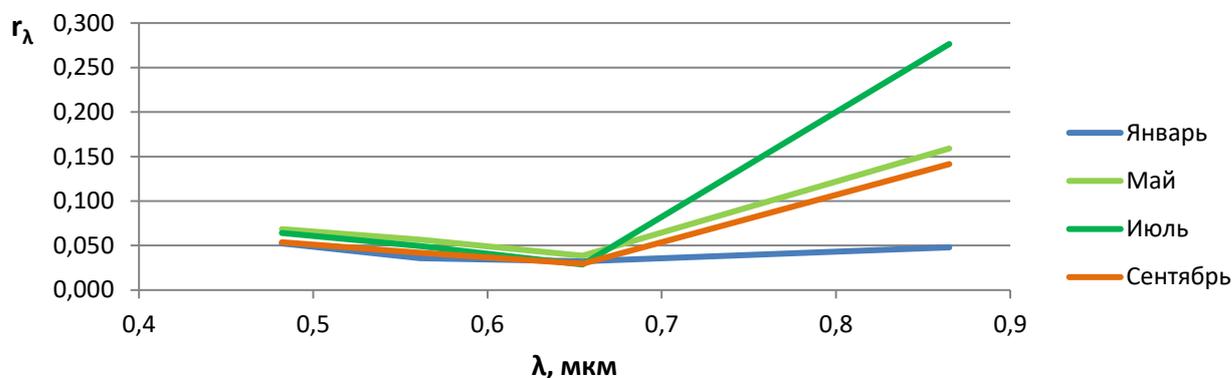
Для хвойного леса наблюдается некоторое повышение коэффициента спектральной яркости для растительности летних месяцев относительно остальных сезонов в видимой и ближней инфракрасной областях спектра. Кривые спектральной яркости во всех сезонах имеют повышение от красной к фиолетовой части спектра и достаточно резкое повышение в ближней инфракрасной области спектра электромагнитного излучения (Рисунок 1.7). В летний месяц это повышение более резкое, нежели в зимний.



*Рисунок 1 7 – Кривые спектральных яркостей хвойной лесной растительности в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра*

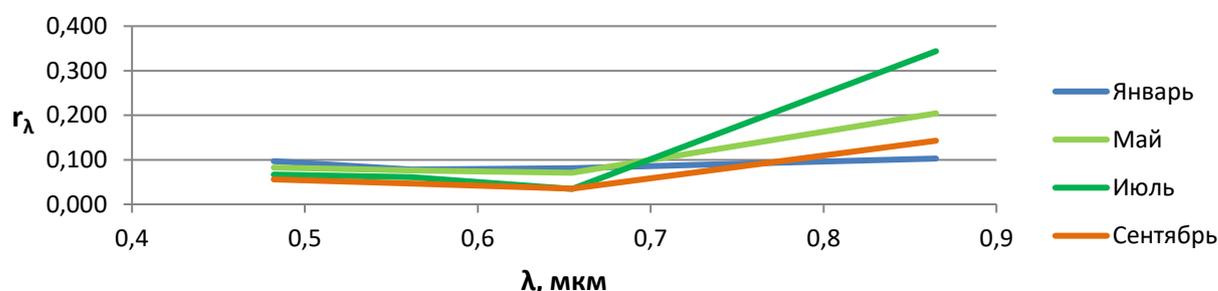
Для лиственной лесной растительности характерны более высокие значения коэффициентов спектральной яркости в ближнем инфракрасном диапазоне электромагнитного спектра, чем для хвойной. В летний месяц в этой области спектра присутствует резкий подъем кривой спектральной яркости лиственного леса. Также, как и для хвойного леса, на диапазоне длин волн от красного до

фиолетового для кривых всех сезонов характерно небольшое плавное увеличение (Рисунок 1.8). В зимний месяц повышение значений коэффициента спектральной яркости в ближней инфракрасной области спектра практически не выражено.



*Рисунок 1.8 – Кривые спектральных яркостей лиственной лесной растительности в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра*

Характер поведения кривых спектральной яркости смешанного леса похож на поведение кривых спектральной яркости лиственного леса с чуть более низкими значениями коэффициентов спектральной яркости в течение всего года. Для молодого же леса характерно, наоборот, несколько более высокое значение коэффициентов спектральной яркости в летнее время года в ближней инфракрасной области спектра, чем для зрелого смешанного и лиственного леса (Рисунок 1.9).



*Рисунок 1.9 – Кривые спектральных яркостей молодой лиственной растительности в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра*

Для пахотных угодий положение кривых спектральной яркости отличается от кривых для лесных насаждений (Рисунок 1.10). Сразу стоит отметить, что в январе пахотные угодья на исследуемом космическом изображении полностью покрыты снежным покровом, и поведение кривой спектральной яркости соответствует описанному выше классу II, типы 1-2, то есть значения коэффициентов спектральной яркости практически не меняются в различных областях спектра. Для всех сезонов с активной вегетацией (поздняя весна, лето и ранняя осень) для пахотных угодий характерно совсем небольшое поднятие кривой от красной к фиолетовой области спектра и достаточно резкое повышение значений коэффициента спектральной яркости на ближнем инфракрасном участке спектра. Для летнего месяца характерны более высокие значения коэффициента яркости, чем для весеннего и осеннего, что обуславливается более высокой отражательной способностью развитых, сочных и здоровых растений [48]. Также заметна большая разница между весенними и осенними значениями кривых спектральной яркости для травяной растительности (как пахотных, так и естественных угодий), чем для древесной растительности. Для пахотных угодий характерно не столь выраженное летнее «проседание» кривой спектральной яркости на границе красного и ближнего инфракрасного диапазона спектра.

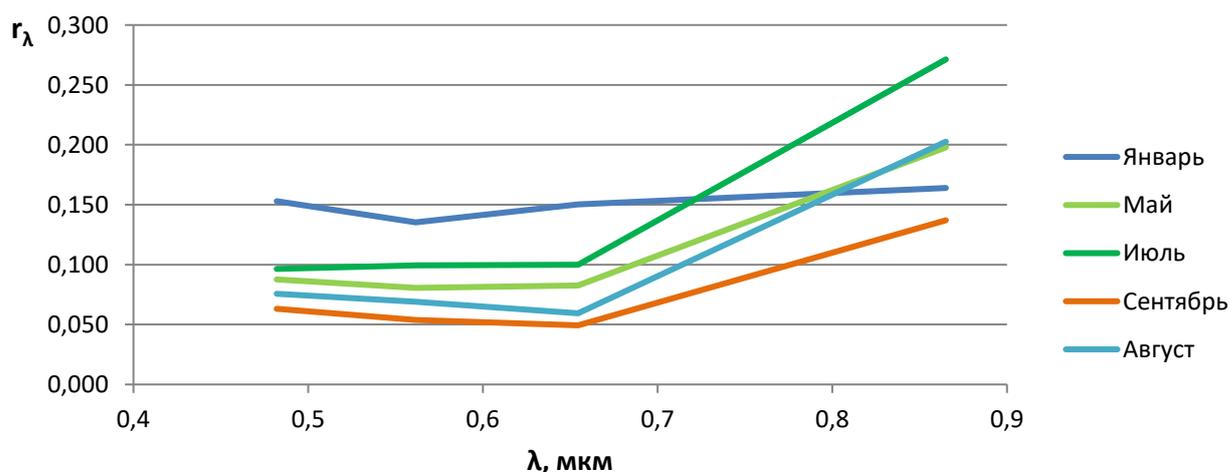
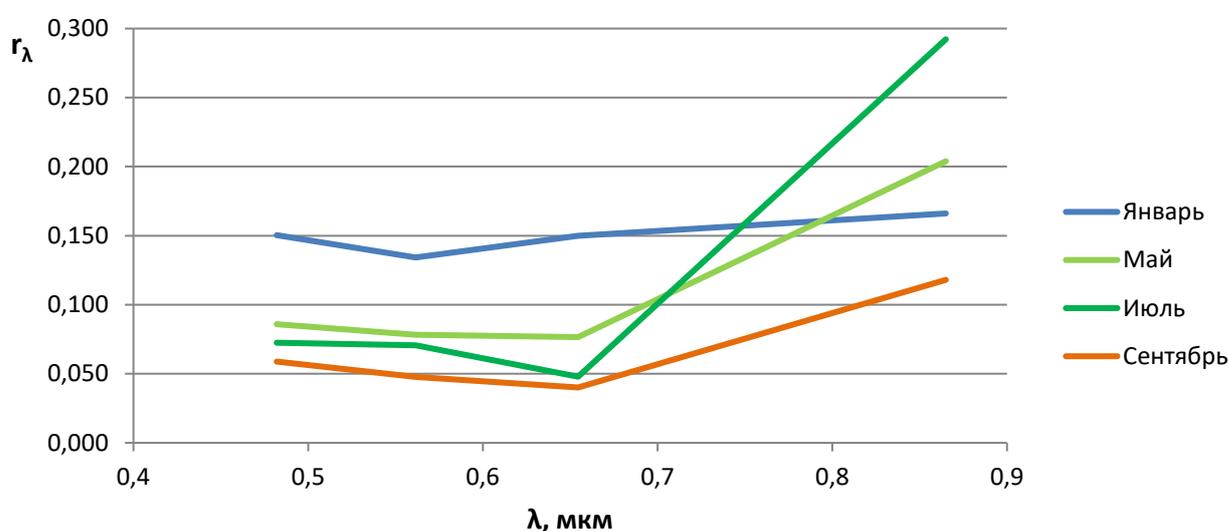


Рисунок 1.10 – Кривые спектральных яркостей пахотных угодий в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра

Для естественной травяной растительности характерна заметная разница между значениями коэффициента спектральной яркости в весеннее и осеннее время года (Рисунок 1.11). По сравнению с пахотными угодьями для кривой естественных травяных угодий характерен более резкий подъем от красной к фиолетовой части спектра в июле и резкий подъем в инфракрасной области спектра в этом же месяце, что отличает естественную и обрабатываемую растительность. Зимой, также, как и пашни, кормовые угодья покрыты снегом, что сразу отличает значения спектральных яркостей травяного покрова от древесных насаждений.



*Рисунок 1.11 – Кривые спектральных яркостей кормовых угодий в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра*

Отметим также поведение кривых спектральных яркостей объектов гидрографии, которые представлены на Рисунке 1.12. Зимой водные поверхности покрыты снегом, а в остальное бесснежное время года для значений коэффициентов спектральной яркости характерно плавное небольшое возрастание от красной к фиолетовой области спектра.

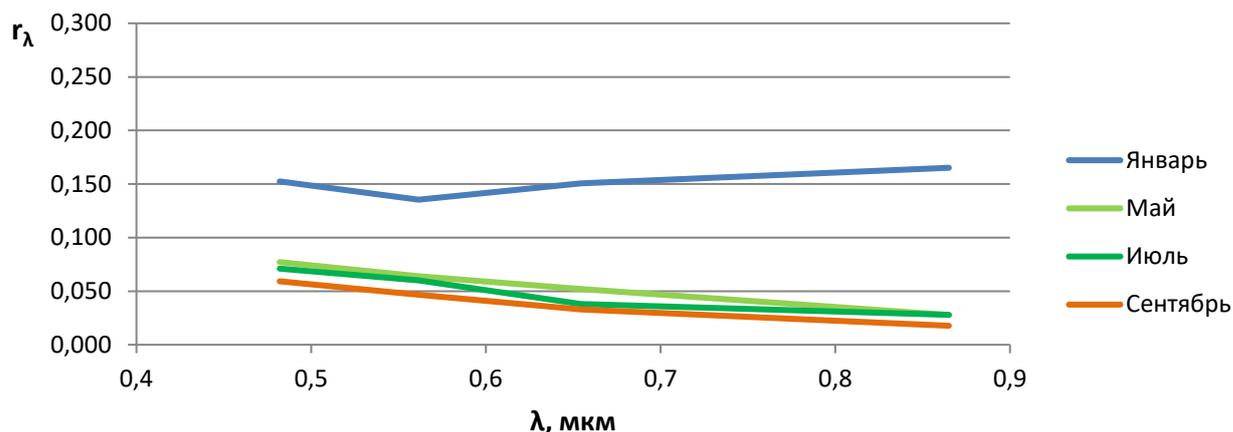


Рисунок 1.12 – Кривые спектральных яркостей водной поверхности в разные сезоны года в видимой и ближней инфракрасной областях спектра

На Рисунке 1.13 отображён сезонный ход кривых спектральных яркостей различных типов растительного покрова в ближнем инфракрасном канале (0.851-0.879 мкм). Динамика коэффициентов спектральной яркости как древесной, так и сельскохозяйственной растительности характеризуется возрастанием их значений к середине вегетационного сезона (июль) и последующим убыванием.

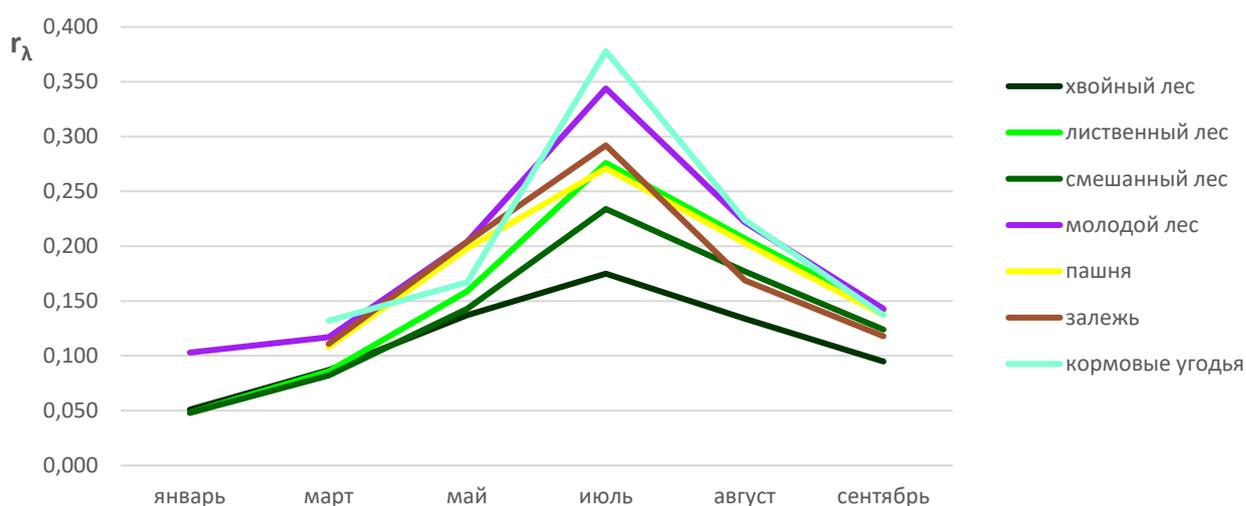


Рисунок 1.13 – Кривые спектральных яркостей различных типов растительного покрова в разные сезоны года в ближнем инфракрасном канале (0.851-0.879 мкм)

В целом, значения коэффициентов спектральной яркости для разных объектов растительного покрова изменяются в разных частях электромагнитного спектра по-разному в зависимости от сезона. Есть типы растительности, характер изменения отражательной способности которых в определённое время года близок: например, изменение коэффициентов спектральной яркости пахотных и естественных кормовых угодий весной и осенью. Но в другое время года, поведение кривых спектральной яркости этих классов растительности будет разным. Следовательно, можно предположить, что, учитывая при автоматизированной обработке яркостные характеристики объектов растительного покрова одновременно в нескольких сезонах, можно с более высокой достоверностью определить класс, к которому принадлежит то или иное растительное сообщество. Данное обстоятельство положено в основу разработанной автором диссертационной работы методики совместной обработки нескольких разносезонных космических изображений.

#### **1.4 Оценка достоверности классификации и пути её повышения в современных исследованиях**

При создании тематических карт растительности автоматизированными методами путём классификации спутниковых изображений специалистами предпринимаются попытки поиска различных методик классификации, повышающих её достоверность. Наиболее распространённым подходом является применение альтернативных параметров, таких как линейные комбинации зональных значений коэффициентов спектральных яркостей, различные спектральные вегетационные индексы, являющихся функциями коэффициента спектральной яркости в нескольких спектральных каналах, спектральные признаки, рассчитанные на основе значений коэффициентов спектральных яркостей, использование преобразования в главные компоненты.

Анализ зарубежных крупных проектов **глобального картографирования** и оценка достоверности распознавания типов земного покрова по спутниковым

данным низкого пространственного разрешения (1 км) NOAA-AVHRR, SPOT-VEGETATION, Terra-NODIS, Envisat-MERIS свидетельствует об их относительно низкой точности: 60-70% [107, 108; 116; 127].

Относительно невысокая достоверность классификации объектов растительного покрова в глобальном масштабе связана, в первую очередь, с пространственной изменчивостью спектрально-отражательных характеристик земного покрова. Способы повышения достоверности классификации и учёта географических факторов основываются на приёмах стратификации территории с классификацией спутниковых данных в границах отдельных страт (например, континентов), гиперкластеризации с разбиением пространства признаков распознавания для выделения гораздо большего, чем количество тематических классов, числа однородных групп пикселей.

В нашей стране наиболее широко работы по глобальному картографированию растительности территории всей страны ведутся в Институте космических исследований Российской академии наук. Здесь разработан метод [3], основанный на использовании алгоритма локально-адаптивной классификации LAGMA (Locally Adaptive Global Mapping Algorithm) [28], учитывающий пространственные вариации спектрально-отражательных характеристик, позволяющий значительно повысить достоверность автоматической классификации объектов растительного покрова земной поверхности при создании глобальной карты растительности.

В ИКИ РАН сформирован архив многолетних данных MODIS, который непрерывно пополняется. В основе методики предварительной обработки данных спектрорадиометра MODIS, позволяющей строить набор произвольных продуктов, необходимых для дальнейшего тематического анализа, лежит формирование многолетних композитных изображений для фиксированных интервалов времени [28].

В работе [3] описано создание карты растительности на территорию России с пространственным разрешением 250 м, легенда которой содержит 22

тематических класса, из которых 14 соответствуют различным типам растительности.

При выявлении сельскохозяйственных земель используются спектрально-временные признаки распознавания, полученные на основе многолетних временных рядов данных MODIS (2005-2010 гг.). По недельным композитам данных спутниковых измерений MODIS рассчитываются временные ряды значений почвенно-адаптивного перпендикулярного индекса PVI ( $PVI = 0,74 \times Red + 0,67 \times NIR - 0,034$ ), являющиеся в значительной мере независимым от яркости почвенного покрова и одновременно тесно коррелирующие с объёмом зелёной биомассы, что позволяет разделить классы по амплитудно-фазовым особенностям сезонного развития [67; 69]. В качестве основных признаков распознавания пахотных земель используются индексы кратчайшего сезона вегетации, весеннего развития растительности, сезонного снижения фитомассы, рассчитываемые как математические функции временных рядов индекса PVI.

В качестве основных признаков распознавания остальных типов растительности используется совокупность значений коэффициентов спектральной яркости трёх двухмесячных композитов данных спутниковых измерений MODIS за весенний, летний, осенний период 2010 г. в 3-х спектральных зонах и зимнее композитное изображение, сформированное за период 01.11.09 г.-31.03.10 г., которые позволяют охарактеризовать сезонную динамику спектрально-отражательных характеристик большинства типов растительности.

Распознавание типов растительности осуществлялось с использованием совокупности композитов, полученных по данным MODIS, и основных признаков распознавания пахотных земель, путём проведения независимой классификации, основанной на локально-адаптивном алгоритме LAGMA [95].

Для количественной оценки точности выделения пахотных земель вероятность правильного детектирования класса оценивается как доля отнесённых к данному классу пикселей по отношению к числу пикселей класса в опорной выборке (данные о границах полей, полученные на основе спутниковых данных высокого пространственного разрешения). Вероятность верного распознавания

зависит от географического расположения территорий и колеблется от 80 до 100%, максимальная вероятность правильного детектирования пикселей классов растительности характерна для районов с близким площадным соотношением естественной растительности и пахотных угодий и высокими значениями разности средних значений признака.

Кроме того, в работе [68] проведены эксперименты по анализу зависимости точности классификации культур от длины временного интервала наблюдений и от величины временного интервала наблюдений между последовательными значениями коэффициентов спектральной яркости временного ряда. Полученные результаты свидетельствуют о том, использование большего количества признаков, последовательно описывающих сезонную фенологическую динамику, сопровождается увеличением точности распознавания классов агрокультур.

Этот результат является подтверждением актуальности диссертационного исследования, направленного на выявление зависимости достоверности классификации различных классов объектов растительного покрова земной поверхности от количества разносезонных наблюдений.

Полученная карта растительности России была подвергнута качественному экспертному анализу путём сравнения с ранее разработанными глобальными и региональными информационными продуктами, и авторами был сделан вывод о её существенных преимуществах и более высоком уровне тематической достоверности.

Позже в ИКИ РАН разработана методика, позволяющая распознавать преобладающие древесные породы в лесах на основе данных о сезонных изменениях их спектрально-отражательных характеристик по данным MODIS [30; 31]. Данная методика основывается также на применении классификации с использованием локально-адаптивного подхода LAGMA временных рядов семидневных композитных изображений коэффициентов спектральной яркости земной поверхности за вегетационные периоды 2004-2010 гг., которые рассматриваются как признаки для оценки распознаваемости лесов различных древесных пород.

Создаваемые посредством автоматизированной обработки спутниковых данных карты растительности **регионального и локального масштаба** обладают, как правило, более высокой достоверностью распознаваемых тематических классов.

В основе большинства методов повышения достоверности автоматизированного выделения классов растительности лежит использование различных вегетационных индексов, новых спектральных признаков, рассчитываемых на основании коэффициентов спектральной яркости, анализ главных компонент, преобразование Tasseled Cap и другие. Исследователи подвергают классификации как отдельные новые изображения альтернативных признаков, так и их комбинации между собой и с исходными спектральными каналами космических изображений. Далее приведена характеристика некоторых современных исследований, целью которых является поиск новых подходов к повышению достоверности автоматизированной классификации объектов растительного покрова земной поверхности. В Приложении Г систематизированы используемые при обработке альтернативные признаки, алгоритмы классификации и данные о результатах оценки достоверности полученных результатов.

Ещё одним набором признаков, используемых при автоматической обработке космических изображений, являются текстурные признаки, опыт использования которых описан в работе [32]. В этом исследовании наряду с использованием исходного изображения IKONOS, изображения в главных компонентах, вегетационного индекса NDVI, нашли применение четыре текстурные характеристики: относительное богатство, разнообразие, коэффициент доминирования, коэффициент преобразования, рассчитываемых на основе математических соотношений значений числа классов в скользящем окне, максимального заданного числа классов, соотношений значений яркости. Авторами был создан ряд изображений, представляющих собой различные комбинации признаков, по которым проведена контролируемая классификация с обучением методом максимального правдоподобия с выделением отдельных пород деревьев (берёза, липа, сосна, ель) и объединённых древесных пород в группы

хвойных и лиственных насаждений, травянистой растительности. Также выделены почвы, болота, водные объекты. Но применение производных изображений не показало своей эффективности: использование данного метода позволяет повысить достоверность распознавания лишь отдельных пород деревьев (например, для класса «берёза» – с 58% по зональному изображению до 74% по изображению, составленному из 4-х спектральных зон, вегетационного индекса NDVI и 2-х текстурных изображений), но не улучшает дешифрирование обобщённых групп лиственных и хвойных насаждений.

Одним из интересных методов повышения достоверности классификации космических изображений является использование системы  $n$ -мерных спектральных признаков [10; 57]. К данным признакам относятся параметры, рассчитываемые на основе характеристик геометрических образов объектов в пространстве признаков: площадь и периметр спектрального многоугольника, радиусы вписанной и описанной окружности вокруг спектрального многоугольника, статистические моменты инерции многоугольника, относительно осей длины волны излучения и коэффициента спектральной яркости. В работе [10] проведено экспериментальное исследование технологии применения системы  $n$ -мерных спектральных признаков, заключающееся в обработке космического изображения Landsat 7 на территорию Пермского края, путём создания трёх наборов многозональных изображений с различной комбинацией спектральных каналов, расчёт  $n$ -мерных спектральных признаков для всех изображений, построение десяти производных изображений на основе системы  $n$ -мерных спектральных признаков для каждого из трёх исходных нормированных изображений. На последнем этапе выполняется расчёт масок объектов каждого класса и последующее составление из них единой тематической карты, содержащие классы объектов земной поверхности: 1-гидрография, 2-антропогенные объекты (городская застройка/дороги), 3-почвы, 4-растительность высокорослая (хвойный и лиственный лес), 5- растительность низкорослая (луговая). Оценка достоверности полученных результатов проведена путём расчёта процента правильно выделенного класса объектов относительно эталонных

данных и сравнения полученных значений с процентом правильно выделенных пикселей классов на основе автоматической обработки изображения вегетационного индекса NDVI. Анализ результатов показал, что при использовании метода процент верного выделения классов объектов достигает 40% (почвы), 64% (антропогенные объекты), 80% (низкорослая растительность), 86% (высокорослая растительность), гидрография (98%). Для повышения достоверности этого результата автором было проведено объединение классов объектов с формированием 3-классов: гидрография (достоверность детектирования 98%), антропогенные объекты (66%), растительность (88%). Сравнение значений оценки достоверности было проведено по опорному изображению вегетационного индекса NDVI, в работе приведена количественная оценка лишь для одного класса высокорослой растительности – 72%, значение верно выделенных пикселей несколько ниже, чем предложенным методом на основе n-мерных спектральных признаков.

Ещё одним интересным исследованием, основанным на использовании в качестве признаков разделения классов объектов производные и преобразования спектральных параметров, является работа [91], в которой авторами были проведены контролируемые классификации по правилу максимального правдоподобия для исходного изображения Landsat 5 на территорию Ивнянского района Белгородской области, изображения в главных компонентах, трансформированного изображения Tasseled Cap и 11 вегетационных индексов с выделением пяти сельскохозяйственных культур (ячмень яровой, пшеница озимая, подсолнечник, многолетние травы, кукуруза). Оценка достоверности классификаций показала, что наилучший результат характерен для обработки изображения Tasseled Cap (процент правильно распознанных полей 57,1%) и изображения в главных компонентах (процент правильно распознанных полей 56,9%) по сравнению с исходным изображением (процент правильно распознанных полей 44,6%). Но и эти значения нельзя назвать высокими, к тому же точность дешифрирования культур очень сильно варьирует: от 100% (ячмень яровой) до 10% (пшеница с высоким проективным покрытием).

Помимо использования альтернативных параметров для проведения классификации исследователи используют различные алгоритмы проведения самой классификации.

Одним из таких алгоритмов является «дерево решений», опыт применения которого описан в работе [103]. Классификация методом «дерева решений» позволяет предсказывать принадлежность объектов к тому или иному классу категориальной зависимой переменной в зависимости от соответствующих значений одной или нескольких независимых переменных. Выделение объектов каждого класса основывалось на сравнении значений различных критериев с установленными индивидуально для каждого изображения пороговыми значениями. Используемыми при классификации критериями являются вегетационный индекс NDVI и базовые векторы «яркость почв», «зеленеть», «влажность», используемые при преобразовании Tasseled Cap. В результате проведения классификации были выделены следующие классы: водные поверхности, хвойные леса, лиственные и смешанные леса, застроенные земли, лишённые растительного покрова территории, заболоченные земли. Но оценка качества выделения территорий показала высокую согласованность классификации методом «дерева решений» с результатами эталонного дешифрирования лишь для хвойных лесов и водно-болотных угодий. Для остальных же классов (лиственный лес, деградированные земли, объекты промышленности) наблюдается низкая точность результатов автоматического дешифрирования (классификации) данных по выделам (относительное отклонение составляет 10-30%).

Также находит своё применение использование метода классификации «Искусственные нейронные сети» (ANN), пример создания карты лесных и нелесных земель при помощи которого описан в работе [134]. При классификации методом искусственной нейронной сети границы решений определяются в итеративной форме минимизации критерия ошибки при маркировке обучающих данных. Исследования проводились в типичной для Средиземноморья местности на северо-востоке Греции. Изображения, полученные с космического спутника

Landsat 5 в мае 2002 года, были преобразованы при помощи инструментов трансформации изображений Tasseled Cap и анализа главных компонент. Классификация методом «Искусственные нейронные сети» с разделением растительности на два класса: лесные и нелесные земли проводилась для 4-ых изображений: исходного изображения, трансформированного изображения методом Tasseled Cap, изображения, преобразованного в главные компоненты и изображения, объединяющее исходное и преобразование Tasseled Cap (зелённость, яркость, влажность). Оценка точности проводилась на основе составления матриц ошибок с расчётом индексов каппа Коэна. Наилучший результат классификации достигнут при обработке изображения Tasseled Cap, индекс каппа Коэна достигает значения 74%. Учитывая, что выделялись лишь 2 класса, такую точность нельзя назвать достаточно высокой.

В работе [51] классификация мозаики космических изображений Landsat 7 за весенне-летний период 2001 года на территорию Марийского лесного Заволжья проведена методом опорных векторов SVM – Support Vector Machine, основанная на работе не с центрами кластеров, а с их границами, позволяющий максимально разделить изображение на различные страты. Предварительно исходное изображение было подвергнуто трансформации Tasseled Cap, в результате которой шесть каналов мультиспектрального изображения были преобразованы в три отдельных изображения: яркость, зелёность, влажность. Легенда карты растительности включает 15 классов, объединяющих страты хвойных, лиственных и смешанных лесов, распределённых по возрасту, производительности и относительным полнотам, молодняки естественного и искусственного происхождения, а также прочие древесные породы и кустарники. Оценка точности классификации проводилась на основе расчёта коэффициента каппа Коэна, который составил 78%, что свидетельствует о достаточно высокой достоверности полученных данных.

В работе [75] классификация космического изображения Landsat 8 OLI от 15 июля 2013 года земного покрова островов Куйбышевского водохранилища была проведена тремя методами, для каждого из которых проведена оценка точности:

неконтролируемая классификация по максимальному правдоподобию, контролируемая классификация с алгоритмом максимального правдоподобия, контролируемая классификация с картированием по спектральному углу. Алгоритм картирования по спектральному углу вычисляет спектральный угол между спектральной сигнатурой пикселя карты и тренировочной спектральной сигнатурой [122]. В результате были выделены следующие классы объектов земной поверхности контролируемой классификации: водные объекты, песчаные берега, открытые участки почвы, травянистая растительность и лиственные леса, хвойные леса, почва с разреженной растительностью. Точность методов классификации оценивалась по матрице ошибок, представляющая собой таблицу сравнения итоговой карты с эталонными значениями. При проведении контролируемой классификации методом максимального правдоподобия и с картированием по спектральному углу показала высокую достоверность результатов разделения классов: 91,8% и 91,9% соответственно. Но для отдельных классов значения доли верно выделенных пикселей остаётся достаточно низкой. Так, точность выделения класса «почвы» методом контролируемой классификации составляет всего 50% по методу максимального правдоподобия и 40% для классификации по спектральному углу. Кроме того, авторам удалось выделить лишь объединённый класс травяной растительности и лиственного леса.

Ещё одним интересным приёмом повышения достоверности классификации объектов растительного покрова является описанный в [9] метод разделения снимка на несколько равных частей, на каждой из которой сформирована отдельная обучающая выборка и выполнена классификация. Классификация с обучением для исходного аэроснимка 2011 года на территорию Юнтоловского заказника в г. Санкт-Петербург и частей этого изображения выполнена методом максимального правдоподобия. Оценка точности классификаций продемонстрировала увеличение общей точности классификации земельных угодий более чем на 10,5% при делении снимка не более чем на 8 частей. Общая точность автоматической классификации исходного снимка составила 71,5%, а разделённого на 8 частей – 82%. При дальнейшей разбивке снимка увеличение общей точности классификации

незначительно. Главным недостатком данного метода является существенное увеличение временных затрат на обработку каждой части изображения.

Практически все проанализированные исследования имеют те или иные недостатки:

- Использование метода не позволило повысить достоверность детектирования объектов растительного покрова [32];
- Не было проведено количественной оценки доказательства повышения достоверности распознавания классов растительности [3];
- Повышение достоверности классификации достигнуто для довольно низкого числа классов (например, в [10] в итоге было выделено всего 3 класса: растительность, антропогенные объекты и гидрография, [134] выделено всего 2 класса: лесные и нелесные земли);
- Исследование было проведено не для всех типов растительности (например, [91] выделял отдельно сельскохозяйственные культуры);
- При достаточно высокой общей достоверности классификации, для отдельных классов точность правильно детектирования пикселей не достигают высоких значений [75] или высокое качество выделения объектов характерно лишь для некоторых классов [32; 91; 103];
- Отсутствует сравнение результатов оценки достоверности классификации предложенным методом с детектированием классов объектов без использования метода [51];
- Применяемый метод требует повышения временных затрат [9].

При создании карт растительности на региональном уровне целесообразно использование как спектральных, так и **временных** характеристик коэффициентов спектральной яркости.

Зарубежными исследователями такой подход применяется ещё с 1970-х годов. В работе [121] продемонстрирован опыт картографирования лесов Саскачевана (провинция на юге Канады) путём проведения контролируемой классификации методом максимального правдоподобия двух разновременных изображений. Одно

разновременное изображение составлено из двух изображений Landsat, полученных 14 августа 1974 г., 11 мая 1975 г., второе – из трёх изображений Landsat, полученных 14 августа 1974 г., 11 мая 1975 г. и 11 марта 1978 г. Анализ количества ошибочно классифицированных пикселей контрольных участков по результатам классификации 2-х разновременных изображений и одиночного изображения, полученного в августе, показал, что точность классификации незначительно повышается для некоторых классов лесной растительности при совместной классификации 2-х весенне-летних изображений. А при классификации изображения, составленного из трёх, для многих классов доля ошибочно классифицированных пикселей возрастает.

В работе [126] описан процесс классификации сельскохозяйственных земель в окрестностях города Грин-Бей (Висконсин, США). Для проведения исследования использованы четыре изображения Landsat MSS, полученные 20 мая, 25 июня, 5 июля, 6 сентября 1979 года. При проведении классификации использованы отношения значений коэффициентов спектральной яркости в седьмом (0,8-1,1 мкм) и пятом (0,6-0,7 мкм) каналах (M7/M5). Результаты неконтролируемой классификации разновременного и одиночного сентябрьского изображения были подвергнуты оценке точности путём проверки принадлежности 768 точек выбранным классам сельскохозяйственной растительности по аэроснимку 6 сентября 1979 года и результатам наземных обследований. Общая точность классификации разновременного изображения составила 89,9%, а одиночного сентябрьского – 66%.

В исследовании 1997-ого года [131], проведённом в целях выявления используемых и неиспользуемых сельскохозяйственных земель Египта, были использованы 10 изображений Landsat, полученных с 1984 по 1993 гг. Результаты исследования показали, что использование многовременных изображений существенно повышает качество распознавания земель.

В работе [130] 2000 года представлен опыт картографирования различных типов сельскохозяйственных земель и естественной растительности территории бассейна реки Уилламетт в Западном Орегоне (США) с применением

контролируемой классификации пяти весенне-летних изображений, полученных со спутника Landsat TM 19 марта, 6 мая, 7 июня, 25 июля и 26 августа 1992 года. Точность классификации, рассчитанная путём построения матрицы ошибок принадлежности пикселей 715 контрольных полигонов, достигла 73,8%.

В 2003 году было проведено исследование [118], направленное на доказательство эффективности использования четырёх разновременных изображений Landsat TM территории аргентинской Пампы, полученных 5 октября 1996 года (весна), 24 декабря 1996 года (раннее лето), 10 февраля 1997 г. (позднее лето), 30 марта 1997 года (ранняя осень). Для проведения контролируемой классификации методом максимального правдоподобия были созданы 15 комбинаций разного количества (от одного до четырёх) изображений вегетационного индекса NDVI. При выделении 14-ти классов растительного покрова лучший результат достигается при классификации изображения, состоящего из четырёх изображений NDVI, полученных в разные даты. Индекс каппа Коэна в этом случае составляет 50,1%. Точность определения пикселей по одиночным изображениям составляет от 15 до 35%. При выделении шести классов растительности точность классификации существенно возрастает и достигает 73% при совместной обработке 4-х изображений, для одиночных изображений это значение варьируется в пределах 32-53%. Кроме классификации изображения NDVI, было обработано изображение, включающее 12 каналов Landsat TM (по 3 канала: 3-ий (0.63-0.69 мкм), 4-ый (0.76-0.90 мкм) и 5-ый (1.55-1.75 мкм) – от 4-х разновременных изображений). В этом случае точность классификации на несколько процентов выше.

В вышеперечисленных зарубежных исследованиях, получивших широкую известность, авторами использовались изображения, полученные в летний и окололетний периоды, являющиеся наиболее репрезентативными для оценки динамики фенологического развития основных видов растительного покрова. В целом, результаты всех зарубежных исследований доказывают целесообразность использования разновременных изображений для дешифрирования растительности.

Для территории, расположенной в средней полосе России (юг Московской области и север Калужской области), в 2009-2011 гг. автором совместно с Марчуковым В.С. было проведено исследование, показывающее, что совместное дешифрирование 3-х весенне-летних изображений (29 мая, 14 июня, 17 августа 2007 г.) с космического спутника Landsat 5 позволяет повысить достоверность классификации [62]. Оценка достоверности результатов автоматизированной обработки изображений проведена путём расчёта статистических параметров для каждого классифицированного изображения с помощью построения матриц ошибок классификации пикселей контрольных участков. Для комбинации разновременных снимков индекс каппа Коэна  $k = 95,8\%$ , для майского, июньского и августовского снимков –  $80,3\%$ ,  $75,7\%$ ,  $60,8\%$  соответственно. Диссертационное исследование основывается в некоторой мере на предыдущих разработках и является их продолжением.

В 2012 году было проведено исследование [71; 132], направленное на выявление изменений сельскохозяйственного землепользования на некоторых европейских территориях стран бывшего СССР. При выявлении заброшенных угодий была создана карта, содержащая пять классов: «Леса и заболоченные земли», «Постоянные кустарники», «Стабильные сельскохозяйственные земли», «Заброшенные сельскохозяйственные земли» и «Другое». Карта создавалась путём классификации разносезонных изображений Landsat методом опорных векторов. Для разных сцен были подобраны по три космических изображения, полученных весной, летом и осенью. При выявлении заброшенных земель классификации подверглись как одиночные изображения, так и различные комбинации 2-х и 3-х разносезонных изображений. Данные для валидации собраны в основном во время полевых кампаний 2007–2008 гг., а также с обращением к спутниковым снимкам высокого разрешения. Оценка точности результатов классификации, основанная на расчёте коэффициента Каппа по матрицам сопряжённости, показала, что самый достоверный результат достигается при обработке изображений, состоящих из 3-х разносезонных: для класса заброшенных земель коэффициент Каппа варьировал между 76 и 91.7%, в зависимости от классифицированной сцены Landsat для

разносезонного изображения, состоящего из трёх; при классификации одиночных изображений это значение составляет лишь 62.1 – 73.5%.

Некоторые исследователи предлагают улучшить распознаваемость различных видов лесной и нелесной растительности с применением пространственно-временного моделирования динамики спектральных яркостей основных типов наземных экосистем в течение вегетационного сезона [15, 16]. В работе [15] для территории Московской области была создана карта растительности путём неконтролируемой классификации с последующим распределением кластеров по классам изображения, представляющего собой 6 осреднённых временных периода съёмки вегетационного сезона – осреднённые модели поведения спектральных яркостей по космическим изображениям Landsat. Этой же группой авторов позже была составлена карта растительности на Центральный Федеральный округ с использованием летнего композита из 11,5 тыс. сцен Landsat 2006-2014 гг. путём автоматической контролируемой локально-адаптивной статистической классификации [38]. Авторами отмечено, что формирование подобных композитов для весеннего, осеннего и зимнего периодов года на всю территорию ЦФО проблематично в связи с недостаточным количеством безоблачных данных, поэтому для их создания использовалась методика пространственного моделирования спектральных яркостей на основе разносезонных сцен и летнего композитного изображения [16].

В диссертационном исследовании предложена, опробована и подвергнута количественной оценке методика повышения достоверности автоматической классификации космических изображений территории локального масштаба, заключающаяся в использовании зонально-временных признаков путём создания и обработки изображений, включающих в себя коэффициенты спектральных яркостей в различных спектральных зонах и во *все сезоны* одного года (зима, ранняя весна, поздняя весна, лето, осень), что позволяет учесть сезонную динамику спектрально-отражательных характеристик.

Главный нюанс данной методики – возможность её применения только на ограниченной территории, для которой космический аппарат совершает съёмку в

одинаковые даты и при отсутствии облачности, так как методика не предусматривает «переноса» каким-либо алгоритмом значений спектральных яркостей с каждой серии временного ряда на участки, где значения отсутствуют (например, из-за наличия облачности) и на соседние сцены, для которых отсутствует изображение на определённую дату временного ряда. На практике использование данной методики будет актуально для территорий муниципальных образований.

При проведении исследования был учтён опыт исследователей, стремящихся к более качественному автоматизированному анализу объектов земной поверхности по дистанционным данным, и были выделены классы растительности различных типов (как различные сельскохозяйственные угодья, так и типы лесной растительности), проведена количественная оценка достоверности полученного результата, результаты оценки предложенного метода подверглись сравнению с оценкой достоверности классификации исходных изображений.

## Выводы к 1 разделу

Выполнение ряда работ, связанных с организацией рационального природопользования, невозможно без использования карт растительности. Научно-технический прогресс оказывает влияние на развитие методов картографирования, которое сегодня неразрывно связано с применением данных дистанционного зондирования и геоинформационных технологий.

Приёмная аппаратура космических систем позволяет идентифицировать объекты земной поверхности по их спектральным характеристикам, и растительный покров достаточно хорошо просматривается на материалах космической съёмки.

В разделе рассмотрены физические основы особенностей использования данных дистанционного зондирования при изучении растительного покрова земной поверхности и основные современные системы получения космических изображений. Подробно приведена характеристика и история функционирования космических спутников серии Landsat, данные с последнего аппарата которой использованы при проведении диссертационного исследования.

Различным объектам растительного покрова характерны различные отражательные свойства, что влияет на коэффициенты спектральной яркости, на основе различия которых строится возможность их автоматизированного распознавания. В разделе кратко освещены общие принципы автоматизированной обработки изображений. Показано, что автоматизированное распознавание объектов земной поверхности основано на различиях спектрально-отражательных характеристик различных типов земных покровов.

Также рассмотрены современные различные методы, направленные на повышение достоверности классификации объектов растительного покрова, большинство из которых основываются на применении спектральных вегетационных индексов, различных спектральных преобразованиях, например, преобразование в главные компоненты.

Различные методы повышения достоверности имеют свои особенности, достоинства и недостатки, но для создания достоверных карт растительности локального уровня (например, на территорию муниципального образования) требуется дальнейшее совершенствование методик автоматизированной классификации.

Так как зависимость коэффициентов спектральной яркости от длины волны меняется не только для различных объектов, но и для одних и тех же объектов в зависимости от их состояния, в первую очередь, от фазы вегетации, то одним из способов повышения достоверности автоматизированной обработки изображений является использование временных признаков объектов земной поверхности, учёт сезонной динамики яркостных характеристик объектов растительного покрова. В разделе рассмотрены физические основы дешифрирования растительного покрова с учётом сезонной динамики спектрально-отражательных характеристик.

Проанализированы современные исследования, в которых повышение достоверности дешифрирования объектов растительного покрова основывается на использовании разновременных изображений. Показано, что экспериментальных доказательств преимущества использования космических изображений, полученных во все сезоны года, не достаточно. Также выявлена недостаточная обоснованность выбора оптимального количества зональных космических изображений, обеспечивающих необходимую достоверность дешифрирования растительности, что определяет необходимость проведения такого исследования.

## **2 СОВМЕСТНАЯ АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ОБРАБОТКА РАЗНОСЕЗОННЫХ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

### **2.1 Исходные данные**

Целью диссертационного исследования является разработка методики автоматизированного дешифрирования растительного покрова земной поверхности, основанной на обосновании при помощи количественных характеристик преимущества применения совместной обработки нескольких многозональных космических изображений, полученных во все сезоны года.

В основе данного исследования, результаты которого опубликованы в [85; 86; 87], лежит предположение о том, что совместная обработка нескольких многозональных изображений на одну территорию, полученных в разные сезоны одного года, позволит повысить достоверность дешифрирования объектов растительного покрова. Для получения экспериментального подтверждения повышения достоверности классификации за счёт совместной обработки разносезонных космических изображений необходимо провести количественную оценку достоверности результатов классификации одиночных изображений и изображений, составленных из нескольких одиночных разносезонных изображений.

Для проведения исследования необходимо создать несколько разновременных зональных комбинаций космических изображений, составленных из разного количества и набора изображений, полученных в разные сезоны одного года, провести автоматизированную обработку всех этих комбинаций, оценить достоверность результатов классификации каждой комбинации, выявить комбинацию изображений, автоматизированное дешифрирование которой приводит к наилучшему результату.

В целях выполнения данного исследования комбинацию нескольких изображений, полученных в разные сезоны одного года, участвующих в

совместной обработке, называем «*синтезированное разносезонное изображение*». Схема создания синтезированного разносезонного изображения приведена ниже в разделе 2.3.2.

Для исследования были использованы многозональные изображения высокого разрешения (30 метров в спектральных каналах), полученные с космического аппарата Landsat 8 OLI. Данные получены из открытого архива геологической службы США – US Geological Survey (USGS) [114]. Для подбора данных был использован спутниковый сервис Vega-Science, обладающий широким функционалом и удобным интерфейсом. [13; 54].

Для выполнения поставленных задач – исследования зависимости достоверности классификации от количества одновременно обрабатываемых разносезонных многозональных изображений и определения оптимальных сезонов получения изображений – необходимо подобрать максимальное количество безоблачных изображений на одну территорию, полученных во все сезоны одного года. Временной период, которым ограничен выбор космических изображений, выбран равным одному году с целью избежать влияния флуктуаций (разногодичной изменчивости фитоценозов) и многолетней динамики (антропогенной и природной) состояния растительных покровов. Ограниченный присутствием облаков на большинстве изображений выбор данных является главным минусом метода совместной обработки синтезированных разносезонных изображений. В итоге, были выбраны **шесть** многозональных изображений на территорию Кольчугинского района Владимирской области 2014 года, полученных в даты, характеризующие разнообразие состояний растительности:

1) 24 января (зима): нелесные территории (объекты гидрографии, сельскохозяйственные угодья, вырубленные участки леса) покрыты снегом;

2) 29 марта (ранняя весна): снежный покров уже отсутствует, так как в середине-конце марта 2014 года стояла аномально тёплая погода, и воздух прогревался +10-15°C [26], рост травяной растительности и листвы у лиственной древесной растительности ещё не начался;

3) 9 мая (ранняя весна): начало роста естественной травяной растительности и листьев у лиственной древесной растительности;

4) 12 июля (середина лета): период активной вегетации растительности;

5) 20 августа (конец лета): период активной вегетации растительности;

6) 21 сентября (осень): начало увядания растительности.

К сожалению, из-за наличия облачности не удалось подобрать изображения, полученного «золотой» осенью в период пожелтения листвы древесной растительности (начало-середина октября).

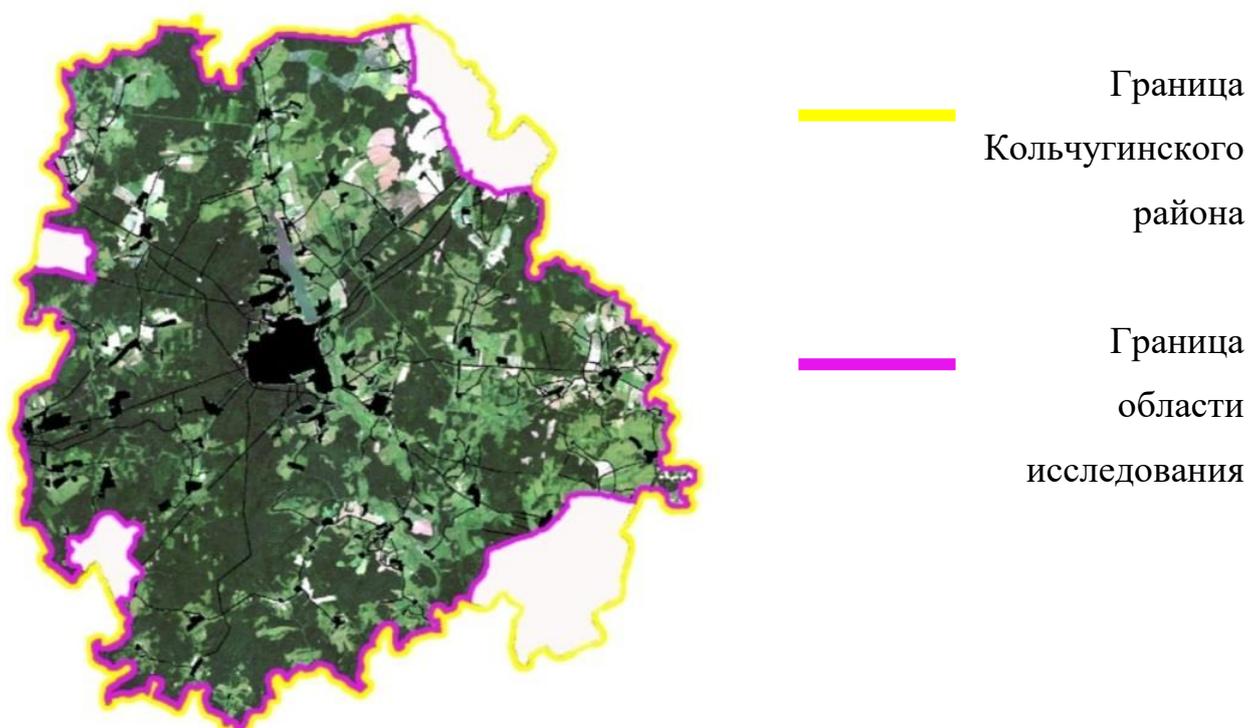
На подобранных изображениях присутствуют небольшие области, покрытые облачной дымкой, при дешифрировании которых проявлялись ошибки. Эти области не были включены в исследуемую территорию. Площадь исследуемой территории составила 982 кв.км. На Рисунке 2.1 представлено изображение исследуемой территории и граница Кольчугинского района.

Каждое изображение, полученное с космического спутника Landsat 8, имеет 11 каналов. Подробное описание характеристик и назначения каналов приведено в разделе 1.2.2 данной работы. Для проведения исследования были использованы каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2, имеющие пространственное разрешение 30 м. Диапазон длин волн используемых спектральных каналов приведён в Таблице 2.1.

Каналы Coastal - Aerosol (прибрежный - аэрозольный: 0.435-0.451 мкм), панхроматический (0.503-0.67 мкм), Cirrus (перистые облака: 1.363-1.384 мкм), два тепловых канала (10.60-11.19 мкм и 11.50-12.51 мкм) не использовались для дешифрирования растительности, так как их применение направлено на изучение, в первую очередь, других объектов (изучение мелководья, выявление мелких частиц пыли и дыма в воздухе, изучение облаков, анализ влажности почв, выявление бытового скопления тепла, теплового загрязнения воды, геотермальных вод, обнаружение пожаров).

В качестве вспомогательного материала были использованы космические снимки сверхвысокого разрешения, полученные с помощью бесплатной программы SAS.Планета Земля [133], позволяющей загружать дистанционные

данные с координатной привязкой с открытых геоинформационных порталов: Яндекс.Карты [106], Google.Карты [117] и многих других.



*Рисунок 2.1 – Граница Кольчугинского района Владимирской области и граница области исследования (изображение Landsat 8, 12.07.14 г., комбинация спектральных каналов: Red, Green, Blue)*

Таблица 2.1 – Диапазон длин волн используемых в исследовании спектральных каналов космического спутника Landsat 8 OLI

Название канала	Транскрипция названия канала	Спектральный диапазон, мкм	Пространственное разрешение, м
Blue	Голубой	0.452-0.512	30
Green	Зелёный	0.533-0.590	30
Red	Красный	0.636-0.673	30
NIR	Ближний инфракрасный	0.851-0.879	30
SWIR-1	Коротковолновый инфракрасный-1	1.566-1.651	30
SWIR-2	Коротковолновый инфракрасный-2	2.107-2.294	30

## 2.2 Описание исследуемой территории

Исследование проводилось на территории Кольчугинского района Владимирской области. Кольчугинский район находится на северо-западе Владимирской области [73]. Площадь территории района – 117 002 га.

### **Рельеф Кольчугинского района**

Территория Кольчугинского района расположена в северо-восточной части Средне-Русской возвышенности на отрогах Клинско-Дмитриевской гряды, которая представляет собой средневолнистую равнину с высотами 140-160 м. [66]. Холмы эрозионного происхождения, образовались путём врезания в водораздел многочисленных рек и оврагов. Клинско-Дмитровская гряда рассечена речными долинами и оврагами. Общий уклон направлен к юго-востоку. К западу от р. Пекши высоты достигают 200-230 м над уровнем моря. Самая высокая точка района – 236 м. К востоку от р. Пекши территория района представляет собой средневысотную междуречную равнину с абсолютными высотными отметками 200-234 м., которую пересекают балки и долины мелких рек.

### **Климат Кольчугинского района**

Климат района умеренно-континентальный, с умеренно тёплым летом, холодной зимой, короткой весной и облачной, часто дождливой осенью. Средняя годовая температура воздуха составляет +3,1 С. Среднегодовая относительная влажность воздуха – 75-85%. Скорость ветра в среднем составляет – 4,4 м/сек. Продолжительность безморозного периода 205 дней. Вегетационный период около 170 дней. Средний годовой приход суммарной солнечной радиации на территорию области составляет 82-93 ккал/см<sup>2</sup>, рассеянной радиации – 44-49 ккал/см<sup>2</sup>. Продолжительность солнечного сияния за год составляет 1750 часов. Средняя норма ясных дней за год – 33, пасмурных – 103, облачных – 149.

Зима длится с середины октября - начала ноября до начала апреля. Началом зимы считают период, в который средние суточные температуры опускаются ниже 0°С. Первый снегопад в среднем бывает 13-15 октября. Устойчивый снежный

покров толщиной 20-60 см устанавливается к концу ноября, сохраняется до конца марта (~150 дней). Почва промерзает на глубину до 140 см. Зимой чаще всего бывает умеренно-морозная погода. Наряду с умеренными и сильными морозами, почти ежегодно наблюдаются оттепели. Самый холодный месяц в году – январь. Средняя температура января – 10°C. Преобладающие ветры юго-западные и южные.

Весна наступает в начале апреля и длится до начала июня. Весна начинается в период, когда среднесуточная температура воздуха переходит через 0°C. Ранние весны обычно холодные. Поздние весны (середина апреля) бурные, с быстрым снеготаянием и сильными паводками с последним снегопадом 25-27 апреля. Наблюдаются поздние весенние заморозки, последние заморозки весной бывают до 1 июня. Преобладают ветры южного и юго-западного направления.

Лето начинается в начале июня, когда среднесуточная температура воздуха переходит через отметку +15°C. Характерно преобладание умеренно тёплых погод. Жаркая и сухая погода часто сменяется прохладной, пасмурной, с морозящими дождями. Самым тёплым месяцем является июль. Средняя температура июля +18°C. Преобладают западные, северо-западные и южные ветры.

Осень приходит в конце августа - середине сентября. Среднесуточная температура воздуха опускается ниже +15°C. Часто идут морозящие дожди при прохладной погоде. Для середины сентября характерен период с тёплой, безоблачной погодой («бабье лето»), с температурой воздуха до +25-28°C, который длится 10-18 дней. К концу октября заканчивается листопад. Преобладают ветры юго-западного направления.

### **Водные объекты Кольчугинского района**

Основной водной артерией района является река Пекша (левый приток Клязьмы), разделяющая район на две части [42]. Ширина р. Пекши до 5 м, глубина 0,1-1,5 м., южнее г. Кольчугино её ширина достигает 15-20 м, глубина 2-3 м. На территории района отсутствуют крупные естественные озёра, однако на р. Пекша прямо у черты города Кольчугино на 480 га разлилось искусственное водохранилище, которое было создано в целях обеспечения заводов водой для

производственных целей. Для рек района характерно весеннее половодье продолжительностью около 35 дней, начинающееся в первой половине апреля. Летняя межень наступает обычно в августе из-за увеличения испарения вследствие тёплой или жаркой погоды. Время начала ледостава – вторая половина ноября.

### **Почвы Кольчугинского района**

Почвенный покров Кольчугинского района представлен двумя основными типами почв: серыми лесными и дерново-подзолистыми.

Преобладающими являются дерново-подзолистые, сформировавшиеся на покровных и моренных суглинках. Площадь дерново-подзолистых почв в районе составляет 19 тыс. га. Размещаются в южной, центральной, юго-восточной и юго-западной частях района. Сформировались дерново-подзолистые почвы под смешанными лесами.

Северо-западную часть района занимают серые лесные почвы, они наиболее плодородны, для них характерен тяжёлый механический состав. Мощность гумусового горизонта около 30-40 см. Содержание гумуса достигает 3-5%. Площадь, занимаемая серыми лесными почвами, составляет 15 тыс. га. Серые лесные почвы сформировались под лиственными лесами.

В долине р. Пекша на тяжелосуглинистом и глинистом аллювии плоских межривных понижений прирусловой поймы и равнинных участках центральной поймы при спокойном затоплении паводковыми водами сформировались аллювиальные почвы.

### **Растительность Кольчугинского района**

Растительность Кольчугинского района разнообразна, что обуславливает выбор района для исследования методики дешифрирования растительности по синтезированным разносезонным изображениям.

Территория Кольчугинского района относится к лесной зоне, подзоне смешанных хвойно-широколиственных лесов. Площадь земель под лесами и древесно-кустарниковой растительностью составляет 62 590 га [89], то есть лесистость района – около 53%. Основные лесообразующие породы: берёза, осина, ель, сосна [66]. В незначительных количествах имеются ивняки и ольшаники,

которые распространены фрагментарно и лесохозяйственного значения практически не имеют. Другие лиственные породы – дуб, липа, рябина – не формируют чистых древостоев. Верхний древесный ярус занимают высокие сосны и ели, ниже – дубы, липы, берёзы, клёны, вязы. Во втором ярусе встречается рябина, черёмуха, осина, берёза. Хорошо развит подлесок из лещины, жимолости, бересклетов и поросли липы. Кустарниковый ярус образован калиной, боярышником, малиной, шиповником, растут кустарнички, травы, мхи и лишайники. В травянисто-кустарничковом ярусе основную роль играют брусника, черника, а моховой покров сложен зелёными мхами. По низинам, в террасах рек, по ложбинам, в местах с близким стоянием грунтовых вод, преобладают ольховые леса.

Луга расположены в поймах рек, по оврагам, балкам, низинам, по лесным опушкам и возле населённых пунктов. В травостое лугов преобладают ценные кормовые растения: мятлик луговой, овсяница луговая, ежа сборная, тимофеевка луговая.

Площадь болот очень незначительна. На избыточно увлажнённых местах преобладают осоки и двухкосточник тростниковый.

В южной части Кольчугинского района расположена особо охраняемая территория заказник регионального значения «ООПТ Кольчугинский», занимающий 16% территории (18 810 га) [18].

По данным государственной статистики в Кольчугинском районе площадь сельскохозяйственных угодий составляет 46 842 га, из которых 31 022 га – площадь пахотных земель, 7 069 га - площадь кормовых угодий (сенокосов и пастбищ).

Но при этом, по данным статистики за 2014 год посевная площадь сельскохозяйственных земель составляет лишь 14 937 га [2]. Распределение посевной площади по сельскохозяйственным культурам приведено в Таблице 2.2.

Кольчугинский район имеет не высоко развитое сельское хозяйство с невыраженной его специализацией [89].

Уже с 1960-х гг. XX века в большинстве субъектов Центральной России наметился уверенный спад площади задействованных в сельскохозяйственном

обороте земель, связанный с ростом населённых пунктов, промышленных и инфраструктурных объектов, сокращением численности населения сельских поселений [56]. В период системного кризиса, охватившего нашу страну с начала 1990-х, объёмы сокращения сельскохозяйственных земель можно назвать обвальными. Значительная часть угодий, реально выведенных из хозяйственного использования, не исключается из категории сельскохозяйственных земель, а переводится из «посевов» в «пары и залежи», что характерно и для Кольчугинского района. В нечернозёмной полосе России выводимые из сельскохозяйственного оборота земли покрываются в основном лесными экосистемами [56; 65].

Таблица 2.2 – Посевные площади сельскохозяйственных культур Кольчугинского района Владимирской области (2014 г.) [2]

<b>Сельскохозяйственная культура</b>	<b>Площадь, га</b>
Зерновые культуры, в т.ч.	<b>2694</b>
- Пшеница озимая	632
- Пшеница яровая	361
- Ячмень яровой	521
- Овёс	1026
Зернобобовые культуры	<b>150</b>
Технические культуры (рапс яровой)	<b>397</b>
Картофель	<b>743</b>
Овощи (без высадков)	<b>492</b>
Кормовые культуры, в т.ч.	<b>9557</b>
- Кукуруза на корм	1120
- Культуры кормовые на силос (без кукурузы)	693
Однолетние травы	<b>172</b>
Многолетние беспокровные травы посева текущего года	<b>732</b>
<b>Вся посевная площадь, га:</b>	<b>14937</b>

Отношение к сокращению посевных площадей в научном обществе неоднозначное. С одной стороны, сокращение посевных площадей – это

недопроизводство сельскохозяйственной продукции, но, с другой стороны, в последние годы формируется мнение, что сжатие аграрных угодий не является трагедией для страны, и сокращение эксплуатируемых земель стоит компенсировать интенсификацией производства и повышением интенсивного возделывания на наиболее плодородных землях, где наиболее высока отдача вложений. Многие исследователи называют тотальную распашку земель – отрицательным явлением хозяйствования, уточняя, что под распашку 50-х гг. XX века попали и малопродуктивные земли, и считают современный неизбежный процесс восстановления природных экосистем на залежах лесной и лесостепной зоны важным для устойчивого развития субъектов с экономической и экологической точек зрения [56; 81].

## **2.3 Процесс автоматизированного дешифрирования растительного покрова**

### **2.3.1 Предварительная обработка изображений**

#### **Геометрическая и радиометрическая коррекция**

Для исследования были подобраны шесть многозональных изображений на территорию Кольчугинского района Владимирской области 2014 года, полученные с космического спутника Landsat 8 OLI 24 января, 29 марта, 9 мая, 12 июля, 20 августа, 21 сентября.

Все подобранные космические изображения уже прошли предварительный уровень обработки 1Т, то есть они приведены в проекцию UTM (Zone 37) на эллипсоиде WGS 84 по данным орбитальной привязки.

Изображения одной территории, участвующие в совместной обработке, должны быть геометрически совмещены. Проверка геометрической идентичности изображений по координатам выбранных опорных точек (перекрестки дорог) показала расхождение менее 30 метров (размер одного пикселя). На основании этого был сделан вывод об отсутствии необходимости дополнительной геометрической коррекции.

### 2.3.2 Создание синтезированных разносезонных изображений

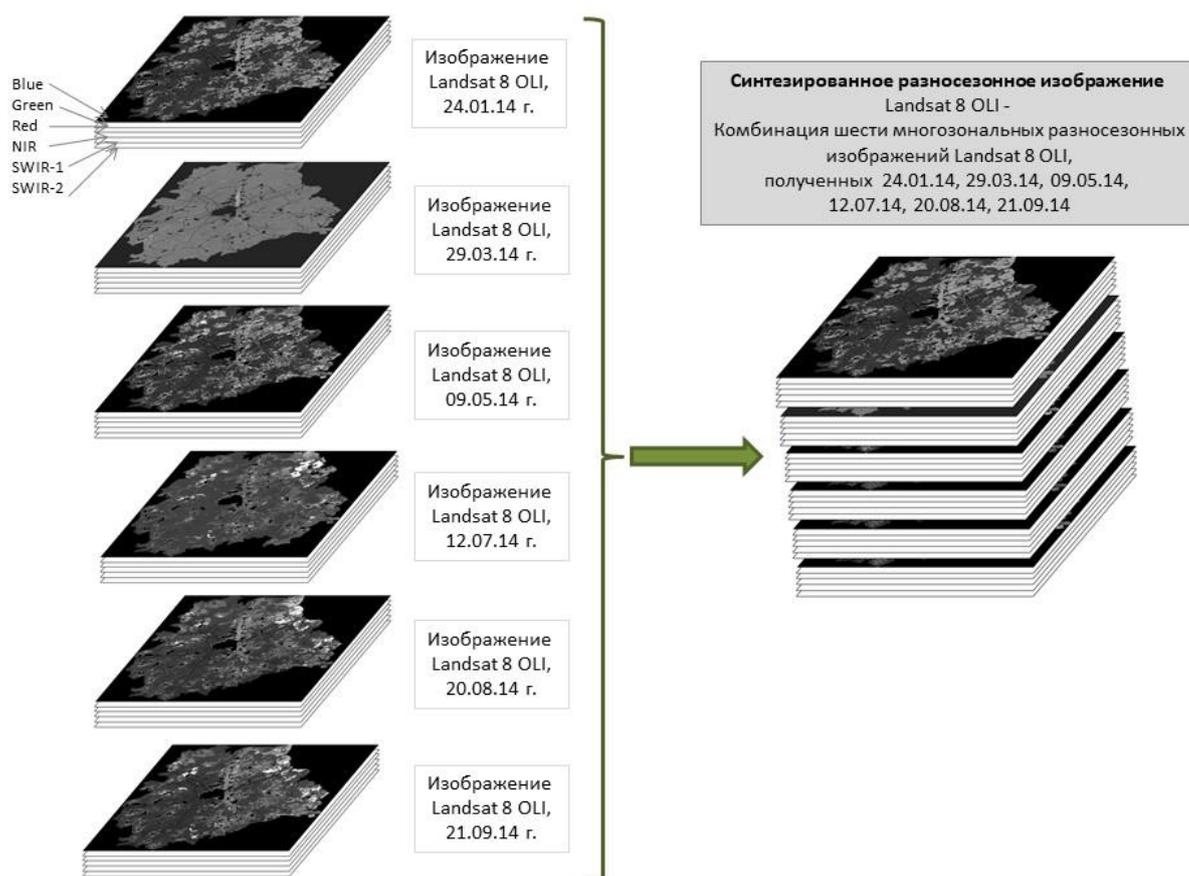
На этапе предварительной обработки были созданы маски населённых пунктов, карьеров, линейных объектов (дороги, каналы, узкие лесные просеки), облаков путём векторизации снимков высокого разрешения (Яндекс.Карты, Google.Карты) в программном продукте MapInfo.Professional. Для дальнейшей обработки использовались многозональные изображения, исключая вышеперечисленные объекты.

Для решения задачи совместного дешифрирования было создано 13 синтезированных разносезонных изображений, представляющих собой комбинации разного количества многозональных разносезонных изображений Landsat 8, полученных в 2014 году. Большинство синтезированных разносезонных изображений включают в себя 2 летних изображения (12 июля и 20 августа), которые являются наиболее информативными для анализа состояния растительного покрова земной поверхности.

Синтезированные разносезонные изображения создавались при помощи функции Layer Stack в программном продукте ERDAS Imagine путём объединения нескольких слоёв одиночных многозональных изображений в единое многослойное изображение. На Рисунке 2.2 представлена схема создания синтезированного разносезонного изображения на примере изображения, включающего в себя комбинацию всех шести разносезонных изображений Landsat 8. В обработке использовались не все 11 спектральных каналов, а шесть: Blue (голубой: 0.452-0.512 мкм), Green (зелёный: 0.533-0.590 мкм), Red (красный: 0.636-0.673 мкм), NIR (ближний инфракрасный: 0.851-0.879 мкм), SWIR-1 (1-ый коротковолновый ИК: 1.566-1.651 мкм), SWIR-2 (2-ой коротковолновый ИК: 2.107-2.294 мкм).

Каналы Coastal - Aerosol (прибрежный - аэрозольный: 0.435-0.451 мкм), панхроматический (0.503-0.67 мкм), Cirrus (перистые облака: 1.363-1.384 мкм), два тепловых канала (10.60-11.19 мкм и 11.50-12.51 мкм) не использовались для

дешифрирования растительности, так как их применение направлено на изучение, в первую очередь, других объектов (изучение мелководья, выявление мелких частиц пыли и дыма в воздухе, изучение облаков, анализ влажности почв, выявление бытового скопления тепла, теплового загрязнения воды, геотермальных вод, обнаружение пожаров).



*Рисунок 2.2 – Схема создания синтезированного разносезонного изображения, составленного из шести многозональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 24 января, 29 марта, 9 мая, 12 июля, 20 августа, 21 сентября 2014 года*

В Таблице 2.3 представлен перечень синтезированных разносезонных изображений, составленных из тех или иных разносезонных изображений Landsat 8.

Таблица 2.3 – Характеристика синтезированных разносезонных изображений, составленных из многозональных космических изображений Landsat 8 OLI

	Комбинация изображений Landsat 8 2014 года						Состав синтезированного разносезонного изображения	Условное обозначение синтезированного разносезонного изображения	Количество многозональных изображений в синтезированном разносезонном изображении	Количество каналов в синтезированном разносезонном изображении
	24.01	29.03	09.05	12.07	20.08	21.09				
1							Июль+август	07+08	2	12
2							Май+сентябрь	05+09	2	12
3							Май+июль+август	05+07+08	3	18
4							Июль+август+сентябрь	07+08+09	3	18
5							Май+июль+сентябрь	05+07+09	3	18
6							Март+июль+август	03+07+08	3	18
7							Январь+июль+август	01+07+08	3	18
8							Январь+май+сентябрь	01+05+09	3	18
9							Май+июль+август+сентябрь	05+07+08+09	4	24
10							Январь+март+июль+август	01+03+07+08	4	24
11							Март+май+июль+август+сентябрь	03+05+07+08+09	5	30
12							Январь+май+июль+август+сентябрь	01+05+07+08+09	5	30
13							Январь+март+май+июль+август+сентябрь	01+03+05+07+08+09	6	36

### 2.3.3 Выбор классов объектов растительного покрова

При создании карты растительного покрова была разработана легенда, включающая в себя 3 группы объектов земного покрова:

#### 1) Древесная растительность:

- Хвойный лес;
- Смешанный лес;
- Лиственный лес;
- Поросль леса;
- Вырубки леса;

#### 2) Сельскохозяйственные угодья:

- Пашня;
- Залежь;
- Кормовые угодья;

#### 3) Другие типы земного покрова:

- Урбанизированные территории;
- Объекты гидрографии;
- Снежный покров.

Выбор классов объектов земного покрова, отображаемых на карте растительности, осуществлялся на основании легенды карты растительности России, составленной в Институте космических исследований РАН [7], с учётом условных обозначений к топографическим картам различных масштабов [96; 97; 98] и Межгосударственного стандарта «Земли. Термины и определения» [63].

Группа объектов «**Древесная растительность**» представлена семью классами: хвойный лес, смешанный лес, лиственный лес, 2 класса поросли леса, вырубки леса, появившиеся вырубки [7; 96; 97 98].

Хвойный лес – темнохвойные и светлохвойные древесные вечнозелёные насаждения, в пологе которых не менее 80% площади занимают кроны ели, сосны и другие виды хвойных деревьев [7].

Лиственный лес – лиственные насаждения, в пологе которых не менее 80% занимают кроны берёзы и осины и других широколиственных пород [7].

Смешанный лес – смешанные насаждения, в которых площади крон хвойных и лиственных пород деревьев представлены примерно в равных пропорциях (40-60%) [7].

Поросль леса – участки молодого леса на бывших вырубках и сельскохозяйственных угодьях, не имеющие сплошного полога [96; 97; 98].

При создании карты растительности было выделено 2 класса поросли леса, названные «Молодой лес 1» и «Молодой лес 2», характеризующиеся различной плотностью древесно-кустарниковой растительности.

Класс «Молодой лес 1» - поросль леса, для которой характерна сомкнутость крон примерно 10-30%.

Класс «Молодой лес 2» - поросль леса, для которой характерна сомкнутость крон примерно 30-80%.

На Рисунке 2.3 представлен фрагмент снимка высокого разрешения (Яндекс карты) и фрагмент изображения Landsat 8 12.07.14 г. (комбинация каналов: Red, Green, Blue) с примером объектов растительности классов «Молодой лес 1» и «Молодой лес 2».



Рисунок 2.3 – Слева – фрагмент снимка высокого разрешения (Яндекс.Карты), справа – фрагмент изображения Landsat 8 12.07.14 г. (комбинация каналов: Red, Green, Blue). Пример объектов растительности классов «Молодой лес 1» (сомкнутость крон ~10-30%) и «Молодой лес 2» (сомкнутость крон ~30-80%)

Вырубки – вырубленные участки леса [96; 97; 98]. Под классом «Появившиеся вырубки» подразумеваются вырубки леса, появившиеся в 2014 году, лесные участки, вырубленные с июля по август-сентябрь.

Группа объектов «Сельскохозяйственные угодья» представлена тремя классами: пашни, залежи и кормовые угодья [63].

Пашня – сельскохозяйственное угодье, систематически обрабатываемое и используемое под посевы сельскохозяйственных культур, включая посевы многолетних трав, а также чистые пары. Посевы – обработанные и засеянные культурами пахотные земли, пары – пахотные земли, выведенные из использования на один вегетационный сезон для восстановления плодородия земель [56].

Залежь – сельскохозяйственные угодья, ранее использовавшиеся как пашня, но не используемые больше года, начиная с осени, под посев сельскохозяйственных культур и под пар.

Кормовые угодья – сенокосы и пастбища.

Сенокос – сельскохозяйственное угодье, систематически используемое под сенокосение.

Пастбище – сельскохозяйственное угодье, систематически используемое для выпаса животных.

Группа объектов «Другие типы земного покрова» представлена тремя классами: урбанизированные территории, объекты гидрографии, снежный покров.

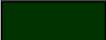
Урбанизированные территории – населённые пункты, дороги, каналы, карьеры, узкие просеки. Эти объекты были выделены путём векторизации снимков высокого разрешения на этапе предварительной обработки изображений.

Объекты гидрографии – водные объекты: речные и озёрные внутренние водоёмы.

Класс «снежный покров» присутствует только на карте растительности, созданной в результате автоматизированной классификации зимнего изображения, полученного 24 января 2014 г., и представляет собой покрытые снегом объекты классов пашни, залежи, кормовых угодий, гидрографии и вырубок.

В Таблице 2.4 приведён перечень выделенных при автоматизированном дешифрировании классов с указанием их цветового обозначения на карте растительности.

Таблица 2.4 – Классы объектов земного покрова, выделенные на картах растительности

<i>№</i>	<i>Группа объектов земного покрова</i>	<i>Название класса</i>	<i>Условное обозначение</i>
1	Древесная растительность	Хвойный лес	
2		Смешанный лес	
3		Лиственный лес	
4		«Молодой лес 1» - поросль леса (сомкнутость крон ~ 10-30%)	
5		«Молодой лес 2»- поросль леса (сомкнутость крон ~ 30-80%)	
6		Вырубки леса	
7		Появившиеся вырубки - лесные участки, вырубленные в год исследования	
8	Сельскохозяйственные угодья	Пашня	
9		Залежь	
10		Кормовые угодья	
11	Другие типы земного покрова	Урбанизированные территории	
12		Объекты гидрографии	
13		Снежный покров	

### 2.3.4 Формирование обучающей выборки

Методы контролируемой классификации требуют наличия готовых обучающих данных – сигнатур классов. Сигнатура класса – вся совокупность типичных для данного класса  $n$ - мерных векторов (в нашем случае – 6-мерных векторов спектральных яркостей по количеству спектральных каналов). Сигнатуры создавались по оконтуренным на изображении эталонным участкам.

Для каждого класса были выбраны несколько эталонных участков, которые в дальнейшем объединены в единый: 4 эталонных участка хвойного леса, 12 участков – смешанного леса, 8 – лиственного леса, 19 – молодого леса 1, 7 –

молодого леса 2, 11 – вырубки, 2 – появившейся вырубки, 24 – пашни, 16 – залежи, 9 – кормовых угодий, 7 – объекты гидрографии.

При формировании обучающих данных для создания достоверных репрезентативных выборок по выделяемым классам и обеспечения высокой достоверности классификации были использованы возможности RGB-синтезирования различных зональных изображений, сравнения состояния объектов в разное время года по разносезонным изображениям, проведён вспомогательный анализ изображений высокого разрешения.

Для выбора более объективных эталонных участков в программе ERDAS Imagine мы имеем возможность *RGB-синтезирования* различных изображений. Для выполнения процедуры RGB-синтезирования выбирают три зональных изображения, которые рассматривают как красную, зелёную и синюю составляющие палитры RGB. Получаемое цветное изображения способствует лучшей идентификации объектов съёмки. Так, комбинируя различные варианты расположения зональных изображений в трёх составляющих палитры, можно подобрать изображения, на которых будут лучше отделяться и дешифрироваться те или иные объекты. Так, наиболее удобными для изучения растительного покрова явились комбинации RGB: NIR, SWIR-1, Red и SWIR-1, NIR, Red (Рисунок 2.4).



а) Изображение Landsat 8 12 июля 2014 г.  
(комбинация каналов:  
Red, Green, Blue)



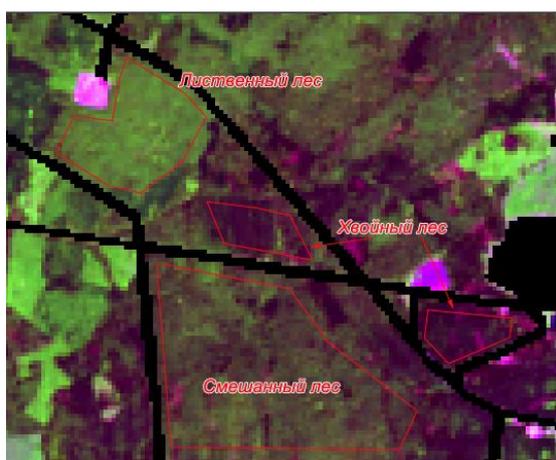
б) Изображение Landsat 8 12 июля 2014 г.  
(комбинация каналов:  
SWIR-1, NIR, Red)



в) Изображение Landsat 8 12 июля 2014 г.  
(комбинация каналов:  
NIR, SWIR-1, Red)

*Рисунок 2.4 – RGB-синтез изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 12 июля 2014 года, в различных каналах*

Для формирования обучающих данных проведён визуальный анализ изображений, полученных в *различные сезоны*. Так, при изучении лесной растительности особенно удобно использовать зимний снимок. Хвойный лес в комбинации каналов NIR, SWIR-1, Red выглядит ярко-зелёным, лиственный – коричневым, а смешанный представляет собой чередование коричневых и зелёных пикселей (Рисунок 2.5).



Изображение Landsat 8 12 июля 2014 г.  
(комбинация каналов: SWIR-1, NIR, Red)



Изображение Landsat 8 24 января 2014 г.  
(комбинация каналов: SWIR-1, NIR, Red)

*Рисунок 2.5 – RGB-синтезированные в каналах SWIR-1, NIR, Red изображения Landsat 8, полученные в различные сезоны 2014 г.: летом 12 июля и зимой 24 января*

Для выделения эталонных участков проведён анализ изображений, полученных в разные месяцы, позволяющий проследить динамику состояния растительности в течение года. Особенно необходим такой анализ при выборе эталонных участков пашни, залежи и кормовых угодий, так как объекты этих классов часто имеют идентичный спектральный отклик [84].

Отделение пашни от залежи является одной из наиболее сложных задач при формировании обучающих данных. Залежи обладают набором специфических свойств, что осложняет их выявление по материалам спутниковых наблюдений. Различный возраст залежных земель, наличие следов распашки на молодых залежах, малые размеры отдельных залежных территорий существенно осложняют

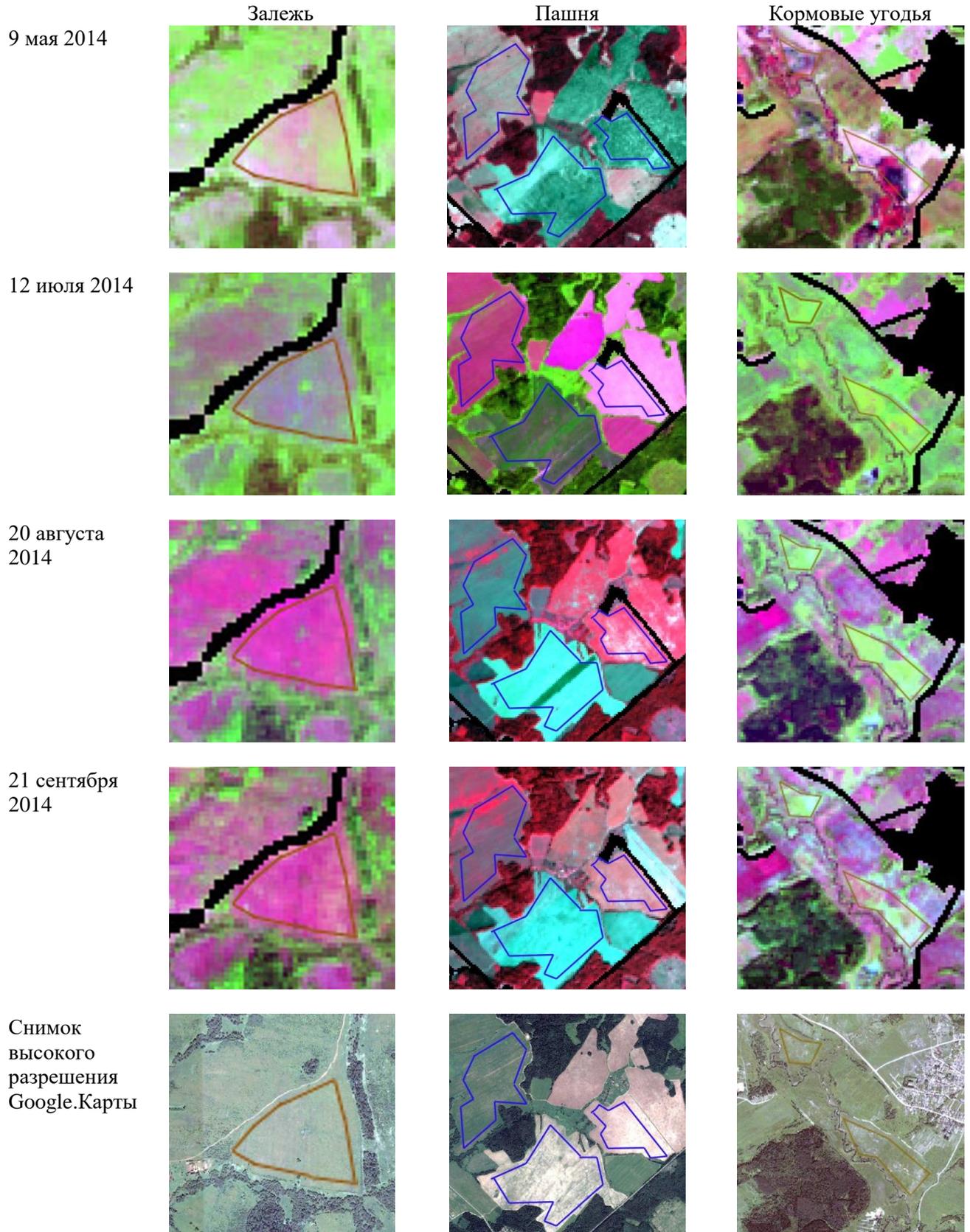
их идентификацию [61; 76]. Зачастую залежи имеют признаки дешифрирования пашен, но структура изображения менее чёткая.

Визуальный анализ сезонной динамики состояния растительного покрова на сельскохозяйственных угодьях позволяет сделать выводы, что пахотные земли часто будут иметь более резкие цветовые переходы, связанные с распашкой земли и уборкой урожая в отличие от залежей (Рисунок 2.6).

Кроме этого, проведён вспомогательный анализ изображений высокого разрешения, полученных из открытых геопорталов Google.Карты, Яндекс.Карты, позволяющий проанализировать текстуру растительного покрова сельскохозяйственных угодий, определить начало процесса зарастания угодий древесно-кустарниковую растительностью, часто характерного для залежей, который по изображениям с более низким пространственным разрешением отследить сложнее или вовсе невозможно.

Помимо анализа сезонной динамики угодий, изображений высокого разрешения для решения задачи отделения пашни и залежи для формирования используемых при обработке всех изображений опорной выборки классов пашни и залежи была проведена многоуровневая обработка синтезированного разновременного изображения - комбинации четырёх многозональных изображений, полученных в мае, июле, августе и сентябре [84].

На первом этапе при контролируемой классификации классы пашня и залежи были объединены в один класс. На втором этапе полученный класс «пашня и залежь» был подвергнут неконтролируемой классификации алгоритмом ISODATA с разбиением на 4 класса. После анализа результатов неконтролируемой классификации, оценки однородных по индексу определённого класса участков и визуального анализа динамики состояния угодий по изображениям разных месяцев были созданы сигнатуры 2-х классов, используемые для дальнейшей контролируемой классификации каждого одиночного изображения и всех 13 синтезированных разносезонных изображений.



*Рисунок 2.6 – Фрагменты разносезонных изображений и изображения высокого разрешения с границами эталонных участков пашни, залежи и кормовых угодий (комбинация каналов: SWIR-1, NIR, Red)*

При формировании обучающей выборки объектов классов пашни и залежь к эталонным участкам были отнесены те группы пикселей, которые можно уверенно отнести к определённому классу на основании всей совокупности признаков (спектральных, динамических, текстурных) с учётом их конфигурации и расположения.

### 2.3.5 Оценка качества обучающей выборки

При создании обучающих выборок, точно представляющих подлежащие идентификации классы, необходимо выполнить их оценку качества [99].

Для того чтобы выделяемые классы достоверно определились при проведении контролируемой классификации, были проведены:

- 1) анализ эллипсоидов рассеяния классов в пространстве признаков;
- 2) оценка статистической разделимости классов методом трансформированной дивергенции.

#### **Анализ эллипсоидов рассеяния классов в пространстве признаков**

Эллипсоиды рассеяния – это сечения многомерных функций плотности статистического распределения параллельно плоскостям, образуемым каждой парой координат по каналам. Основными параметрами эллипсоидов рассеяния являются средние значения яркости  $B_{\lambda m}$  и стандартные отклонения пикселей  $\sigma_{\lambda}$ .

Стандартное отклонение в пределах одного класса описывается по формуле [60]:

$$\sigma_{\lambda} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (B_{\lambda i} - B_{\lambda m})^2}{n-1}} \quad (2.1)$$

$n$  – количество значений яркости пикселей в пределах класса,

$B_{\lambda i}$  – значение яркости пикселя  $i$ ,

$B_{\lambda m}$  – среднее значение яркости пикселя в классе.

Чем меньше значение  $\sigma_{\lambda}$ , тем лучше среднее значение представляет класс в целом.

Для оценки эллипсоидов рассеяния в пространстве признаков двух классов рассчитывают ковариацию, пропорциональную вытянутости эллипсоида, по формуле:

$$C_{\lambda_1\lambda_1} = \frac{\sum_{i=1}^n (B_{\lambda_1i} - B_{\lambda_1m})(B_{\lambda_2i} - B_{\lambda_2m})}{n-1} \quad (2.2)$$

$n$  – количество значений яркости пикселей в пределах классов,

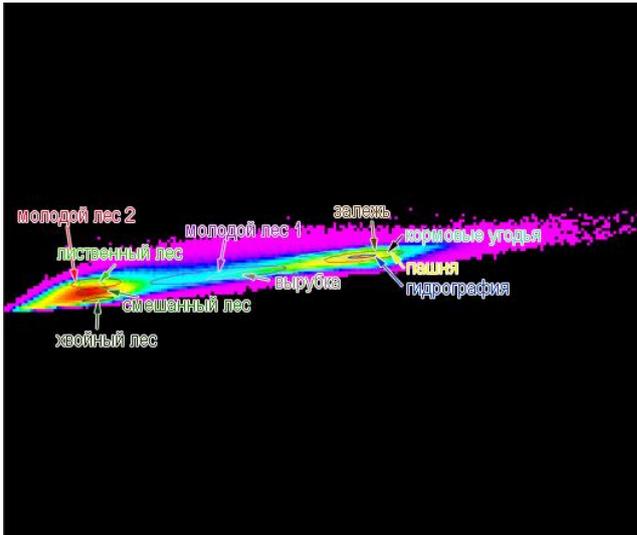
$B_{\lambda_1i}, B_{\lambda_2i}$  – значения яркости пикселя  $i$  в двух спектральных зонах,

$B_{\lambda_1m}, B_{\lambda_2m}$  – средние значения яркости пикселя  $i$  в двух спектральных зонах.

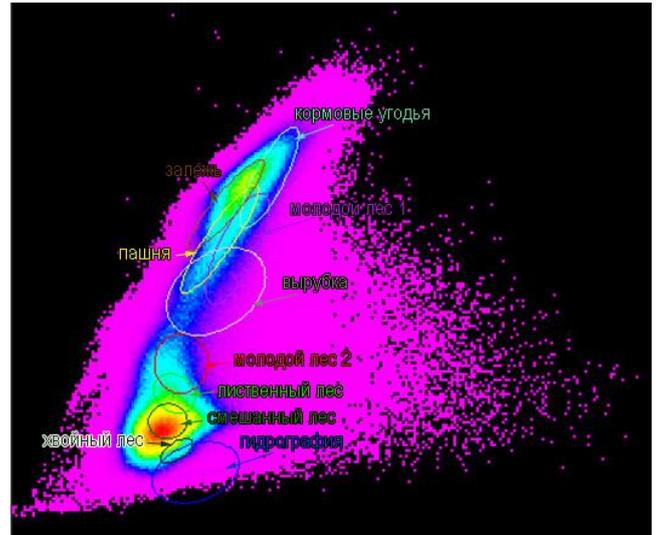
Для нескольких спектральных зон значения ковариации между яркостями во всех возможных парах каналов записываются в виде двумерного массива – матрицы ковариации, размерность которой совпадает с числом каналов.

Если эллипсоиды рассеяния в пространстве признаков имеют значительное перекрытие, то пиксели, представляющие эти выборки, не могут быть разделены по спектральным характеристикам в этих зонах. Анализ эллипсоидов рассеяния в пространстве признаков всех пар зон (каналов) изображения позволяет оценить делимость выборок и определить те зоны, которые обеспечивают наиболее достоверные результаты классификации.

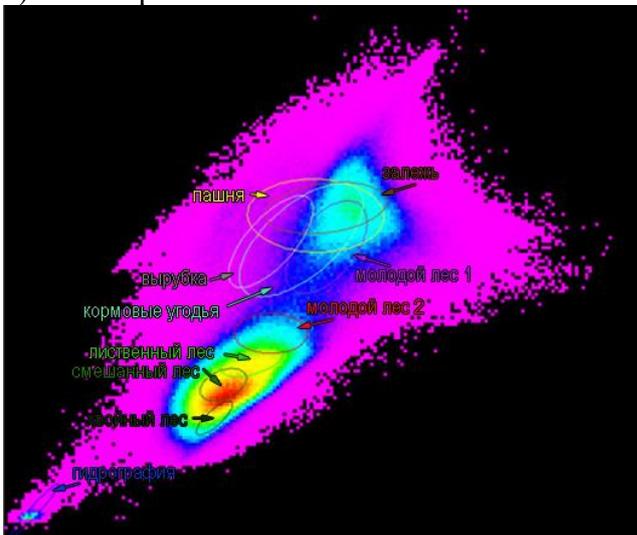
Для каждого из шести зональных изображений на разные даты были построены признаковые пространства по парам каналов. Для анализа взаимного расположения эллипсоидов рассеяния сигнатур классов в признаковом пространстве наиболее информативны пары признаков, обладающие наиболее широкими диаграммами рассеяния [99]. В данном случае наиболее широкими диаграммами рассеяния обладают пространства признаков пары каналов NIR-SWIR-1. Было проанализировано взаимное положение эллипсоидов рассеяния сигнатур классов в пространстве признаков пары каналов NIR-SWIR-1 для каждого разносезонного изображения (Рисунок 2.7).



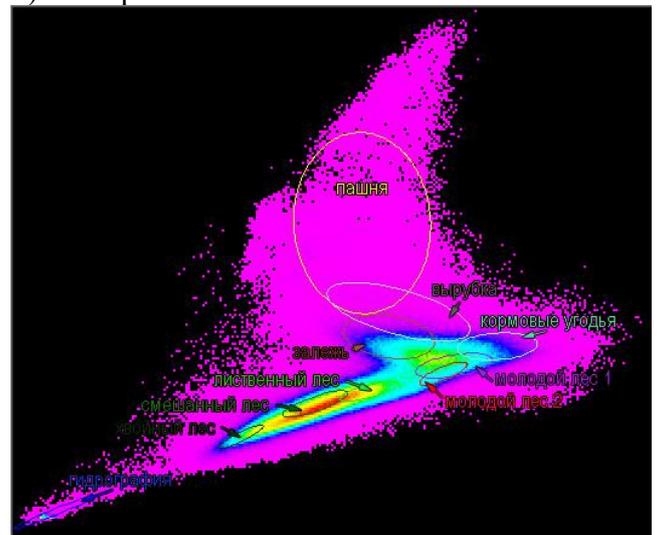
а) 24 января 2014 г.



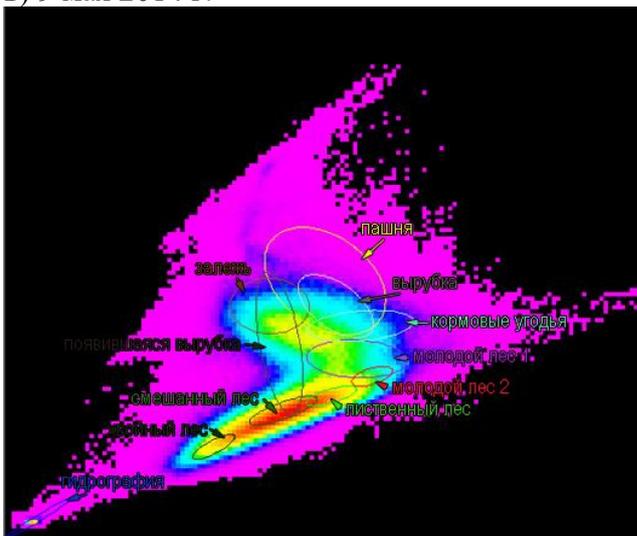
б) 29 марта 2014 г.



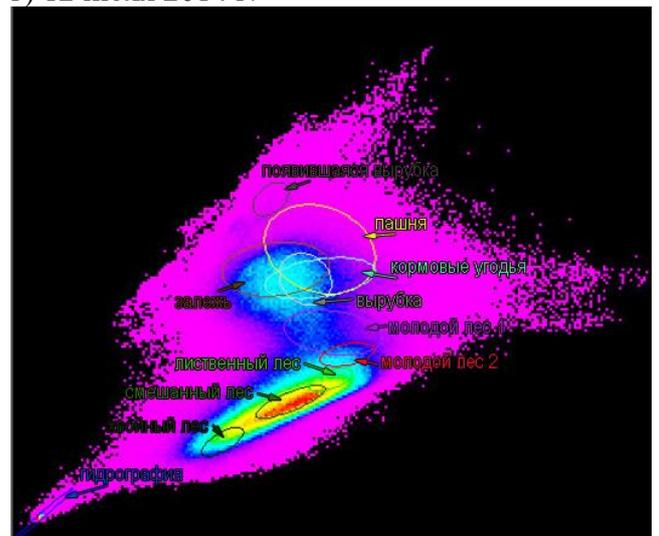
в) 9 мая 2014 г.



г) 12 июля 2014 г.



д) 20 августа 2014 г.



е) 21 сентября 2014 г.

Рисунок 2.7 – Пространства признаков пары каналов NIR-SWIR-1 для разносезонных изображений Landsat 8

Можно сделать вывод, что в некоторых месяцах определённые классы отделяются друг от друга лучше, чем в других месяцах по данной паре каналов. Так, например, пашня, залежь и кормовые угодья имеют лучшую разделяемость в июле, но в этом месяце хуже разделяются молодые леса, представляющие собой разную степень зарастания сельскохозяйственных угодий и вырубок.

Для разделения молодых лесов по степени зарастания наиболее пригодными являются изображения, полученные в январе, марте и мае. Но в мае эллипсоид рассеяния класса молодой лес 2 в исследуемом пространстве признаков частично пересекается с лиственным лесом, а по остальным изображениям пересечение меньше или отсутствует.

По многим изображениям эллипсоиды рассеяния классов вырубка и пашня в пространстве признаков сильно пересекаются (в августе и сентябре эллипсоид рассеяния класса вырубки находится внутри эллипсоида класса пашни, что свидетельствует об ошибках в разделении этих классов при дальнейшей классификации одиночных августовского и сентябрьского изображений). Наименьшее пересечение классов вырубка и пашня характерно для изображения, полученного в июле.

Эллипсоиды рассеяния классов вырубка и залежь имеют наименьшее пересечение в пространстве признаков пары каналов NIR-SWIR-1 изображения, полученного в марте, а по остальным изображениям имеют большее пересечение.

Учитывая, что эллипсоиды рассеяния разных классов менее пересекаются друг с другом в разных сезонах, делаем предположение, что при совместной классификации нескольких изображений разделение классов произойдёт более достоверно.

### **Оценка статистической разделяемости классов методом трансформированной дивергенции**

Статистическая разделяемость классов – это некоторая функциональная характеристика, известным образом связанная с вероятностью ошибки классификации [99]: евклидово расстояние, расстояние Махаланобиса, дивергенция, расстояние Джеффриса-Матуситы. Наиболее универсальной мерой

является попарная дивергенция, позволяющая учесть соотношения между значениями плотностей распределения двух классов в каждой точке  $x$ . Дивергенция определяется через среднее количество различающейся информации.

Среднее количество различающейся информации для класса  $\Omega_1$  относительно класса  $\Omega_2$  называется величина  $\int_x p\left(\frac{x}{\Omega_1}\right) \ln \frac{p\left(\frac{x}{\Omega_1}\right)}{p\left(\frac{x}{\Omega_2}\right)} dx$ .

Дивергенция – это величина полного среднего количества различающейся информации для пары классов  $\Omega_1, \Omega_2$ , вычисляемая по формуле:

$$D_{12} = \int_x \left( p\left(\frac{x}{\Omega_1}\right) - p\left(\frac{x}{\Omega_2}\right) \right) \ln \frac{p\left(\frac{x}{\Omega_1}\right)}{p\left(\frac{x}{\Omega_2}\right)} dx \quad (2.3)$$

Так как квадратичная мера попарной дивергенции сильно растёт с увеличением расстояния между классами, и при одном далеко отстоящем классе в пространстве признаков возможно получение ложно оптимистических значений оценки ошибки, предпочтительно использовать трансформированную дивергенцию, которая рассчитывается по формуле [99]:

$$TD_{ij} = 2000(1 - \exp \frac{-D_{ij}}{8}) \quad (2.4)$$

В такой мере делимости, как дивергенция учитываются отношения между вероятностями появления признака в каждом из классов, поэтому её обыкновенно используют при классификации статистическими методами (по расстоянию Махаланобиса или максимуму правдоподобия). Чем выше значения этих величин, тем меньше будет ожидаемая величина ошибки. При оценке делимости методом трансформированной дивергенции максимальное её значение достигает 2000 при 100 процентной точности классификации. Значение трансформируемой дивергенции  $TD_{ij}$  выше 1700 свидетельствует о хорошем уровне делимости пары классов в пространстве признаков [120].

Значения трансформированной дивергенции для всех пар классов для каждого изображения, представлены в Таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Значения трансформированной дивергенции между парами классов для шести разносезонных космических изображений Landsat 8 одной территории

Пары классов	24.01.14	29.03.14	09.05.14	12.07.14	20.08.14	21.09.14
1-2*	1997	1946	1757	1870	1870	1845
1-3	2000	1999	1963	1993	1993	1995
1-4	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-5	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-6	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-7	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-8	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-9	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
1-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
2-3	1269	797	884	2000	1372	1125
2-4	2000	2000	2000	2000	2000	1997
2-5	1703	1585	1869	1896	1896	1804
2-6	2000	2000	2000	2000	2000	2000
2-7	2000	2000	2000	2000	2000	2000
2-8	2000	2000	2000	2000	2000	2000
2-9	2000	1997	2000	2000	2000	2000
2-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
2-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
3-4	2000	2000	2000	2000	2000	1994
3-5	1299	1094	1743	1213	1213	1325
3-6	2000	2000	2000	2000	2000	2000
3-7	2000	2000	2000	2000	2000	2000
3-8	2000	2000	2000	2000	2000	2000
3-9	2000	1992	2000	2000	2000	2000
3-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
3-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
4-5	1996	1792	1982	1998	1998	1885
4-6	1983	1819	1611	1750	1750	1864
4-7	1999	1931	1955	2000	2000	2000
4-8	1963	1981	1853	1996	1996	1948
4-9	886	917	1452	1996	1996	1978
4-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
4-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
5-6	2000	2000	2000	2000	2000	2000
5-7	2000	2000	2000	2000	2000	2000
5-8	2000	2000	2000	2000	2000	2000
5-9	2000	1700	1956	2000	2000	2000
5-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
5-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
6-7	1589	1941	1852	2000	2000	2000
6-8	982	1648	1625	1994	1994	1734
6-9	1963	2000	1789	1996	1996	1773
6-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000

Пары классов	24.01.14	29.03.14	09.05.14	12.07.14	20.08.14	21.09.14
6-11	1995	2000	2000	2000	2000	2000
7-8	623	1076	1320	1993	1993	1994
7-9	1951	1997	1997	1998	1998	1991
7-10	2000	2000	2000	2000	2000	2000
7-11	1924	2000	2000	2000	2000	2000
8-9	1830	2000	1979	1287	1287	1554
8-10	1936	2000	2000	1997	1997	2000
8-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
9-10	2000	2000	2000	1996	1996	2000
9-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000
10-11	2000	2000	2000	2000	2000	2000

\* Условные обозначения к Таблице 2.5:

1	Хвойный лес	7	Пашня
2	Смешанный лес	8	Залежь
3	Лиственный лес	9	Вырубка
4	Молодой лес 1	10	Появившаяся вырубка
5	Молодой лес 2	11	Гидрография
6	Кормовые угодья		

Проанализировав полученные значения трансформированной дивергенции для всех пар классов для каждого изображения, представленные в Таблице 2.5, можно отметить, что:

- есть пары классов, пиксели которых на всех разносезонных изображениях не путаются между собой (например, все леса отделяются от сельскохозяйственных угодий);

- есть пары классов, которые по нескольким, но не по всем, изображениям хорошо разделяются. Например, пиксели молодого леса 1 и пашни (пара классов 4-7) путаются при классификации мартовского и майского изображений, но при обработке летних и осеннего изображений их делимость достигает максимального значения;

- есть пары классов, которые хорошо разделяются по единственному изображению, а на остальных изображениях пиксели классов путаются. Так, например, по июльскому изображению разделяются классы смешанного и

лиственного леса, а по мартовскому залежи и вырубке. Как раз для разделения таких классов можно предположить, что совместная обработка изображений даст конечный более достоверный вариант. Так как при разделении пикселей по классам будут учитываться значения спектральных яркостей в большем количестве каналов разносезонных изображений, и для сокращения ошибок разделения определённых классов при классификации может оказать решающим наличие такого канала, в котором эти классы окажутся достаточно разделимыми;

- есть пары классов, для которых ни по одному изображению не достигнуто максимальное значение трансформированной дивергенции. Например, максимальное значение трансформированной дивергенции для пары классов лиственный лес – молодой лес 2 (3-5) составляет 1743 и для пары смешанный лес – молодой лес 2 (2-5) – 1896, то есть стоит ожидать, что эти классы разделятся недостаточно точно. Но, стоит отметить, что молодой лес 2 – это уже достаточно густой лес, выросший на месте старых вырубок или давно заброшенных сельскохозяйственных угодий, и провести точную градацию между степенью густоты и зрелости леса невозможно, так что максимальная точность разделения этих классов нам и не требуется.

### **2.3.6 Проведение классификации многозональных изображений и 13 синтезированных разносезонных изображений**

После создания и оценки обучающих выборок пиксели всех шести многозональных изображений и 13 синтезированных разносезонных изображений – различных их комбинаций – были классифицированы по выбранным классам, основанным на этих выборках.

Для каждого многозонального изображения Landsat 8 OLI и 13 синтезированных разносезонных изображений была проведена контролируемая классификация методом максимального правдоподобия [99].

В Приложении Д представлены карты растительного покрова Кольчугинского района Владимирской области – результаты классификации

одинокных многозональных и синтезированных разносезонных изображений – различных комбинаций изображений Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2), полученных 24.01, 29.03, 09.05, 12.07, 20.08, 21.09 2014 года.

В Таблицу 2.6 занесены площади выделенных классов объектов для каждого одиночного изображения и синтезированных разносезонных изображений.

Таблица 2.6 – Площади выделенных классов объектов по результатам контролируемой классификации изображений Landsat 8 и синтезированных разносезонных изображений, га

Классы объектов	Гидрография	Хвойный лес	Смешанный лес	Лиственный лес	Молодой лес 1	Молодой лес 2	Вырубки	Появившиеся вырубки	Пашня	Залежь	Кормовые угодья	Снежный покров	ИТОГО
Одиночные и синтезированные разносезонные изображения													
07+08	887,40	4 541,76	33 010,74	11 707,65	15 999,12	3 730,86	3 091,77	28,35	7 176,51	11 369,88	6 690,33	-	98 234,37
05+09	826,47	4 882,68	33 245,37	10 207,35	16 686,09	5 206,86	2 104,20	27,18	8 705,25	10 276,11	6 066,81	-	98 234,37
05+07+08	699,30	3 394,62	34 521,30	10 853,73	18 168,57	3 839,58	2 514,15	48,51	8 053,29	10 024,56	6 116,76	-	98 234,37
07+08+09	703,44	4 082,76	34 594,92	10 418,94	17 299,62	3 435,84	2 151,54	40,86	8 180,55	11 834,10	5 491,80	-	98 234,37
05+07+09	754,11	4 095,00	33 691,95	11 124,00	17 803,44	3 560,67	2 292,48	41,31	8 510,13	10 484,28	5 877,00	-	98 234,37
03+07+08	612,54	3 261,24	27 304,20	19 122,39	16 138,80	3 614,40	4 095,54	36,99	7 604,19	10 751,40	5 692,68	-	98 234,37
01+07+08	638,28	2 476,98	36 730,62	7 854,48	20 345,40	3 992,40	4 467,51	53,55	6 991,56	10 798,83	3 884,76	-	98 234,37
01+05+09	699,21	2 475,90	36 075,15	7 666,92	20 864,52	5 500,71	2 365,65	23,31	8 193,33	9 872,01	4 497,66	-	98 234,37
05+07+08+09	579,06	3 194,82	35 519,22	10 033,02	18 960,39	3 445,47	2 269,35	42,21	8 779,86	10 302,84	5 108,13	-	98 234,37
01+03+07+08	490,14	2 300,94	37 423,89	7 367,94	20 338,74	3 895,74	4 798,44	57,24	7 378,11	10 167,66	4 015,53	-	98 234,37
03+05+07+08+09	485,37	2 748,60	36 389,88	9 415,08	19 642,23	3 202,74	2 951,10	44,82	8 514,81	10 007,64	4 832,10	-	98 234,37
01+05+07+08+09	477,27	2 050,02	37 433,79	7 569,90	21 702,15	3 680,19	2 991,60	47,16	8 471,79	9 843,57	3 966,93	-	98 234,37
01+03+05+07+08+09	450,99	2 004,66	37 823,58	7 268,31	21 948,57	3 426,75	3 323,52	46,26	8 241,12	9 664,65	4 035,96	-	98 234,37
01	-	3 859,47	29 286,27	8 654,13	14 074,20	11 390,04	-	-	-	-	-	38585,97	98 234,37
03	1 963,53	6 286,86	29 919,33	9 865,17	8 573,58	7 649,64	7 869,33	-	7 030,08	9 016,20	10 060,65	-	98 234,37
05	948,42	6 341,04	26 590,86	13 854,15	15 102,54	7 984,98	4 199,67	-	7 146,00	9 495,18	6 571,53	-	98 234,37
07	2 092,68	7 055,28	28 859,04	13 863,42	12 941,55	4 395,33	3 458,52	-	5 240,88	12 153,06	8 174,61	-	98 234,37
08	1 719,18	5 854,05	31 676,04	11 738,43	13 017,06	4 802,22	4 068,54	65,52	6 507,45	9 606,51	9 179,37	-	98 234,37
09	1 503,18	7 734,06	31 180,41	10 240,38	12 529,53	5 809,95	3 794,67	170,10	7 013,79	9 877,23	8 381,07	-	98 234,37

## Выводы ко 2 разделу

В разделе 2 описан процесс проведения эксперимента, направленного на выявление зависимости между количеством совместно обрабатываемых многозональных космических изображений и достоверностью классификации.

Для получения экспериментального подтверждения повышения достоверности классификации за счёт совместной обработки разносезонных космических изображений были созданы и подвергнуты контролируемой классификации «синтезированные разносезонные изображения» – комбинации разного количества одиночных космических изображений, полученных со спутника Landsat 8 во все сезоны 2014 г.

При создании синтезированных разносезонных изображений были использованы шесть изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 24 января, 29 марта, 9 мая, 12 июля, 20 августа, 21 сентября 2014 года. В обработке использовались шесть спектральных каналов: Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2. В качестве территории исследования был выбран Кольчугинский район Владимирской области, для которого характерно присутствие различных объектов растительного покрова: хвойные, смешанные и лиственные леса, различные сельскохозяйственные угодья, некоторые из которых подвержены процессам зарастания древесно-кустарниковой растительностью.

Путём составления различных комбинаций разносезонных изображений для совместного дешифрирования и дальнейшего сравнения результатов дешифрирования было создано 13 синтезированных разносезонных изображений.

Для создания карты растительности было выделено три группы объектов земного покрова: древесная растительность, сельскохозяйственные угодья, другие типы земного покрова. К группе объектов «древесная растительность» отнесено 7 классов растительности: хвойный, смешанный и лиственный лес, молодой лес 1 и 2 – поросль леса с сомкнутостью крон примерно 10-30% и 30-80% соответственно, вырубки леса и появившиеся в год исследования вырубки леса. К группе объектов «сельскохозяйственные угодья» отнесено 3 класса растительности: пашня, залежь

и кормовые угодья (сенокос и пастбище). К группе объектов «другие типы земного покрова» отнесены 3 класса: урбанизированные территории, объекты гидрографии и снежный покров.

При формировании обучающих данных для создания достоверных репрезентативных выборок по выделяемым классам и обеспечения высокой достоверности классификации были использованы возможности RGB-синтезирования различных зональных изображений, сравнения состояния объектов в разное время года по разносезонным изображениям, проведён вспомогательный анализ изображений высокого разрешения.

Оценка качества обучающей выборки путём анализа эллипсоидов рассеяния классов в пространстве признаков и путём оценки статистической разделимости классов методом трансформированной дивергенции показала возможность более достоверного разделения различных пар классов по изображениям, полученным в различные сезоны.

После создания и оценки обучающих выборок пиксели всех шести многозональных изображений и 13 синтезированных разносезонных изображений – различных их комбинаций – были классифицированы по выбранным классам, основанным на этих выборках, методом максимального правдоподобия.

### 3 АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ СОВМЕСТНОЙ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ОБРАБОТКИ РАЗНОСЕЗОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

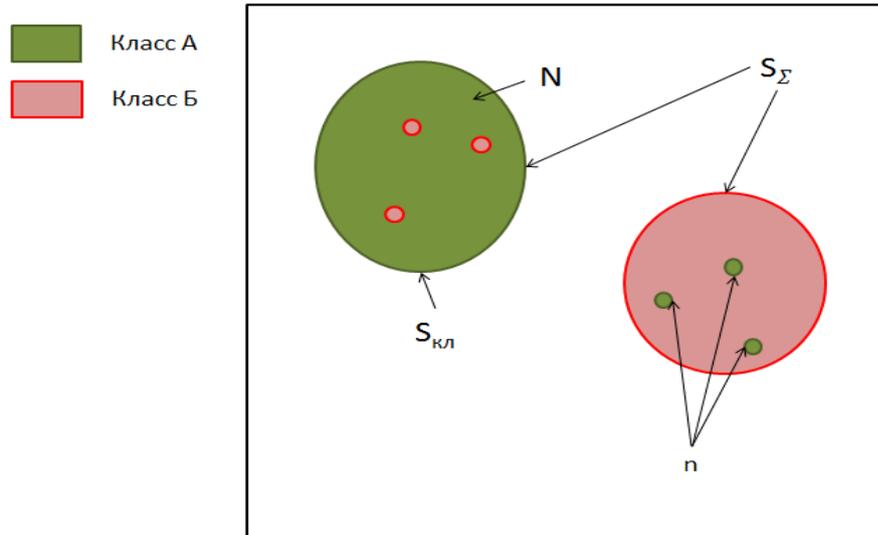
#### 3.1 Теоретические основы оценки результатов классификации

Оценка достоверности карт растительного покрова, полученных с использованием данных дистанционного зондирования, представляет собой самостоятельную задачу исследований [6].

Оценка достоверности результатов классификации предполагает оценку точности совпадения полученных классов и классов местности [55]. Так как проверить каждый пиксель на изображении весьма затруднительно, и границы классов на местности обычно не известны достоверно, то для оценки достоверности классификации используют *опорную выборку* – набор контрольных пикселей, для которого определяют процент верно отнесённых пикселей к классу. Процесс создания опорной выборки схож с формированием обучающей выборки при проведении контролируемой классификации и заключается в выборе репрезентативных объектов на изображении, достоверно представляющих каждый класс. Для получения максимально правдивого результата важно использовать при выборе контрольных участков те пиксели, которые не были задействованы для обучения классификатора. Пиксели контрольных участков должны располагаться равномерно по изображению и представлять класс в достаточном количестве. Для выбора контрольных пикселей специалист может использовать вспомогательные данные полевых обследований, материалы аэро- и космической съёмки высокого пространственного разрешения, топографические карты.

Схематично на Рисунке 3.1 представлена область изображения, на которой выделены контрольные участки 2-х классов А и Б с общим количеством пикселей на них  $S_{\Sigma}$ . Граница большой овальной зелёной области – это пиксели опорной выборки класса А, представляющие на местности объект одного класса, количеством  $S_{кл}$ , а граница красной овальной области – контрольные пиксели

класса Б.  $N$  – количество верно классифицированных пикселей класса А. Часть пикселей классифицировалась неверно и попала в границы класса А – пиксели класса Б, их количество  $(S_{\text{кл.}} - N)$ . Часть пикселей класса А  $n$  также классифицировалась неверно и попала в эталонные области класса Б.



*Рисунок 3.1 – Пример группы пикселей контрольного участка класса А с попавшими в неё пикселями класса Б и неверно определенными пиксели класса А в классе Б*

Наиболее часто применяемый способ оценки достоверности результатов классификации основан на построении *матрицы ошибок*. Размерность матрицы определяется количеством выделяемых классов по изображению. Для контрольных участков каждого класса подсчитывается количество правильно определившихся пикселей данного класса и количество пикселей «чужих» классов, попавших в границы опорной выборки. Эти значения записываются в столбец (Таблица 3.1). По диагонали, соответственно, будет записано количество пикселей  $N$ , верно определившихся как тот или иной класс. В идеале, когда все пиксели классифицированы верно, все значения будут расположены по диагонали. Значения в строках за исключением главной диагонали  $n$  соответствуют пикселям определённого класса, которые попали в «чужие» классы. А значения в столбцах

за исключением главной диагонали соответствуют пикселям «чужих» классов, попавших в данный класс ( $S_{\text{кл.}} - N$ ).

Таблица 3.1 – Пример матрицы ошибок

Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности			Всего:	n	P <sub>2</sub>
	А	Б	В			
А	95	6	0	101	6	2,9%
Б	3	91	1	95	4	1,9%
В	2	3	99	104	5	2,5%
S <sub>кл.</sub> :	100	100	100	S <sub>Σ</sub> =300		
P <sub>1</sub>	95%	91%	99%	P <sub>общ</sub> = 95%		

По данным матрицы ошибок можно рассчитать обобщённые параметры, характеризующие достоверность классификации.

Для каждого класса рассчитывается P<sub>1</sub> – точность правильной классификации в классе – доля верно классифицированных пикселей в классе по формуле:

$$P_1 = \frac{N}{S_{\text{кл}}} \quad (3.1)$$

Также для всего изображения рассчитывается P<sub>общ</sub> – общая точность классификации – доля верно классифицированных пикселей, равная отношению суммы диагональных значений (верно классифицированных пикселей в каждом классе) к общему количеству пикселей в опорной выборке: в данном примере P<sub>общ</sub>=(95+91+99)/300=95%.

$$P_{\text{общ}} = \frac{\sum_i N}{S_{\Sigma}} \quad (3.2)$$

Также рассчитывают P<sub>2</sub> - доля пикселей, ошибочно отнесённых к каждому классу и принадлежащих к другим классам в наборе опорных данных, которая равна отношению суммы пикселей в строке за исключением главной диагонали к сумме всех пикселей опорной выборки за исключением пикселей контрольных участков данного класса:

$$P_2 = \frac{n}{S_{\Sigma} - S_{\text{кл}}} \quad (3.3)$$

Например, доля ошибочно отнесённых пикселей к классу А равна  $(6+0)/(300-95)*100=2,9\%$ .

Показателем достоверности, вносящим поправку на случайность, является индекс каппа К Коэна [110], рассчитываемый по формуле:

$$\kappa = \frac{\sum_i N - q}{S_{\Sigma} - q} \quad (3.4)$$

где  $\sum_i N$  – число случаев правильного получения результата (сумма значений, стоящих на диагонали матрицы);  $q$  – число случайных результатов, вычисляемое через число случайных результатов в столбцах  $n$  и истинных в строках  $S_{\text{кл}}$ , как  $q = \sum \frac{n \times S_{\text{кл}}}{S_{\Sigma}}$ . Для абсолютно точных результатов каппа равна 1, а при чисто случайном попадании – 0.

В данном примере,  $q = (6*100/300+4*100/300+5*100/300) = 5$

$\kappa = ((95+91+99)-5)/(300-5) = 94,9\%$

Высокая согласованность данных наблюдается при  $\kappa > 80\%$ , если значения  $\kappa < 40\%$ , то можно говорить об отсутствии надёжности в согласованности данных (Таблица 3.2) [111].

Таблица 3.2 – Критерии согласованности данных классификации по коэффициенту каппа Коэна  $\kappa$  [111]

Коэффициент каппа Коэна $\kappa$ , %	Степень согласованности
<20	Незначительная согласованность
21 - 40	Слабая согласованность
41 - 60	Умеренная согласованность
61 - 80	Значительная согласованность
81 - 100	Высокая согласованность

### 3.2 Оценка результатов классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений

Важной задачей диссертационного исследования является оценка достоверности результатов классификаций, которая подразумевает оценку точности совпадения полученных классов и классов местности, и сравнение показателей, характеризующих достоверность классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений. Результаты оценки достоверности классификации одиночных и синтезированных разносезонных изображений приведены в [85; 86; 87].

Для оценки точности соответствия принадлежности пикселей выделенных классов типам растительности на местности и сравнения результатов классификаций был применён метод, основанный на построении матрицы ошибок [55].

Для оценки результатов классификации была сформирована *опорная выборка* – для каждого класса созданы *контрольные участки*, представляющие собой пиксели, принадлежность к определённому классу у которых известна [70]. Эти контрольные участки были выбраны из пикселей, не принадлежащих *обучающей выборке*, без использования результатов классификации, опираясь на изображения сверхвысокого разрешения. Были построены матрицы ошибок для каждого одиночного изображения и для всех синтезированных разносезонных изображений, размерность которых определяется числом классов. Строки и столбцы матрицы соответствуют выбранным классам объектам. Для каждого класса объектов по контрольным участкам было рассчитано число пикселей, определившихся как тот или иной класс. Эти значения записываются по столбцам. В идеале все точки должны располагаться по диагонали матрицы. Это показывает, что на местности и на классифицированном изображении зафиксирован один и тот же класс. Ошибка возникает тогда, когда точки класса на местности зафиксированы на классифицированном изображении неправильно. Суммарное значение по строке

представляет собой число пикселей, определившихся на изображении как определённый класс. Суммарное значение по столбцу – число пикселей в контрольных участках каждого класса.

Для каждого одиночного изображения и всех синтезированных разносезонных изображений были построены матрицы ошибок – всего 19. Матрицы ошибок одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений представлены в Приложении Е.

В качестве обобщённых показателей достоверности по каждой матрице классификации были рассчитаны параметры, формулы расчёта которых приведены в разделе 3.1:

1)  $P_1$  – точность правильной классификации в классе – доля правильно классифицированных пикселей для каждого класса (Таблица 3.3);

2)  $P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесённых к классу (Таблица 3.4);

3)  $P_{\text{общ}}$  – общая точность правильной классификации – доля верно классифицированных пикселей от общего количества пикселей в опорной выборке – отношение суммарного количества правильно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей в опорной выборке (Таблица 3.5);

4) Индекс  $\kappa$  Коэна (Таблица 3.5), вносящий поправку на случайность.

Таблица 3.3 – P<sub>1</sub> – Точность правильной классификации пикселя в данном классе, %

Условное обозначение синтезированного разновременного и одиночного многозонального изображения	Гидрография	Хвойный лес	Смешанный лес	Лиственный лес	Молодой лес 1	Молодой лес 2	Вырубки	Появившаяся вырубка	Пашня	Залежь	Кормовые угодья
	07+08	99,77	96,26	82,36	83,59	74,91	82,30	77,62	100,00	84,12	87,52
05+09	99,93	96,35	86,14	82,72	79,52	71,85	84,93	64,56	84,55	79,81	73,32
05+07+08	99,84	95,89	89,13	87,41	84,42	83,93	91,82	100,00	90,39	88,01	77,62
07+08+09	99,79	96,35	88,28	84,84	79,56	81,31	87,23	80,06	91,71	90,10	77,86
05+07+09	99,89	96,51	89,17	88,51	84,69	81,20	93,97	80,70	92,65	89,15	78,61
03+07+08	99,01	96,18	73,88	83,36	79,84	82,90	92,12	100,00	88,08	89,98	82,00
01+07+08	99,15	97,58	94,03	87,73	83,90	83,33	89,99	100,00	86,01	87,65	74,63
01+05+09	99,70	97,17	94,84	87,21	87,65	77,63	86,42	58,86	87,64	78,95	69,68
05+07+08+09	99,61	95,89	92,14	90,17	87,81	83,82	93,16	81,65	94,74	89,44	81,30
01+03+07+08	95,87	97,45	95,67	89,25	88,11	82,94	95,80	100,00	89,01	87,46	78,14
03+05+07+08+09	98,39	96,02	93,81	90,12	90,52	82,97	95,55	84,81	94,85	89,66	85,08
01+05+07+08+09	97,27	97,25	96,80	91,65	91,52	84,48	94,34	88,29	95,13	88,58	81,01
01+03+05+07+08+09	96,08	97,29	97,23	91,87	93,72	83,61	95,63	90,38	95,14	88,45	85,20
01	-	96,84	81,96	72,57	50,22	64,28	-	-	-	-	-
03	99,08	94,91	78,28	57,52	37,70	59,78	32,43	-	66,83	60,87	66,21
05	99,79	95,11	76,08	74,96	64,96	54,28	79,89	-	60,38	58,43	51,41
07	99,91	96,14	71,49	74,00	65,53	80,90	65,93	-	65,98	81,65	73,02
08	99,33	95,89	75,84	74,89	62,75	72,69	53,66	96,32	67,09	79,96	67,45
09	99,89	96,80	74,43	69,47	58,80	72,36	60,20	57,91	74,62	78,03	65,93

 Наилучшее значение  
 Наихудшее значение

Таблица 3.4 – P<sub>2</sub> – Доля пикселей, ошибочно отнесённых к данному классу, %

Условное обозначение синтезированного разновременного и одиночного многозонального изображения	Гидрография	Хвойный лес	Смешанный лес	Лиственный лес	Молодой лес 1	Молодой лес 2	Вырубка	Появившаяся вырубка	Пашня	Залежь	Кормовые угодья
	07+08	0,07	1,17	0,86	3,61	1,78	0,74	1,20	0,00	1,07	6,31
05+09	0,03	1,21	1,00	3,31	1,29	1,07	0,81	0,00	3,12	5,52	2,23
05+07+08	0,01	0,72	0,68	2,43	1,79	0,46	0,56	0,00	1,41	3,70	1,39
07+08+09	0,01	0,89	0,82	2,54	1,43	0,57	0,55	0,00	1,31	4,12	1,49
05+07+09	0,01	1,16	0,59	2,28	1,21	0,49	0,34	0,19	1,66	3,23	1,09
03+07+08	0,00	0,65	0,63	6,69	1,35	1,35	4,74	0,63	1,57	1,48	0,48
01+07+08	0,01	0,19	0,69	1,48	1,62	0,47	1,04	0,00	1,45	5,85	0,92
01+05+09	0,01	0,23	0,79	1,63	1,55	0,72	0,78	0,00	3,40	4,44	1,40
05+07+08+09	0,00	0,59	0,59	1,85	1,28	0,33	0,45	0,00	1,70	2,47	0,81
01+03+07+08	0,00	0,15	0,68	1,16	1,45	0,36	0,72	0,00	2,06	4,25	0,78
03+05+07+08+09	0,00	0,44	0,62	1,55	1,28	0,26	0,38	0,00	1,77	2,25	0,59
01+05+07+08+09	0,00	0,10	0,55	0,94	1,33	0,25	0,46	0,00	2,04	2,21	0,46
01+03+05+07+08+09	0,00	0,09	0,58	0,84	1,30	0,20	0,40	0,00	2,08	2,05	0,34
01	-	0,64	1,42	3,82	2,32	2,32	-	-	-	-	-
03	1,17	2,14	1,69	4,01	3,42	2,51	2,58	-	4,43	9,30	8,81
05	0,09	2,10	1,05	5,75	5,36	2,06	2,25	-	5,22	8,64	5,64
07	0,84	3,18	1,03	4,68	2,42	1,25	3,43	-	0,59	9,75	3,34
08	0,82	1,73	1,22	5,19	1,85	1,40	2,81	0,10	1,93	8,41	5,38
09	0,57	2,67	1,59	4,63	1,42	1,90	6,05	2,65	6,05	2,06	5,74

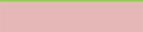
 Наилучшее значение  
 Наихудшее значение

Таблица 3.5 – Общая точность правильной классификации и значения индекса к каппа Коэна для многозональных и синтезированных разновременных изображений

Условное обозначение одиночного многозонального и синтезированного разновременного изображения	$R_{\text{общ}}, \%$	Индекс к каппа Коэна, %
01	-	-
03	64,16	57,22
05	66,20	59,68
07	72,27	67,05
08	72,10	66,73
09	72,91	67,67
07+08	83,07	79,45
05+09	82,84	79,09
05+07+08	88,41	85,81
07+08+09	87,88	85,16
05+07+09	89,19	86,76
03+07+08	83,56	80,10
01+07+08	88,16	85,47
01+05+09	87,29	84,37
05+07+08+09	91,23	89,21
01+03+07+08	90,11	87,83
03+05+07+08+09	92,15	90,33
01+05+07+08+09	92,96	91,30
01+03+05+07+08+09	93,39	<b>91,84</b>

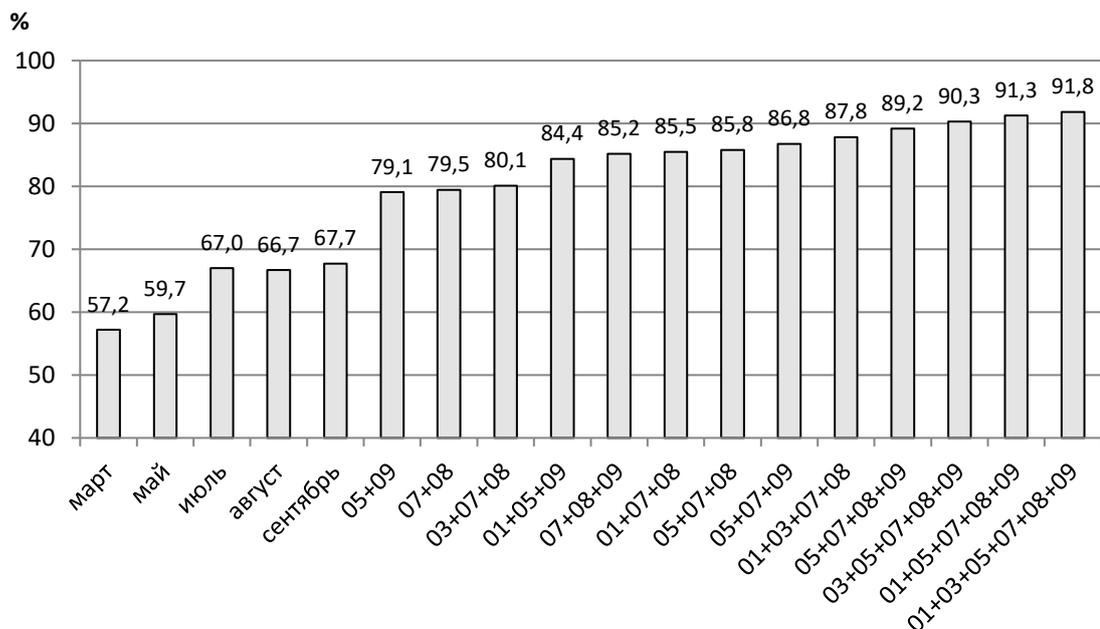
### 3.3 Анализ результатов классификации многозональных и синтезированных разносезонных изображений

Результаты анализа зависимости достоверности классификации от количества совместно обрабатываемых изображений приведены в [85; 86; 87]. Проанализировав полученные статистические оценки точности, можно сделать вывод, что индекс к каппа Коэна для одиночных многозональных изображений составляет от 56% до 68 %, а для синтезированных разносезонных изображений индекс к каппа Коэна выше и составляет от 79% до 92%, причём прослеживается зависимость достоверности классификации от количества изображений, из которых составлено синтезированное разносезонное изображение. Для

синтезированных разносезонных изображений, составленных из 2-х изображений (полученных в июле-августе и мае-сентябре) этот индекс равен около 79%. Включение изображения, полученного в марте, несущественно повышает точность классификации ( $\kappa=80,1\%$ ). Совместное дешифрирование трёх разновременных изображений (различные комбинации разновременных изображений) позволяет повысить достоверность классификации до 84-85%. Индекс  $\kappa$  каппа Коэна для синтезированных разносезонных изображений, составленных из 4-х изображений, полученных в разные сезоны 2014 года, достигает 87-89%, из 5-ти изображений – до 90-91%. И самая высокая достоверность классификации синтезированного разносезонного изображения достигнута при совместной обработке всех шести изображений ( $\kappa=91,8\%$ ).

То есть индекс  $\kappa$  каппа Коэна тем выше (достоверность классификации изображений выше), чем из большего количества разносезонных изображений состоит синтезированное разносезонное изображение.

На Рисунке 3.2 представлена диаграмма величин индекса  $\kappa$  каппа Коэна для результатов классификации синтезированных разносезонных и одиночных многозональных изображений.



*Рисунок 3.2 – Диаграмма величин индекса  $\kappa$  каппа Коэна для результатов классификации синтезированных разносезонных и одиночных многозональных изображений*

По результатам оценки достоверности классификации был проведён анализ статистических данных ( $P_1$  и  $P_2$ ) для каждого класса выделенных объектов [87].

### 1) Хвойный лес

Точность правильной классификации  $P_1$  пикселей хвойного леса довольно высока для всех изображений, как для одиночных, так и для различных синтезированных разносезонных изображений, и варьируется в пределах от 95 до 97,5% (Рисунок 3.3). Но для большинства одиночных изображений и комбинаций двух-трёх многозональных изображений характерна более высокая доля появления пикселей класса «хвойный лес» в других классах ( $P_2 = 2-3\%$ ). Наиболее низкая доля неверного определения пикселя как пикселя класса «хвойный лес» достигается при классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из всех шести изображений:  $P_2 = 0,09\%$ .

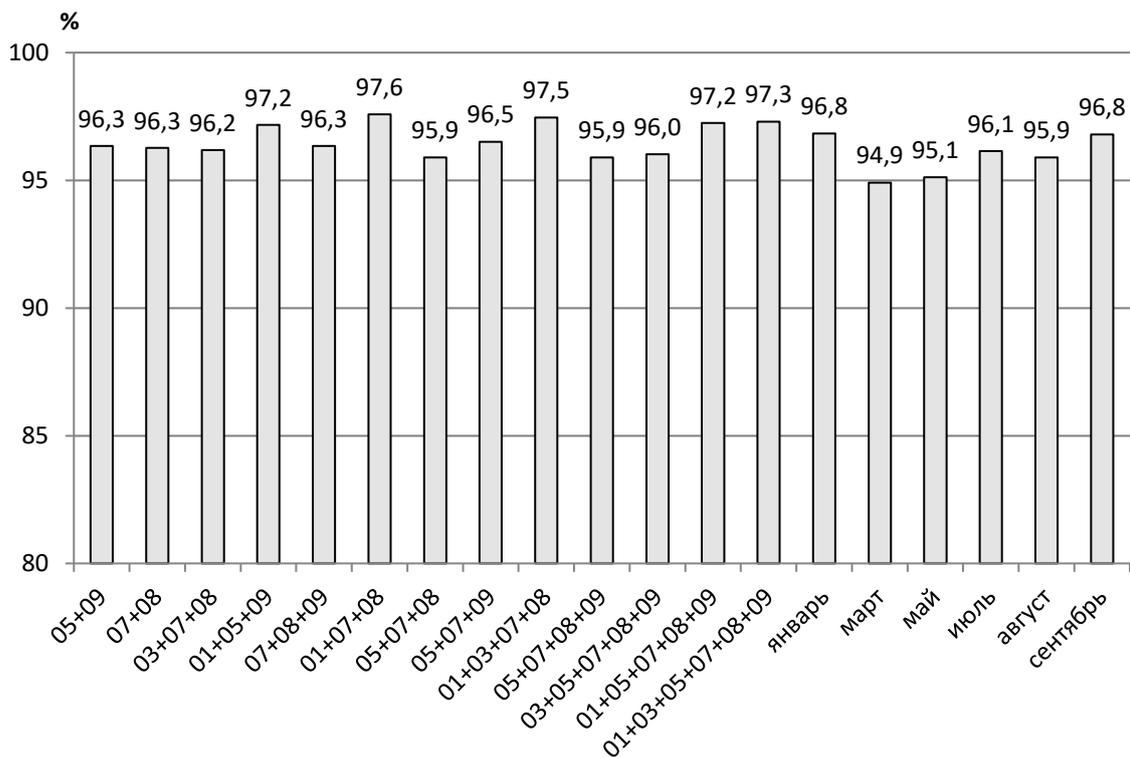
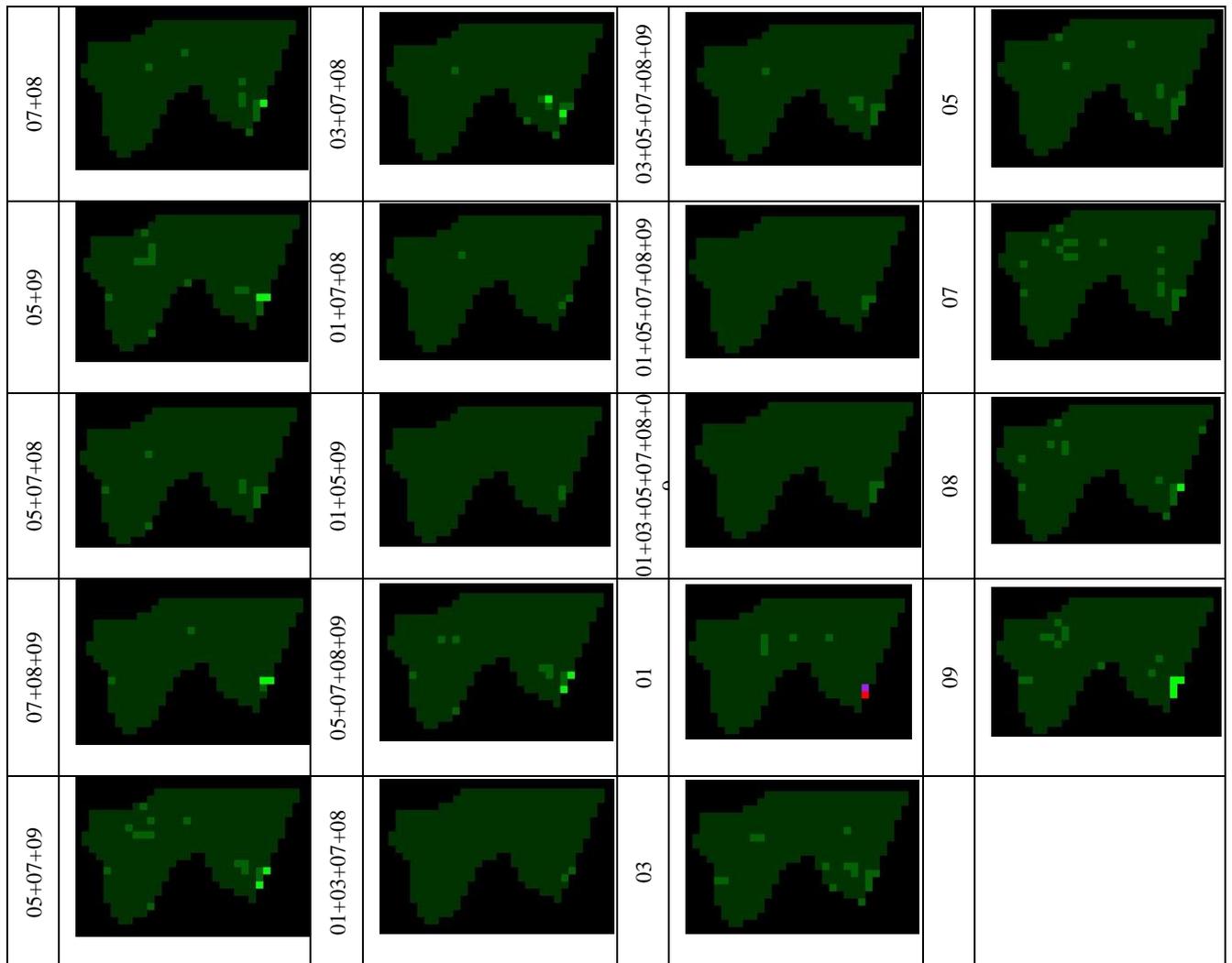


Рисунок 3.3 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей хвойного леса

На Рисунке 3.4 представлены примеры контрольных участков хвойного леса по результатам классификаций всех одиночных и синтезированных разносезонных изображений. Визуальный анализ контрольных участков хвойного леса позволяет сделать вывод, что наименьшее количество пикселей, неверно определившихся как пиксели других классов (смешанный и лиственный лес), характерно для классификации синтезированных разносезонных изображений, составленных из 3-6 многозональных, включающих в себя зимнее изображение.



*Рисунок 3.4 - Контрольные участки хвойного леса по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

## 2) Смешанный лес

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселя в контрольных участках смешанного леса выше для различных комбинаций зональных изображений, чем для одиночных изображений и составляет для большинства синтезированных разносезонных изображений более 87% (Рисунок 3.5). Наибольшее значение точности  $P_1$  достигнуто при совместной классификации 3-х изображений, полученных за июль, август, сентябрь. Доля  $P_2$  неверного определения пикселя как пикселя смешанного леса выше для одиночных изображений ( $>1\%$ ), чем для синтезированных разносезонных изображений ( $<1\%$ ). Минимальная доля ошибочно отнесённых к классу смешанного леса пикселей  $P_2$  достигается при совместной классификации всех шести изображений ( $P_2 = 0,09\%$ ).

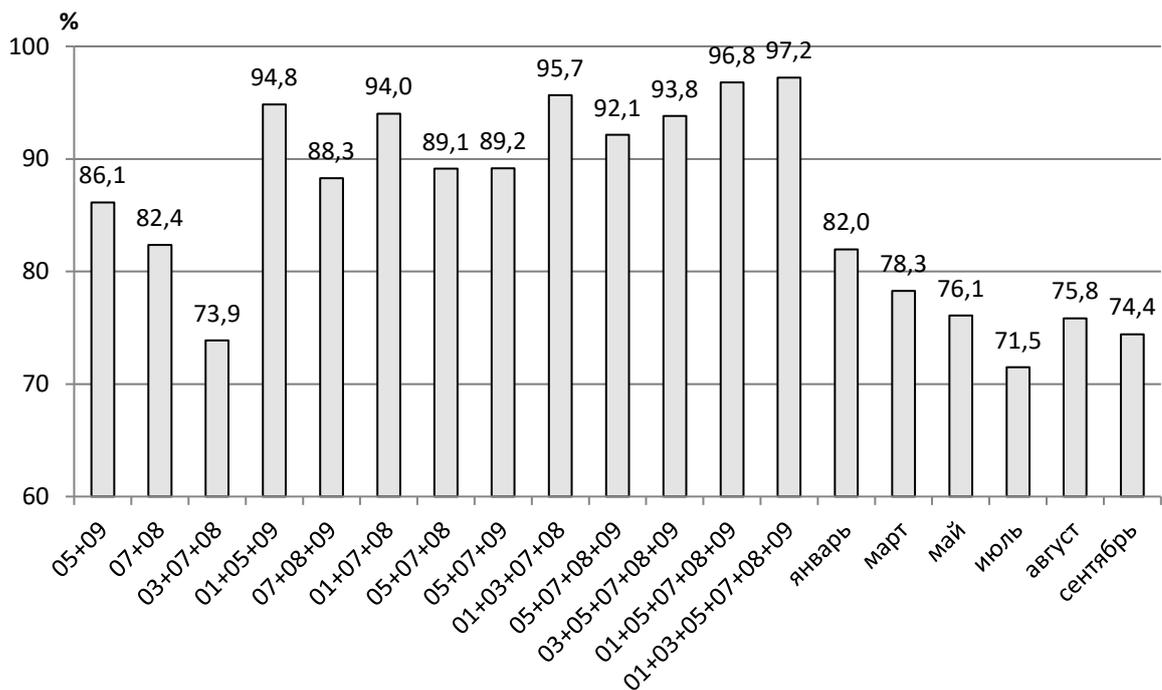
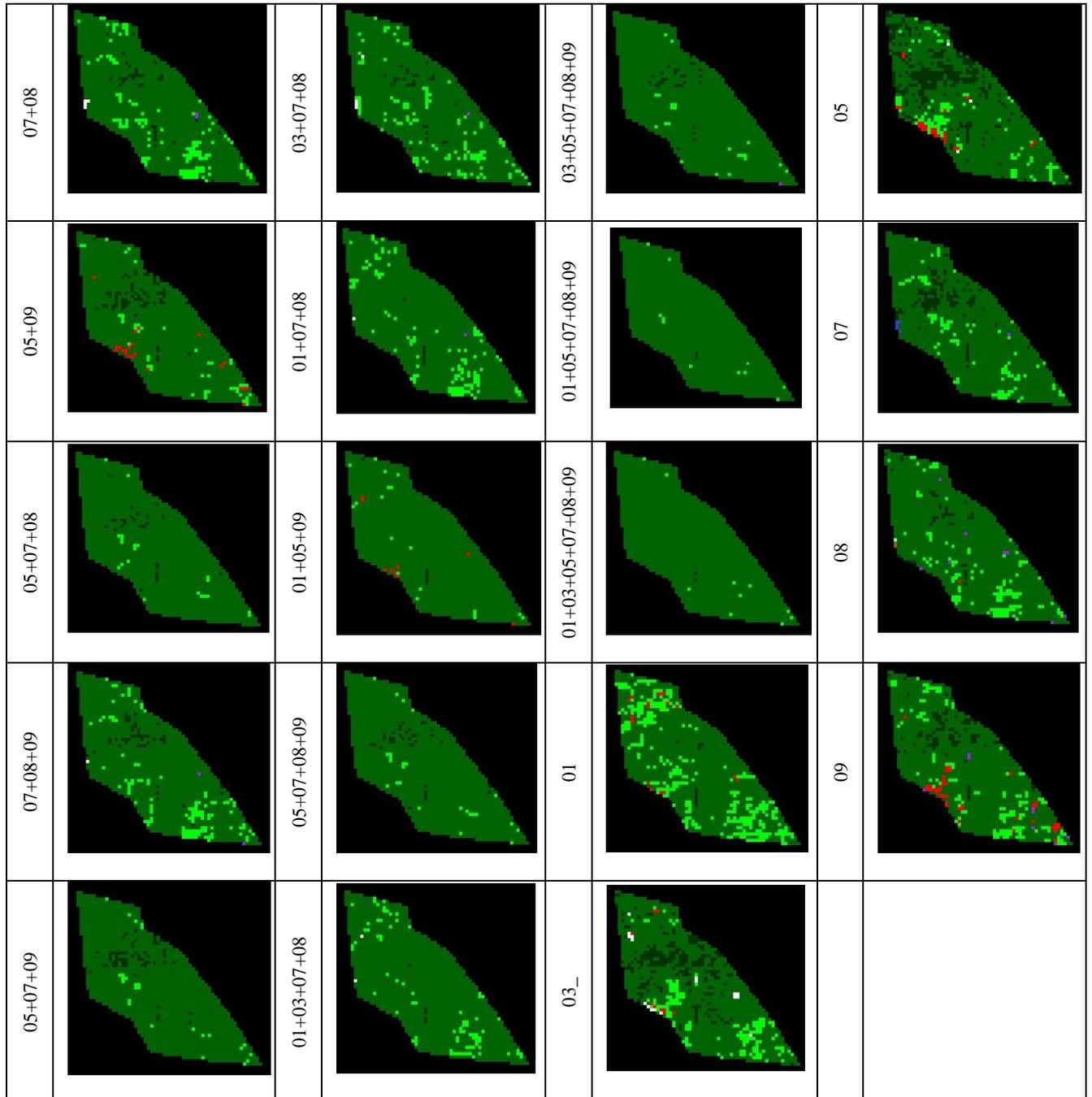


Рисунок 3.5 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей смешанного леса

На Рисунке 3.6 представлены примеры контрольных участков смешанного леса по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ контрольных участков смешанного леса позволяет сделать вывод, что наименьшее

количество пикселей, неверно определенных как пиксели других классов (хвойный и лиственный лес), достигается при классификации синтезированных разносезонных изображений, составленных из 3-6 многозональных изображений, включающих в себя зимнее изображение.



*Рисунок 3.6 – Контрольные участки смешанного леса по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

### 3) Лиственный лес

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей лиственного леса для одиночных изображений не достигает значений выше 75%, а для всех синтезированных разносезонных изображений эта точность выше 80% (Рисунок 4.7). Причём прослеживается зависимость достоверности классификации от количества изображений, составляющих синтезированное разносезонное изображение: чем большее количество изображений участвует в совместной обработке, тем выше значение точности  $P_1$ . Максимальное значение характерно для изображений, составленных из пяти и шести изображений, и составляет больше 91%.

Доля  $P_2$  неверного определения пикселя как пикселя лиственного леса сравнительное высокое для всех одиночных изображений и для большинства синтезированных разносезонных изображений и составляет от 1 до 6%. Минимальное значение  $P_2$  характерно для разновременного изображения, составленного из всех шести изображений ( $P_2 = 0,8\%$ ).

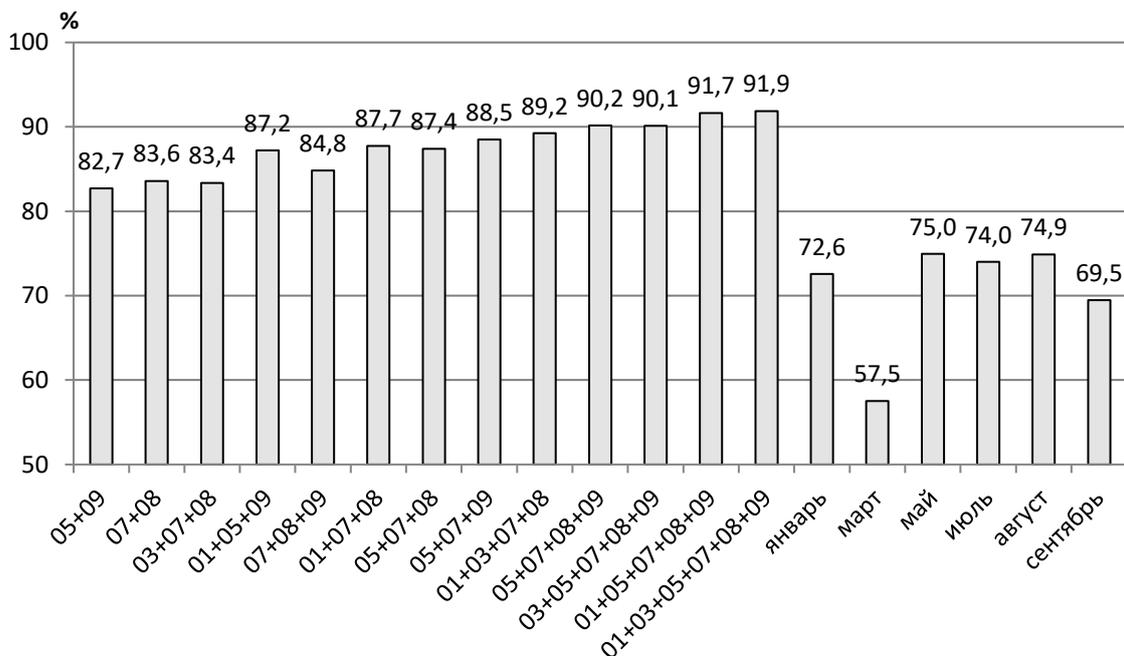
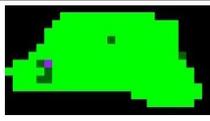
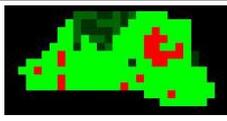
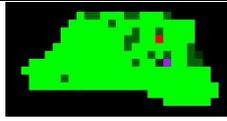
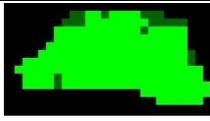
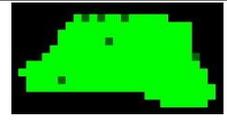
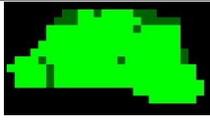
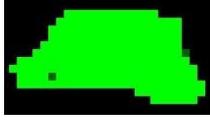
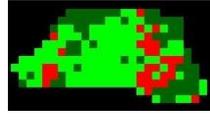
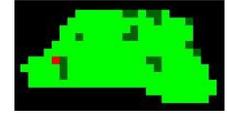
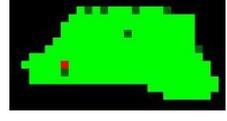
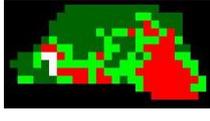


Рисунок 3.7 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей лиственного леса

На Рисунке 3.8 представлены примеры контрольных участков лиственного леса по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ контрольных участков лиственного леса позволяет сделать вывод, что чем из большего количества изображений составлено синтезированное разносезонное изображение, тем меньшее количество пикселей определяется неверно как другие классы (смешанный, молодой лес).

07+08		03+07+08		03+05+07+08+09		05	
05+09		01+07+08		01+05+07+08+09		07	
05+07+08		01+05+09		01+03+05+07+08+09		08	
07+08+09		05+07+08+09		01		09	
05+07+09		01+03+07+08		03			

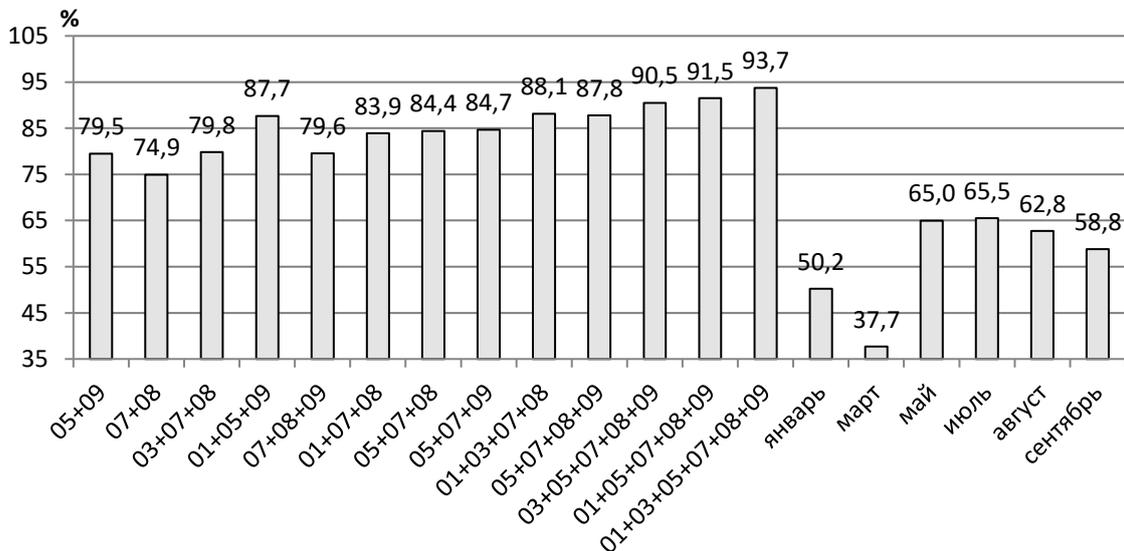
*Рисунок 3.8 – Контрольные участки лиственного леса по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

#### 4) Молодой лес 1

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей молодого леса 1 существенно выше для синтезированных разносезонных изображений, чем для одиночных (Рисунок 3.9). При совместной обработке 4, 5 и 6 зональных изображений эта точность достигает значений выше 87%. Наибольшее значение  $P_1$  характерно для синтезированного разносезонного изображения, составленного из

всех шести изображений, и составляет 93,7%. Для одиночных изображений значение точности правильной классификации пикселей молодого леса 1 составляет меньше 66%.

Значение доли  $P_2$  неверного определения пикселя как пикселя молодого леса 1 для всех одиночных и синтезированных разносезонных изображений больше 1%, но для большинства одиночных это значение больше 2% (например, для изображения, полученного за январь –  $P_2 = 2,3\%$ , март –  $P_2 = 3,4\%$ , июль –  $P_2 = 5,4\%$ , август –  $P_2 = 2,4\%$ ). Минимальное значение  $P_2$  составляет 1,2% (для синтезированного разносезонного изображения, составленного из изображений, полученных в мае, июле и августе).



*Рисунок 3.9 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей молодого леса 1*

На Рисунке 3.10 представлены примеры контрольных участков молодого леса 1 по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ распределения пикселей в контрольных участках поросли с сомкнутостью крон от 10 до 30% (молодого леса 1) позволяет сделать вывод, что классификация одиночных изображений приводит к значительному количеству неверно определенных пикселей – пиксели определяются как кормовые уголья (травяная

растительность), объекты гидрографии. При этом совместная классификация даже двух разносезонных изображений позволяет существенно уменьшить количество неверно определившихся пикселей молодого леса 1.

07+08		03+07+08		03+05+07+08+09		05	
05+09		01+07+08		01+05+07+08+09		07	
05+07+08		01+05+09		01+03+05+07+08+09		08	
07+08+09		05+07+08+09		10		09	
05+07+09		01+03+07+08		03			

*Рисунок 3.10 – Контрольные участки молодого леса 1 по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

## 5) Молодой лес 2

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей молодого леса 2 в целом выше для синтезированных разносезонных изображений, чем для одиночных изображений (Рисунок 3.11). Максимальное значение  $P_1 = 84,5\%$  для изображения,

составленного из пяти многозональных изображений, полученных в январе, мае, июле, августе, сентябре. Для одиночного изображения, полученного в июле, точность правильной классификации составляет 80,9%, что не на много ниже средней точности для синтезированных разносезонных изображений. Для остальных одиночных изображений эта точность существенно ниже и составляет от 54,3 до 72,7%.

Доля  $P_2$  неверного определения пикселя как пикселя молодого леса 2 колеблется от 1,2 до 2,3% по одиночным изображениям, а для большинства синтезированных разносезонных изображений составляет меньше 1%. Минимальное значение характерно для совместно обработанных шести многозональных изображений ( $P_2 = 0,2\%$ ).

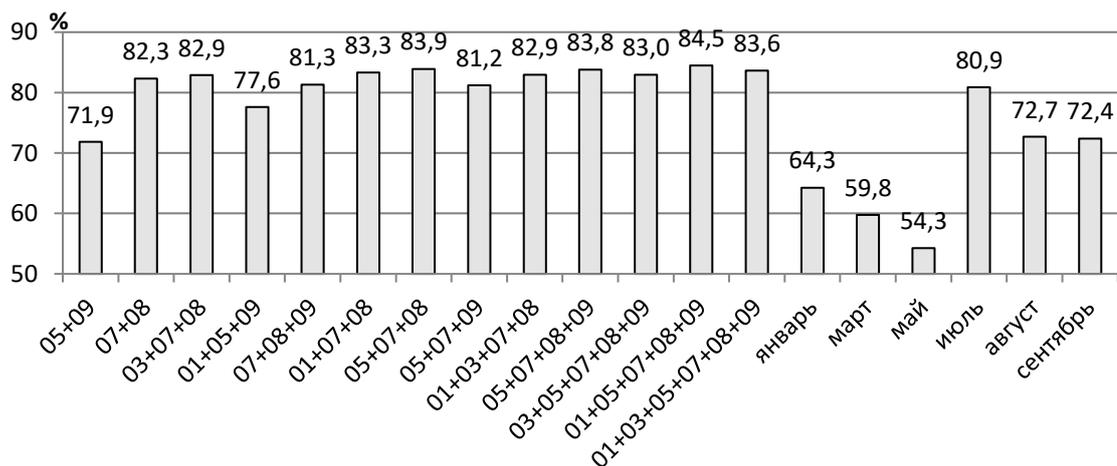
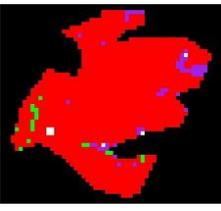
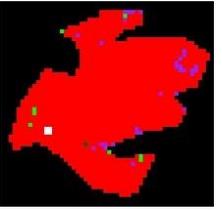
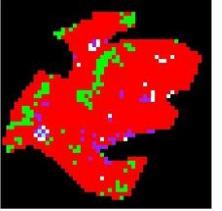
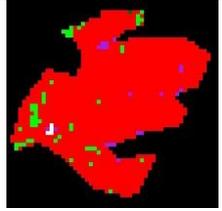
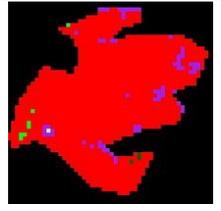
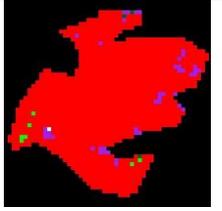
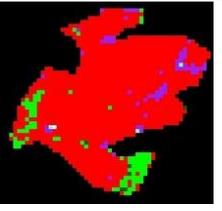
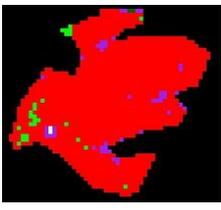
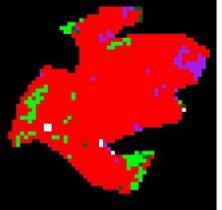
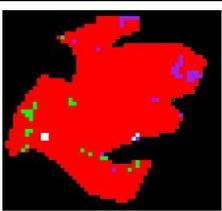
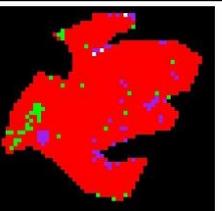
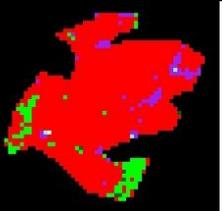
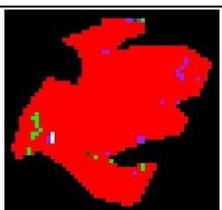
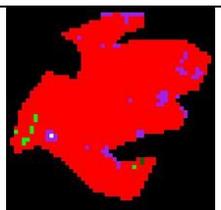
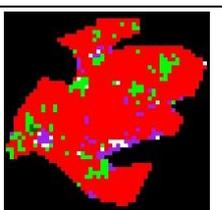


Рисунок 3.11 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей молодого леса 2

На Рисунке 3.12 представлены примеры контрольных участков молодого леса 2 по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ контрольных участков класса молодой лес 2 позволяет сделать вывод, что количество неверно определившихся пикселей как пикселей других классов (лиственный лес, смешанный лес, молодой лес 1) несколько ниже при классификации синтезированных разносезонных изображений, но неверно определившиеся пиксели присутствуют в существенном количестве при классификации даже комбинации всех шести разносезонных изображений. Но, как

было отмечено при оценке разделимости сигнатур пар классов в пространстве пар признаков (раздел 2.3.5), молодой лес 2 представляет собой поросль леса с сомкнутостью крон 30-80%, и точно провести градацию между этим классом и классами древесной растительности, с одной стороны, и классом менее густой поросли (молодой лес 1), с другой стороны, бывает затруднительно, чем и объясняются недостаточно высокие статистические оценки точности правильной классификации.

07+08		03+07+08		03+05+07+08+09		05	
05+09		01+07+08		01+05+07+08+09		07	
05+07+08		01+05+09		01+03+05+07+08+09		08	
07+08+09		05+07+08+09		01		09	
05+07+09		01+03+07+08		03			

*Рисунок 3.12 – Контрольные участки молодого леса 2 по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

## б) Вырубка

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей вырубки для большинства синтезированных разносезонных изображений существенно выше, чем для одиночных изображений, и составляет больше 90% (Рисунок 3.13). Максимальное значение достигает 95,8% для совместно обработанных изображений, полученных за январь, март, июль и август. Для одиночных изображений и некоторых синтезированных разносезонных изображений, составленных из 2-3 изображений это значение точности правильной классификации пикселей вырубки значительно ниже.

Для всех одиночных изображений и для синтезированного разносезонного изображения, представляющего собой комбинацию мартовского, июльского и августовского изображений, достаточно высока доля неверного определения пикселей пашни, залежи, кормовых угодий как пикселей вырубки (до 6%). Для остальных синтезированных разносезонных изображений эта доля  $P_2$  ниже и составляет меньше 1,2%. Минимальное значение достигает 0,4% при совместной обработке всех шести изображений.

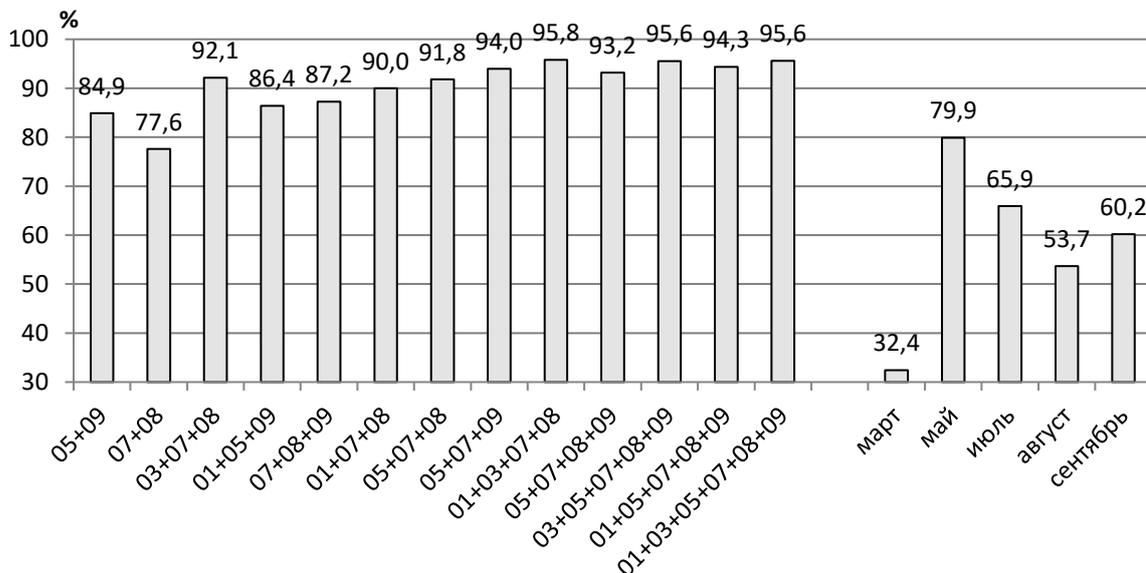
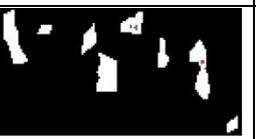


Рисунок 3.13 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей вырубки

На Рисунке 4.14 представлены примеры контрольных участков вырубki по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ контрольных участков вырубki позволяет сделать вывод, что чем из большего количества многозональных изображений составлено синтезированное разносезонное, тем меньше количество пикселей определяется неверно как пиксели других классов (кормовые угодья, залежь, молодой лес 1).

07+08		03+07+08		01+05+07+08+03+05+07+08+01		05	
05+09		01+07+08		01+05+07+08+01+05+07+08+03+05+07+08+01		07	
05+07+08		01+05+09		01+03+05+07+01+03+05+07+08+01+05+07+08+03+05+07+08+01		08	
07+08+09		05+07+08+09		01		09	
05+07+09		01+03+07+08		03			

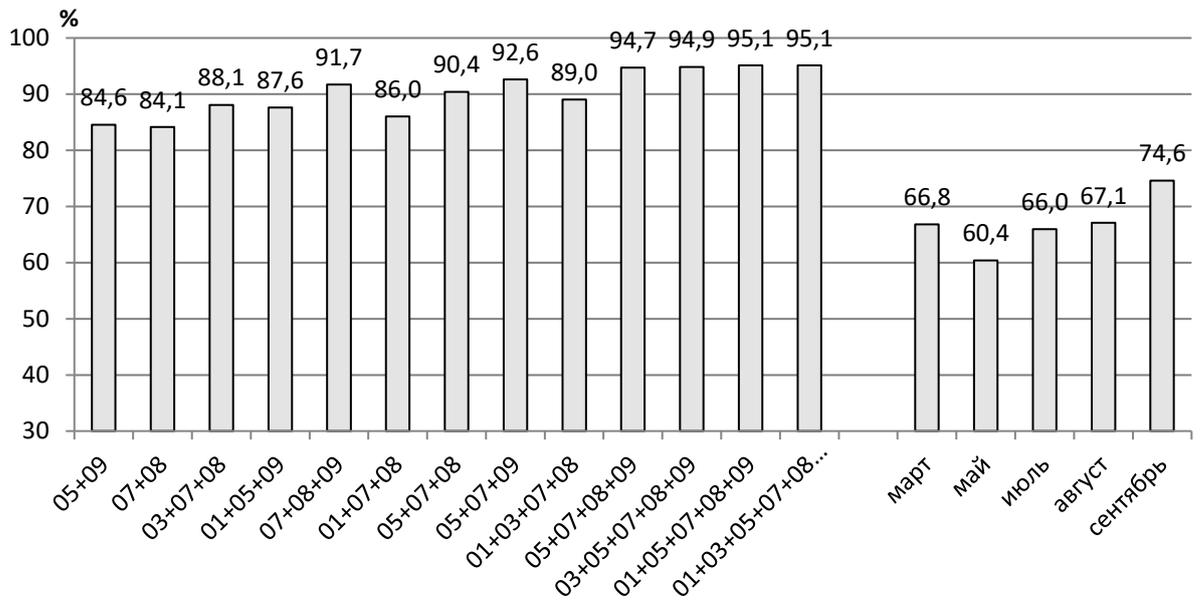
*Рисунок 3.14 – Контрольные участки вырубki по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных изображений*

## 7) Пашня

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей пашни для синтезированных разносезонных изображений составляет от 84 до 95% для различных комбинаций многозональных изображений (Рисунок 3.15). Наибольшие значения (около 95%) характерны для комбинаций 4, 5 и 6 изображений. Для одиночных изображений значение точности  $P_1$  существенно ниже (от 60 до 75%) в

связи с близкими значениями спектральных яркостей пикселей пашни, залежи, кормовых угодий и вырубки, что приводит к ошибкам при классификации.

Доля неверного определения пикселей как пикселя пашни не подчиняются зависимости от количества совместно дешифрируемых зональных изображений, и значения  $P_2$  колеблются от 0,5 до 6%.



*Рисунок 3.15 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей пашни*

На Рисунке 3.16 представлены примеры контрольных участков пашни по результатам классификаций всех одиночных и синтезированных разносезонных изображений. Визуальный анализ контрольных участков класса пашня позволяет сделать вывод, что при классификации одиночных изображений значительное количество пикселей классифицируются неверно как пиксели классов, имеющих схожие значения коэффициента спектральной яркости: кормовые угодья, залежь, вырубка. Учёт динамики яркостных характеристик позволяет значительно понизить количество ошибок при выявлении пикселей класса «пашня».

07+08		03+07+08		03+05+07+08+09		05	
05+09		01+07+08		01+05+07+08+09		07	
05+07+08		01+05+09		01+03+05+07+08+09		08	
07+08+09		05+07+08+09		01		09	
05+07+09		01+03+07+08		03			

*Рисунок 3.16 – Контрольные участки паши по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

## 8) Залежь

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей залежи выше практически для всех синтезированных разносезонных изображений, кроме комбинаций майского и сентябрьского изображений и майско-сентябрьско-январского (Рисунок 3.17). Максимальная точность составляет 90,1% при совместной обработке июльского, августовского и сентябрьского изображений. Для весенних изображений эта точность значительно ниже (58-60%), а для летних и осенних составляет 78-82%, что несколько ниже, чем при дешифрировании синтезированных разносезонных изображений.

Доля неверного определения пикселя как пикселя класса «залежь» сравнительно высока для всех одиночных изображений, кроме сентябрьского, и составляет 8-9%. Для сентябрьского и синтезированных разносезонных изображений  $P_2$  ниже и колеблется в пределах от 1,5 до 6%.

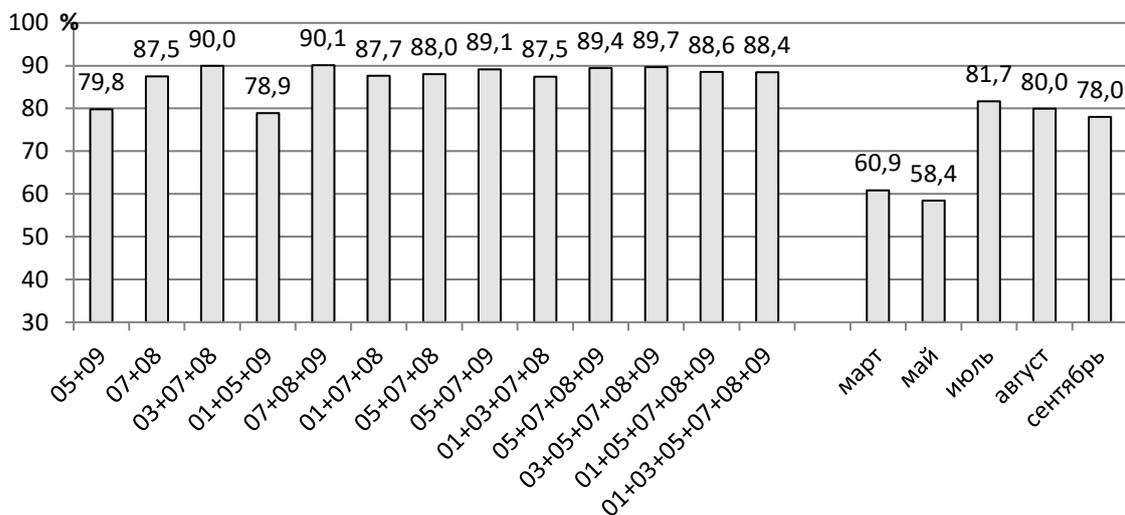


Рисунок 3.17 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей залежи

На Рисунке 3.18 представлены примеры контрольных участков залежи по результатам классификаций всех изображений. Визуальный анализ контрольных участков класса залежь позволяет сделать вывод, что при классификации одиночных изображений количество пикселей, неверно определяющихся как

пиксели классов, имеющих схожие значения коэффициентов спектральной яркости (пашня, вырубки, кормовые угодья), достаточно высоко. Совместная обработка нескольких разносезонных изображений позволяет сократить количество неверно определяющихся пикселей.

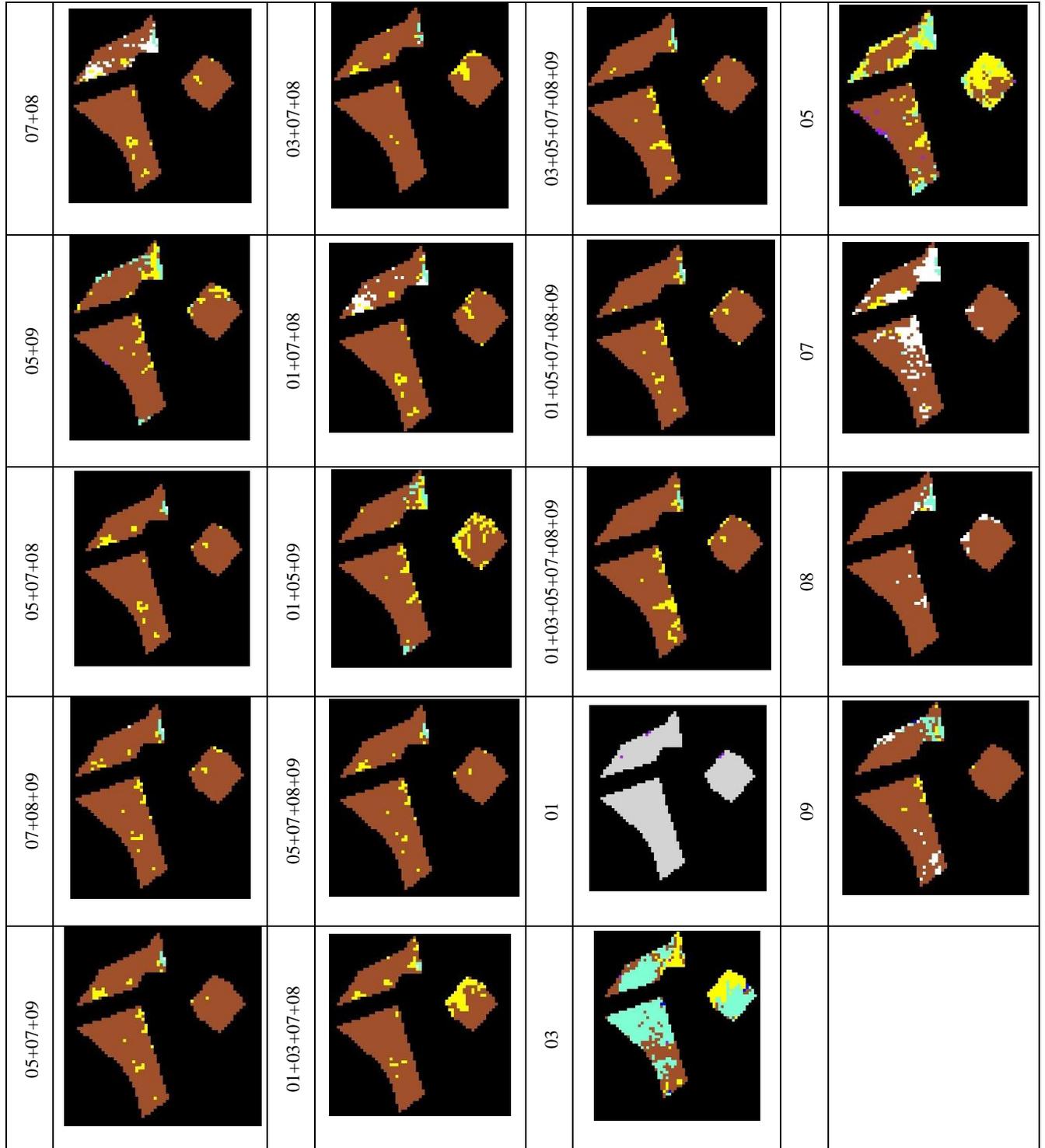


Рисунок 3.18 – Контрольные участки залежи по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений

## 9) Кормовые угодья

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей кормовых угодий практически для всех синтезированных разносезонных изображений выше, чем для одиночных изображений (Рисунок 3.19). Максимальное значение точность  $P_1$  достигает 85,2% при совместной обработке всех шести изображений.

Доля неверного определения любого пикселя как пикселя класса «кормовые угодья» для одиночных изображений составляет от 3 до 8,8%, а для всех синтезированных разносезонных изображений этот показатель значительно ниже – до 2,2%. Минимальное значение  $P_2$  характерно для синтезированного изображения, составленного из всех шести разносезонных изображений, и составляет 0,3%.

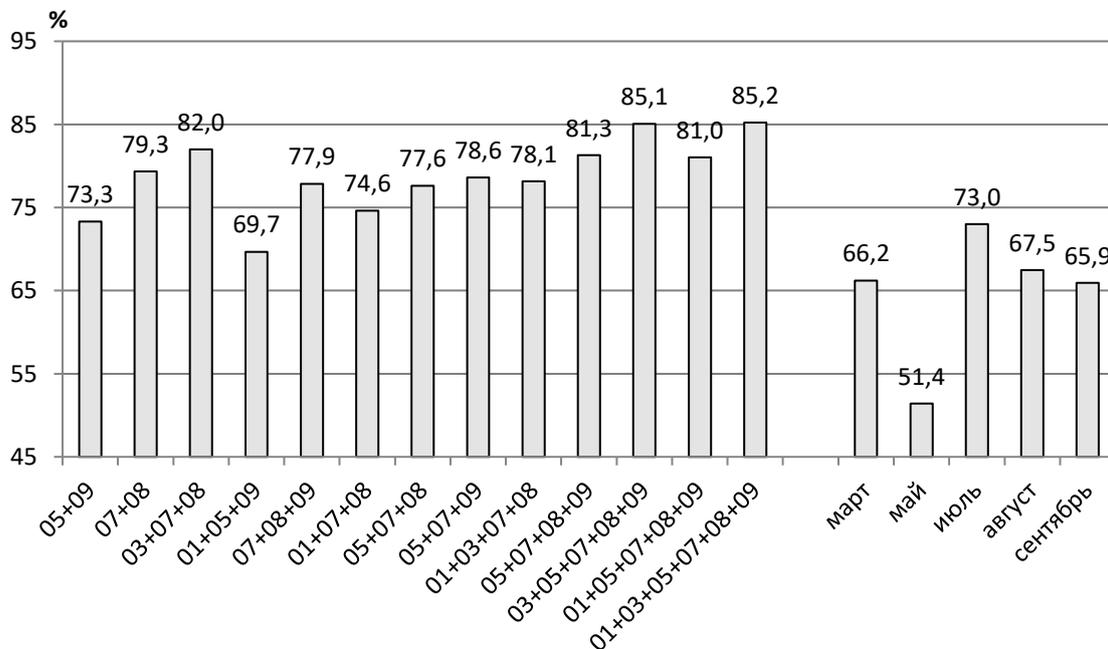
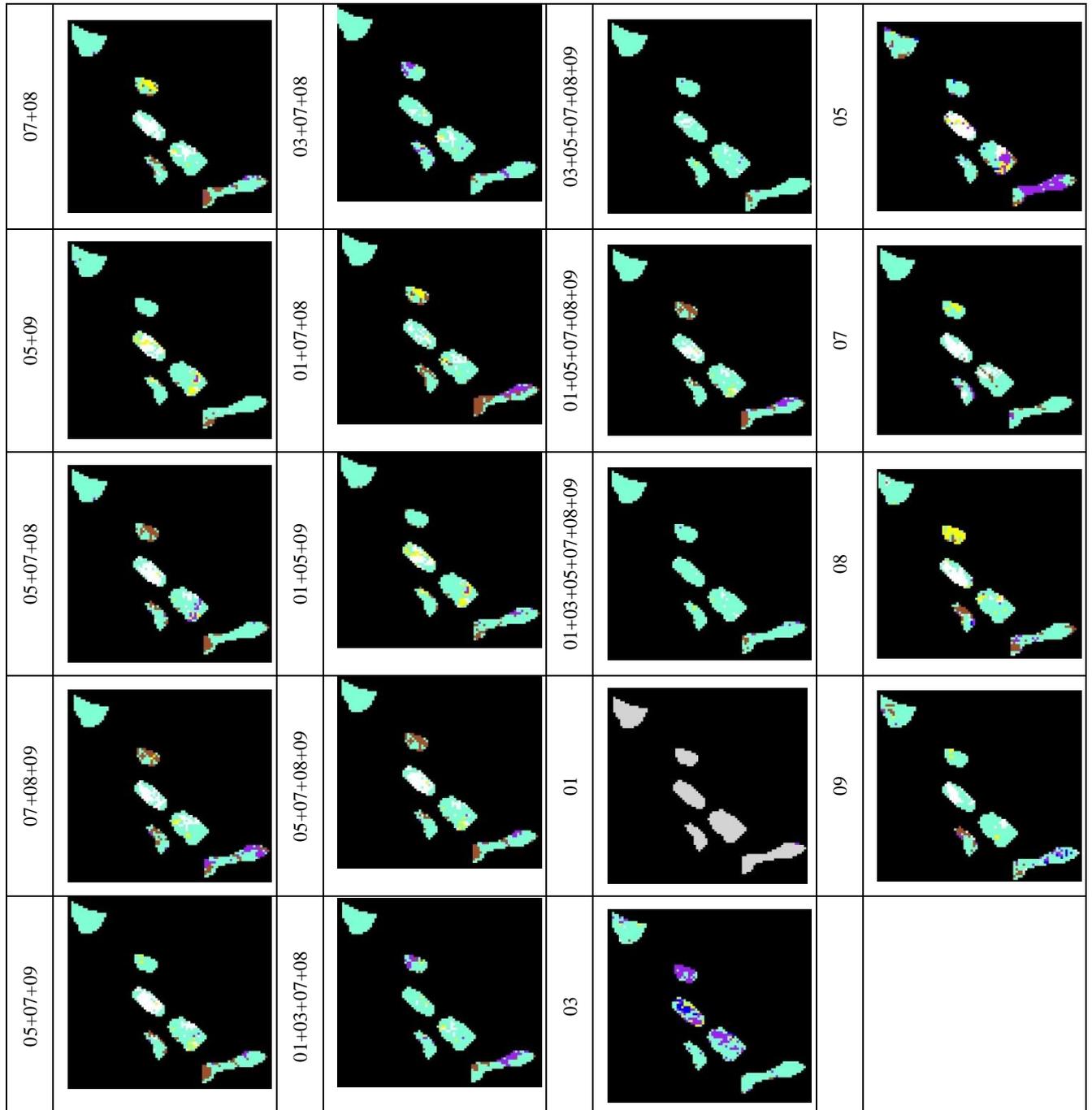


Рисунок 3.19 – Диаграмма точности  $P_1$  правильной классификации пикселей кормовых угодий

На Рисунке 3.20 представлены примеры контрольных участков кормовых угодий по результатам классификаций всех одиночных и синтезированных разносезонных изображений. Визуальный анализ контрольных участков кормовых угодий позволяет сделать вывод, что при автоматизированной обработке одиночных изображений значительное количество пикселей неверно определяется как пиксели классов вырубki, пашни, залежи. Классификация комбинаций 2-3

изображений лишь незначительно синтезированных разносезонных изображений снижает долю неверно определенных пикселей. Только классификация изображений, составленных из 5-6 одиночных многозональных изображений, позволяет повысить точность классификации пикселей класса «кормовые угодья».

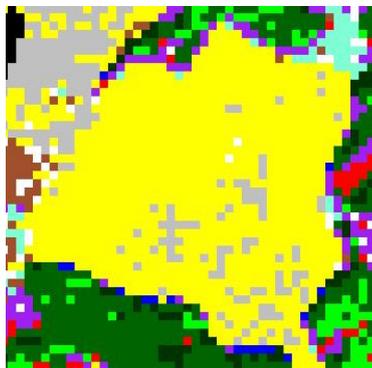


*Рисунок 3.20 – Контрольные участки кормовых угодий по результатам классификации одиночных многозональных и синтезированных разносезонных изображений*

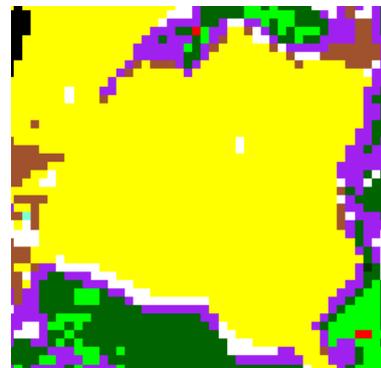
## 10) Появившаяся вырубка

На исследуемой территории Кольчугинского района Владимирской области были выявлены вырубки, появившиеся в августе и сентябре 2014 года (до июля на месте объектов этого класса был лес).

Как по одиночным изображениям, полученным в августе и сентябре, так и по всем синтезированным разносезонным изображениям, этот класс определяется достаточно точно, но по одиночным изображениям высока доля ошибочно отнесённых пикселей класса «появившаяся вырубка» к другим классам, как видно по Рисунку 3.21, на котором представлен фрагмент классифицированного изображения Landsat 8, полученного 21.09.2014 г., часть пикселей объекта пашня неверно классифицировались как появившаяся вырубка. Для сентябрьского изображения эта  $P_2$  достигает 2,6% (всего проявилось 316 пикселей вырубки, из них только 183 определились верно), а по синтезированным разносезонным изображениям, составленным из 4-6 изображений, она стремится к 0.



а)



б)

*Рисунок 3.21 – Фрагменты результатов классификации:*

- а) изображения Landsat 8, 21.09.14 г. с неверно определенными пикселями объекта пашня как пикселями появившейся вырубки (серый цвет)*
- б) синтезированного разносезонного изображения – комбинации всех шести многозональных изображений Landsat 8.*

На Рисунке 3.22 представлены фрагменты космических изображений Landsat 8, полученных 9 мая и 21 сентября 2014 года, на которых видны участки

леса, которые были вырублены к августу-сентябрю, и результат классификации, на которым верно выделились объекты класса «появившаяся вырубка» (темно-серый цвет).



*Рисунок 3.22 – Фрагменты изображений Landsat 8, полученных в мае и сентябре, и результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из шести многозональных изображений Landsat 8*

## 11) Гидрография

Точность правильной классификации пикселей объектов гидрографии высока как для одиночных, так и для синтезированных разносезонных изображений и составляет от 95 до 99%. Но вероятность того, что любой пиксель на изображении неверно определится как пиксель объекта гидрографии выше для одиночных изображений, чем для синтезированных разносезонных изображений. Так, для синтезированных разносезонных изображений это значение  $P_2$  меняется в пределах от 0,001 до 0,02%, а для большинства одиночных изображений составляет 0,5-1,2%.

Также следует отметить, что ни по одиночным изображениям, ни по синтезированным разносезонным не удалось дешифровать узкие реки. При проведении контролируемой классификации изображений по обучающей выборке,

содержащей пиксели такого класса, очень большое количество пикселей неверно определяется как пиксели класса «узкие реки».

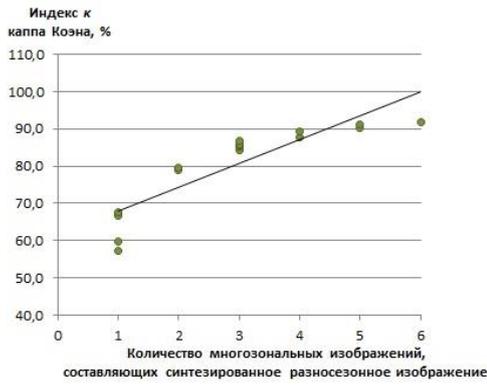
### **3.4 Методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных зональных космических изображений**

На основе зависимости значений индекса  $k$  каппа Коэна от количества изображений, из которых составлены синтезированные разносезонные изображения, был проведён корреляционно-регрессионный анализ связи между количеством совместно обрабатываемых изображений и достоверностью классификации [78].

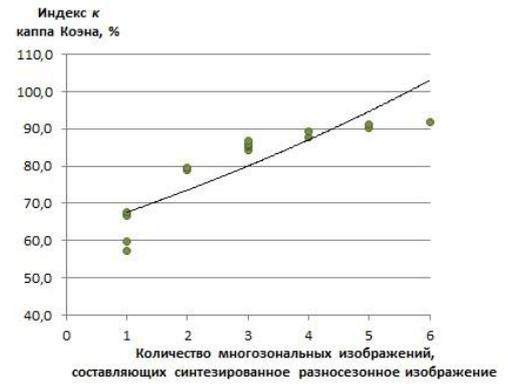
На основе этой информации были построены регрессионные модели: линейная, экспоненциальная, логарифмическая, степенная и полиномиальная (полином 3 степени). Полученные регрессионные модели представлены на Рисунке 3.22. Основным показателем, характеризующим качество построенной модели, является коэффициент детерминации  $R^2$ . Чем выше этот показатель, тем в большей степени изменение фактора объясняет изменчивость результирующей переменной [11].

Максимальное значение коэффициента детерминации  $R^2 = 0,9377$  соответствует полиномиальной регрессионной модели. По шкале Чеддока оценка качества модели по показателю  $R^2$  считается весьма высокой при его значении выше 0,9.

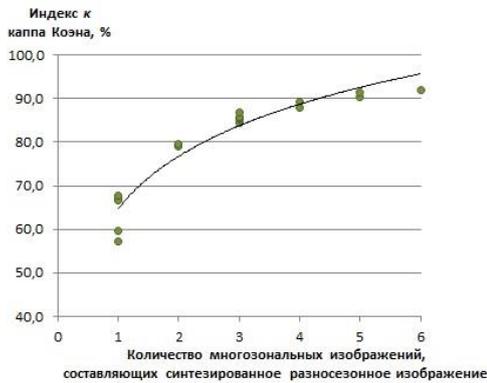
Кривую зависимости достоверности классификации от количества совместно обрабатываемых разносезонных многозональных изображений условно можно разделить на два характерных участка: участок устойчивого роста и участок замедления роста – насыщения [19]. Экспертно можно установить, что участок, соответствующий замедлению прироста значений индекса  $k$  каппа Коэна, начинается примерно при количестве совместно обрабатываемых изображений от 3-4 (Рисунок 3.23).



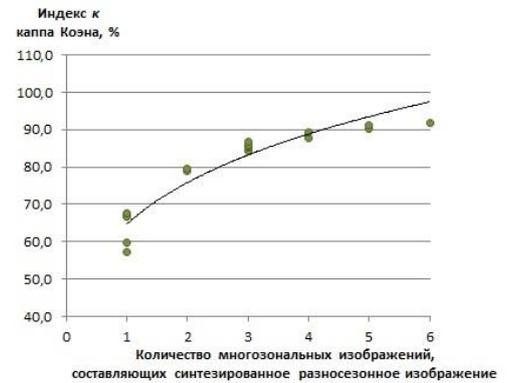
а) Линейная регрессионная модель  
 $y = 6,4155x + 61,546$   
 $R^2 = 0,7921$



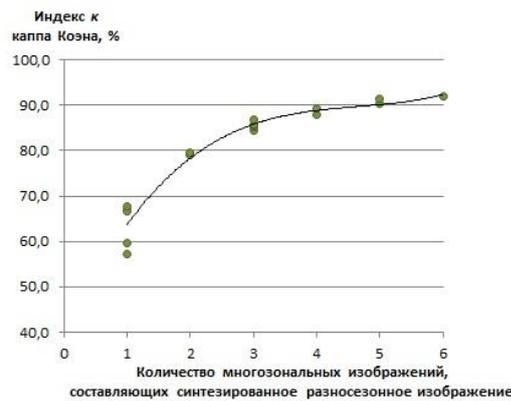
б) Экспоненциальная регрессионная модель  
 $y = 62,173e^{0,0842x}$   
 $R^2 = 0,7516$



в) Логарифмическая регрессионная модель  
 $y = 17,086\ln(x) + 64,762$   
 $R^2 = 0,9206$



г) Степенная регрессионная модель  
 $y = 64,713x^{0,2267}$   
 $R^2 = 0,893$

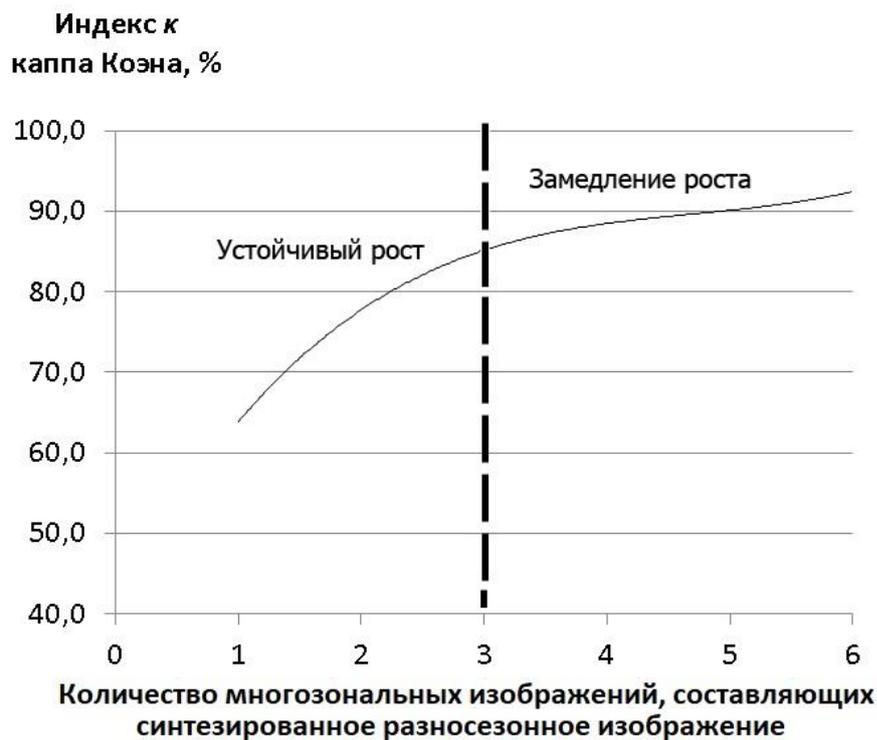


д) Полиномиальная регрессионная модель (полином 3 степени)  
 $y = 0,3991x^3 - 5,6341x^2 + 27,994x + 41,085$   
 $R^2 = 0,9377$

*Рисунок 3.22. Регрессионные модели:*

*а) линейная, б) экспоненциальная, в) логарифмическая, г) степенная, д) полиномиальная (полином 3 степени)*

Исходя из этого, рекомендуется при создании карты растительности исследуемой территории использовать при автоматизированной обработке не менее 4-х разносезонных изображений, полученных в течение одного года. Ограничение временного периода получения космических изображений обусловлено стремлением избежать влияния флуктуаций (разногодичной изменчивости фитоценозов) и многолетней динамики (антропогенной и природной) состояния растительных покровов [36].



*Рисунок 3.23. Участки устойчивого роста и замедления роста на графике зависимости индекса к каппа Коэна от количества совместно обрабатываемых разносезонных изображений - полиномиальная регрессионная модель (полином 3 степени)*

При выборе данных дистанционного зондирования предпочтительно подбирать космические изображения таким образом, чтобы одно-два изображения были получены в период фазы активной вегетации растений (июнь-август), а остальные изображения – в разные фенологические периоды: в начале вегетации

(поздняя весна), в конце вегетации (сентябрь - начало октября), в зимний фенологический сезон. В целом, достоверность классификации синтезированных разносезонных изображений в меньшей степени зависит от стадий вегетации растительности, в которые получены изображения, чем от количества одиночных изображений, из которых составлено синтезированное разносезонное. Например,  $\kappa = 84,37\%$  для синтезированного разносезонного изображения, составленного из *трёх* изображений, полученных в январе, мае и сентябре, а для майско-июльско-августовского изображения  $\kappa = 85,81\%$ . Для синтезированного разносезонного изображения, составленного из шести многозональных изображений, значение индекса каппа  $\kappa$  Коэна выше –  $\kappa = 91,84\%$ .

Но в тоже время, анализ точностей правильной классификации пикселей как пикселей каждого класса и доли ошибочного отнесения пикселей каждого класса к пикселям других классов ( $P_1$  и  $P_2$ ) показал, что для некоторых классов (классы древесной растительности) наличие именно зимнего изображения позволяет снизить количество ошибочно классифицируемых пикселей.

На основании экспериментально подтверждённого преимущества совместной обработки нескольких разносезонных многозональных космических изображений, выявления минимального количества изображений, обеспечивающих достаточно высокий уровень достоверности классификации, разработана методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова земной поверхности, состоящая из следующих этапов:

Этап 1. Подбор данных дистанционного зондирования – нескольких, не менее 4-х, безоблачных космических изображений, полученных в разные фенологические периоды в течение одного года. Для дешифрирования растительности рекомендуется подобрать многозональные космические изображения, полученные:

- летом (в период фазы активной вегетации растений) – 1-2 изображения;
- зимой – 1 изображение;
- весной (в начале вегетации) и/или осенью (в конце вегетации) – 1-2 изображения.

Этап 2. Создание синтезированного разносезонного изображения – комбинации всех подобранных многозональных изображений (процесс создания синтезированного разносезонного изображения описан в разделе 2.3.2);

Этап 3. Формирование обучающей выборки и проведение контролируемой классификации синтезированного разносезонного изображения (процесс проведения контролируемой классификации описан в разделах 2.3.3 – 2.3.6);

Этап 4. Получение карты растительного покрова земной поверхности исследуемой территории.

Схема создания карты растительности локального уровня с применением методики совместной автоматизированной обработки разносезонных изображений приведена на Рисунке 3.24.



*Рисунок 3.24 – Схема создания карты растительного покрова с использованием методики автоматизированного дешифрирования разносезонных зональных космических изображений*

Также было проведено визуальное сравнение на качественном уровне карты растительности на территорию Кольчугинского района Владимирской области, полученной путём автоматизированной обработки синтезированного

разносезонного изображения – комбинации всех шести разносезонных изображений, для которой характерны наибольшие значения статистических параметров оценки достоверности, с фрагментом карты растительности России, созданной в ИКИ РАН по разносезонным композитам MODIS [13], и фрагментом карты растительности Центрального Федерального округа, созданной в Центре по проблемам экологии и продуктивности лесов по разносезонным сценам и летнему композитному изображению сцен Landsat 2006-2014 гг. [38].

Вышеперечисленные карты приведены на Рисунке 3.25. Для сопоставимости условных обозначений, были изменены цвета некоторых классов в легенде карты, составленной путём классификации синтезированного разносезонного изображения.

Очевидно, что детальность карт, полученных с использованием космических снимков более высокого пространственного разрешения, выше.

В целом общие закономерности распространения основных классов растительного покрова хорошо соотносятся на всех трёх картах. Местоположение сельскохозяйственных угодий и лесной растительности на всех трёх картах совпадают. Угодья, подверженные зарастанию древесно-кустарниковой растительностью слабой степени, и вырубки на картах растительности России (ИКИ РАН) и ЦФО (ЦЭПЛ РАН) отнесены к классу «луг». На основании качественного экспертного анализа можно сделать вывод, что полученная с использованием методики совместной обработки разносезонных изображений карта растительности не противоречит уже существующим картам растительности, составленным с использованием других методов, также учитывающим временную изменчивость спектральных признаков растительности.

Преимуществом метода совместной обработки разносезонных изображений Landsat 8 является возможность выявить различные виды сельскохозяйственных угодий (пашня, залежь, кормовые угодья), проследить степень зарастания земель древесно-кустарниковой растительностью, выявить вырубки, как уже существующие на начало года, так и появившиеся за период исследования.

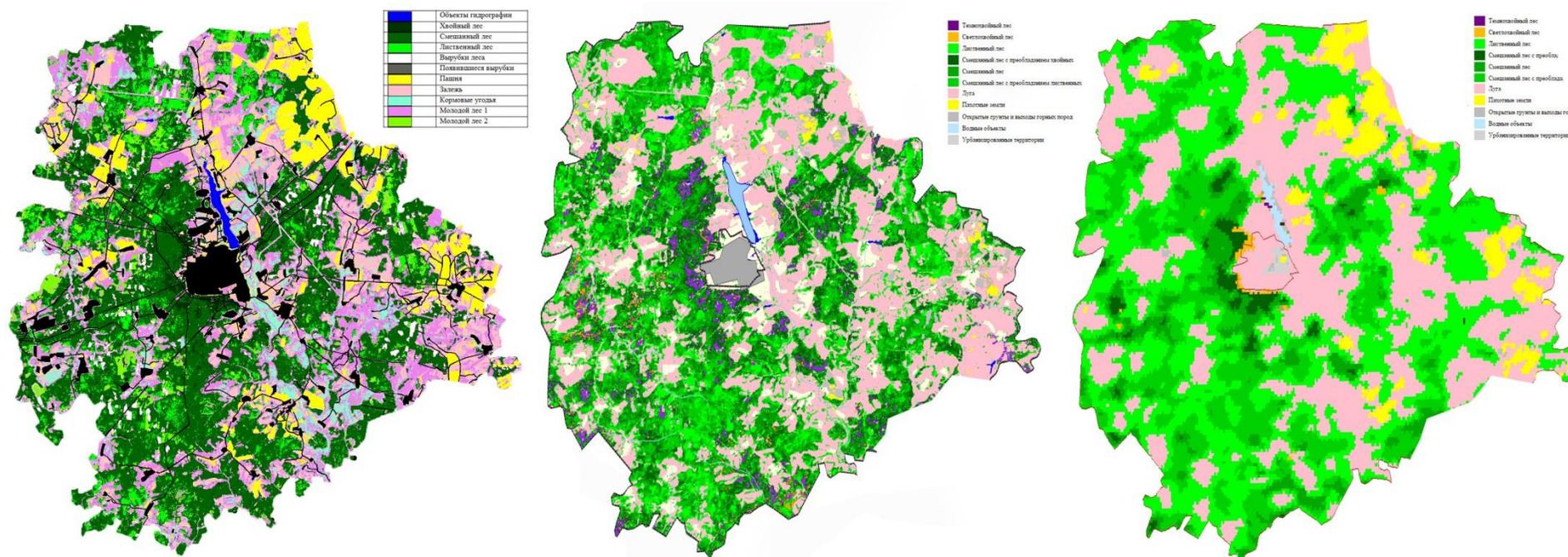


Рисунок 4.25 – Карты растительности Кольчугинского района Владимирской области

- а) Результат классификации синтезированного разносезонного изображения – комбинации шести разносезонных изображений Landsat 8, полученных 24 января, 29 марта, 9 мая, 12 июля, 20 августа, 21 сентября 2014 года;
- б) Фрагмент карты ЦФО, составленной в Центре по проблемам экологии и продуктивности лесов (ЦЭПЛ) по разносезонным сценам и летнему композитному изображению сцен Landsat 2006-2014 гг. [38];
- в) Фрагмент карты растительности России, созданной в ИКИ РАН по разносезонным композитам MODIS [13]

## Выводы к 3 разделу

Оценка достоверности результатов классификации одиночных многозональных изображений Landsat 8 и синтезированных разносезонных изображений – комбинаций различного количества одиночных изображений – основана на построении матриц ошибок классификации, представляющих собой распределение пикселей контрольных участков, определившихся при классификации верно или неверно как тот или иной класс. По матрицам ошибок классификации рассчитан ряд статистических параметров, характеризующих достоверность классификации. Анализ этих параметров показал, что достоверность классификации синтезированных разносезонных изображений выше, чем одиночных многозональных.

Параметр, наиболее полно характеризующий достоверность классификации, индекс  $\kappa$  Каппа Коэна, имеет более высокие значения для синтезированных разносезонных изображений. Прослеживается зависимость достоверности классификации от количества изображений, из которых составлено синтезированное разносезонное изображение. Самая высокая достоверность классификации синтезированного разносезонного изображения достигнута при совместной обработке всех 6-ти изображений, полученных в январе, марте, мае, июле, августе, сентябре 2014 г. ( $\kappa=91,8\%$ ). В целом, достоверность классификации синтезированных разносезонных изображений в меньшей степени зависит от стадий вегетации растительности, в которые получены изображения, чем от количества одиночных изображений, из которых составлено синтезированное разносезонное.

Проведённый корреляционно-регрессионный анализ связи между количеством совместно обрабатываемых изображений и достоверностью классификации позволил экспертно выявить количество изображений, составляющих синтезированное разносезонное, при котором устойчивый рост значений индекса  $\kappa$  Каппа Коэна сменяется участком замедления роста. Замедление

роста достоверности классификации характерно для более 3-4 совместно обрабатываемых разносезонных изображений.

На основании экспериментально подтверждённого преимущества совместной обработки нескольких разносезонных многозональных космических изображений, выявления минимального количества изображений, обеспечивающих достаточно высокий уровень достоверности классификации, разработана методика автоматизированного дешифрирования растительного покрова земной поверхности, состоящая из следующих этапов:

Этап 1. Подбор данных дистанционного зондирования – нескольких, не менее 4-х, безоблачных космических изображений, полученных в разные фенологические периоды в течение одного года. Для дешифрирования растительности рекомендуется подобрать многозональные космические изображения, полученные:

- летом (в период фазы активной вегетации растений) – 1-2 изображения;
- зимой – 1 изображение;
- весной (в начале вегетации) и/или осенью (в конце вегетации) – 1-2 изображения.

Этап 2. Создание синтезированного разносезонного изображения – комбинации всех подобранных разносезонных изображений;

Этап 3. Формирование обучающей выборки и проведение контролируемой классификации синтезированного разносезонного изображения;

Этап 4. Получение карты растительного покрова земной поверхности исследуемой территории.

Использование совместной классификации нескольких многозональных изображений позволяет более достоверно отделить объекты сельскохозяйственных угодий: пашню, залежь, кормовые угодья; снижает вероятность смешивания классов вырубки с сельскохозяйственными угодьями, позволяет выявить появившуюся в течение года вырубку, выявить участки сельскохозяйственных угодий, подверженных зарастанию древесно-кустарниковой растительностью.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате диссертационных исследований решена научная задача разработки методики автоматизированного дешифрирования растительного покрова с использованием разносезонных зональных космических изображений, основанной на обосновании при помощи количественных характеристик преимущества совместного использования разносезонных данных.

**Итогом** диссертационной работы являются следующие выводы:

1. Проанализированы современные исследования в области автоматизированной обработки дистанционной информации с целью спутникового картографирования растительного покрова.

2. Проведён анализ путей повышения достоверности автоматизированной обработки космических изображений при создании карт растительности.

3. Проведена количественная оценка достоверности классификации синтезированных разносезонных и одиночных многозональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8, выполнено сравнение статистических параметров, характеризующих достоверность классификации изображений без использования временных признаков и с применением предлагаемой методики.

4. Экспериментально доказана эффективность использования в совместной обработке изображений, полученных во все сезоны, и установлена зависимость между количеством изображений, участвующих в совместной обработке, и достоверностью классификации.

5. Выявлено минимальное количество и состав разносезонных изображений, рекомендуемые для создания синтезированного разносезонного изображения, позволяющие обеспечить достаточно высокую достоверность классификации. Показано, что точность верного определения пикселей разных классов растительного покрова в большей степени зависит от количества совместно обрабатываемых изображений, нежели от даты их получения. Для

дешифрирования растительности рекомендуется подобрать не менее 4-х многозональных космических изображений, полученных:

- летом (в период фазы активной вегетации растений) – 1-2 изображения;
- зимой – 1 изображение;
- весной (в начале вегетации) и/или осенью (в конце вегетации) – 1-2 изображения.

6. Разработана методика совместной автоматизированной обработки разносезонных многозональных космических изображений, позволяющая существенно повысить достоверность распознавания объектов растительного покрова земной поверхности.

7. Использование методики классификации синтезированных разносезонных изображений позволяет с высокой достоверностью выделить разнообразные классы растительности: группы древесных пород (хвойные, лиственные и смешанные леса), виды сельскохозяйственных угодий (пашня, залежь, кормовые угодья), территории, для которых характерно проявление процессов зарастания древесно-кустарниковой растительностью различной степени интенсивности; выявить участки вырубки лесной растительности, в том числе появившейся в год исследования.

В качестве практического применения **рекомендуется** использовать методику совместной обработки многозональных космических изображений для создания карт растительности локального уровня, например, для территорий муниципальных образований.

Использование данной методики, не требующей разработки и реализации сложных вычислительных алгоритмов, рекомендуется для решения широкого круга задач муниципального уровня. Получаемые карты растительности могут быть использованы, в том числе:

- при ведении работ по государственному мониторингу земель, в том числе для оценки степени зарастания сельскохозяйственных угодий, контроля за рубками лесных насаждений;

- в качестве базовой карты для организации кадастровых работ и при проведении землеустроительных работ: организации рационального использования земель и их охраны, оценки качества земель, составления схем землеустройства муниципальных образований, разработки проектов рекультивации нарушенных земель, защиты земель от воздействия негативных процессов, организации рационального использования земель для осуществления сельскохозяйственного производства;

- в качестве базовой карты при организации работ территориального планирования: составления схем территориального планирования муниципальных районов, генеральных планов поселений и городских округов.

Также предложенная методика может применяться для создания достоверных карт растительности в рамках учебного процесса вузов картографо-геодезического профиля.

**Перспективы** дальнейшей разработки темы исследования состоят в совершенствовании методики автоматизированного дешифрирования растительного покрова земной поверхности, направленном на:

- исследование эффективности учёта сезонной динамики спектрально-отражательных характеристик растительного покрова при проведении автоматизированной классификации другими методами (помимо метода максимального правдоподобия);

- возможность создания карты растительности для территории, расположенной на нескольких смежных космических изображениях.

## СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

### Сокращения на русском языке

БКА	–	Белорусский космический аппарат
ВГАУ	–	Воронежский государственный аграрный университет
ГИС	–	Географическая информационная система
ГОСТ	–	Межгосударственный стандарт
ДЗЗ	–	Данные дистанционного зондирования
ИКИ	–	Институт космических исследований
ИСЗ	–	Искусственный спутник Земли
МИИГАиК	–	Московский государственный университет геодезии и картографии
МСУ-МР	–	Многоканальное сканирующее устройство малого разрешения
МСУ-Э	–	Многозональное оптико-электронное сканирующее устройство высокого разрешения
НАСА	–	Национальное управление по воздухоплаванию и исследованию космического пространства
ООН	–	Организация объединённых наций
ООПТ	–	Особо охраняемая природная территория
РАН	–	Российская академия наук
РФ	–	Российская Федерация
СССР	–	Союз Советских Социалистических Республик
США	–	Соединённые Штаты Америки
ФАО	–	Продовольственная и сельскохозяйственная организация
ЦФО	–	Центральный Федеральный округ
ЦЭПЛ	–	Центр по проблемам экологии и продуктивности лесов

### Сокращения на иностранных языках

ALOS	–	Advanced Land Observation Satellite Усовершенствованный спутник наблюдения Земли
ANN	–	Artificial neural networks Искусственные нейронные сети
AVHRR	–	Advanced very-high-resolution radiometer Усовершенствованный радиометр очень высокого разрешения
AVNIR	–	Advanced Visible and Near Infrared Radiometr Усовершенствованный радиометр видимого и ближнего инфракрасного излучения
DN	–	Digital Numbers Исходные цифровые значения изображения
EROS	–	Earth Remote Observation Satellite Спутник дистанционного зондирования поверхности Земли
ERTS	–	Earth Resources Technology Satellite Спутниковые технологии
ETM+	–	Enhanced Thematic Mapper Plus Улучшенный тематический картограф плюс
GIS	–	Geographic Information Systems Географическая информационная система
ISODATA	–	Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique Алгоритм кластеризации
LAGMA	–	Locally Adaptive Global Mapping Algorithm Алгоритм локально-адаптивной классификации
Landsat	–	Land Remote Sensing Satellite Спутник дистанционного зондирования Земли

LCCS	–	Land Cover Classification System Система классификации почвенного покрова
MODIS	–	The moderate-resolution imaging spectroradiometer Спектрорадиометр среднего пространственного разрешения
MSS	–	Multispectral Scanner Мультиспектральный сканер
NASA	–	National Aeronautics and Space Administration Национальное управление (агентство) по воздухоплаванию и исследованию космического пространства
NDVI	–	Normalized Difference Vegetation Index Нормализованный разностный вегетационный индекс
NIR	–	Near-infrared Ближний инфракрасный
NOAA	–	National Oceanic and Atmospheric Administration Национальное управление океанических и атмосферных исследований
OLI	–	Operational Land Imager Прибор съёмки поверхности Земли
PRISM	–	Panchromatic Remote-sensing Instrument of Stereo Mapping Панхроматический инструмент дистанционного стереокартографирования
PVI	–	Perpendicular Vegetation Index Почвенно-адаптивный перпендикулярный индекс
RBV	–	Return Beam Vidicon Трёхкамерный видикон с возвращаемым лучом
SLC	–	Scan Line Corrector Сканирующий линейный корректор

SPOT	–	Satellite Pour l'Observation de la Terre Спутниковая система наблюдения за поверхностью Земли
SVM	–	Support Vector Machine Метод опорных векторов
SWIR	–	Short-wavelength infrared Коротковолновый инфракрасный
TIRS	–	Thermal Infrared Sensor Тепловой инфракрасный сенсор
TM	–	Thematic Mapper Тематический картограф
UN	–	The United Nations Организация объединённых наций
USGS	–	United States Geological Survey Геологическая служба США
UTM	–	Universal Transverse Mercator Универсальная поперечная проекция Меркатора
WGS	–	World Geodetic System Всемирная система геодезических параметров Земли

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Адрианов В. Свойства данных дистанционного зондирования // *Agcreview. Современные геоинформационные системы*. №2 (17), 2001.
2. База данных показателей муниципальных образований. Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.gks.ru/free\\_doc/new\\_site/bd\\_munst/munst.htm](http://www.gks.ru/free_doc/new_site/bd_munst/munst.htm), доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
3. Барталёв С.А., Егоров В.А., Ершов Д.В., Исаев А.С., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Уваров И.А. Спутниковое картографирование растительного покрова России по данным спектрорадиометра MODIS // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2011. Т.8. №4. С.285-302.
4. Барталёв С.А., Егоров В.А., Ефремов В.Ю., Лупян Е.А., Стыценко Ф.В., Флитман Е.В. Оценка площади пожаров на основе комплексирования спутниковых данных различного пространственного разрешения MODIS и Landsat TM/ETM+ // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса* 2012. Т.9. №2. С.9-26.
5. Барталёв С.А., Егоров В.А., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Уваров И.А. Распознавание пахотных земель на основе многолетних спутниковых данных спектрорадиометра MODIS и локально-адаптивной классификации // *Компьютерная оптика*. 2011. Т. 35.№ 1. С.103-116
6. Барталёв С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А. Состояние и перспективы развития методов спутникового картографирования растительного покрова России // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2015. Т. 12. № 5. С. 203-221.
7. Барталёв С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А., Шабанов Н.В. Спутниковое картографирование растительного покрова России. – М.: ИКИ РАН, 2016. – 208 с.
8. Берляндт А.М. Геоинформационное картографирование. М.: 1997. – 64 с.

9. Боголюбова А.А. Аэрокосмический мониторинг земельных угодий особо охраняемых природных территорий Санкт-Петербурга: автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата технических наук.25.00.36. Санкт-Петербург, 2012 – 24 с.

10. Борисова М.В. Разработка методики автоматизированного дешифрирования космического изображения земной поверхности с использованием системы n-мерных спектральных признаков: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук. 25.00.34. Москва, 2010 – 185 с.

11. Буянов А.Ю. Оценка земли: учеб. Пособие. – М.: Изд-во МИИГАиК, 2012 – 121 с.: ил.

12. Быков Б.А. Геоботанический словарь. Изд. 2-е, переработ. и доп. Алма-Ата, «Наука» КазССР, 1973. 216 с. с илл. (АН КазССР. Ин-т ботаники).

13. Vega-Science – инструмент научного анализа данных спутникового наблюдения биосферы [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://sci-vega.ru/maps/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

14. Гаврилюк Е.А., Ершов Д.В. Тематическое картографирование породной структуры лесов на основе спутниковых изображений Landsat-TM/ETM+ // Пятая Всероссийская конференция с международным участием «Аэрокосмические методы и геоинформационные технологии в лесоведении и лесном хозяйстве». Москва, ЦЭПЛ РАН, 22-24 апреля 2013. Сборник трудов конференции. С 112-115.

15. Гаврилюк В.А., Ершов Д.В. Методика совместной обработки разносезонных изображений Landsat TM и создания на их основе карты наземных экосистем Московской области // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012. Т.9. №4. С. 15-23.

16. Гаврилюк В.А., Ершов Д.В. Тематическая обработка спутниковых данных Landsat при картографировании лесной растительности (на примере ЦФО) // Геоинформационные технологии в решении задач рационального природопользования: Материалы II Всероссийской научно-практической

конференции / АУ «Югорский НИИ информационных технологий». – Ханты-Мансийск : Югорский формат, 2015, № 3, С. 403-416.

17. Геопортал Роскосмоса. Сервис космических снимков [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://gptl.ru/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

18. Государственный природный комплексный (ландшафтный) заказник регионального значения «Кольчугинский» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://oort.aari.ru/oortКольчугинский>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

19. Горбачёв В.Г. Масштаб технологии и пределы роста. Принцип переломных точек в эволюции систем. [Электронный ресурс]. – Режим доступа [http://www.integro.ru/system/ots/evolution/s\\_curve.htm](http://www.integro.ru/system/ots/evolution/s_curve.htm), доступ свободный (дата обращения 16.05.2017 г.).

20. Гук А. П., Евстратова Л. Г., Алфёрова А. С. Комплексный анализ космических снимков для выявления изменений при мониторинге территорий // Сборник материалов V международного научного конгресса ГЕО-Сибирь-2009. — Т. 4 из Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология. Ч.2. — СГГА Новосибирск, 2009. — С. 181–185.

21. Данилова И.В. Методика пространственного моделирования лесовосстановительной динамики на основе данных дистанционного зондирования: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук. 25.00.34. Красноярск, 2014 – 186 с.

22. Данилова И.В., Рыжкова В.А., Корец М.А. Алгоритм автоматизированного картографирования современного состояния и динамики лесов на основе ГИС. / Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. - 2010. - Том 08, Выпуск № 4. - С. 15-24.

23. Данные космической съёмки. Группа компаний «Сканэкс» [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://www.scanex.ru/data/satellites/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

24. Данюлис Е.П. Дистанционное зондирование в лесном хозяйстве /Данюлис Е.П., Жирин В.М., Сухих В.И., Эльман Р.И. М.: Агропромиздат, 1989 - 223 с.
25. Дейвис Ш., Д.А. Ландгребе, Т.Л. Филипс Дистанционное зондирование: количественный подход / Под ред. Ф. Свейна и Ш. Дейвис. Пер. с англ.. – М.: Недра, – 415 с.
26. Дневник погоды в Кольчугино за Март 2014 г. [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://www.gismeteo.ru/diary/11301/2014/3/>, доступ свободный (дата обращения 05.05.2017 г.).
27. Дудка И.А. Словарь ботанических терминов / [И.А. Дудка, С.П. Вассер, И.Н. Голубинский и др.] ; под общ. ред. И.А. Дудки. – Киев : Наукова думка, 1984. – 307 с.
28. Егоров В.А., Барталёв С.А. Построение временных серий улучшенных композитных изображений по данным MODIS для мониторинга растительности // Сб. тезисов конференции на диске «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса», 2006.
29. Ермошкин И.С. Современные средства автоматизированного дешифрирования космических снимков и их использование в процессе создания и обновления карт. / ArcReview: современные геоинформационные технологии. – 2009. – №1. – с. 12-13.
30. Жарко В.О. Методы обработки данных спутниковых измерений спектрально-временных характеристик отражённого излучения для дистанционной оценки параметров лесного покрова: диссертация на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук. 01.04.01. Москва, 2015. – С. 131.
31. Жарко В.О., Барталёв С.А. Оценка распознаваемости древесных пород леса на основе спутниковых данных о сезонных изменениях их спектрально-отражательных характеристик // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11 № 3. С.159-170.
32. Жирин В.М., Князева С.В. Оценка возможностей дешифрирования лесообразующих пород по космическим снимкам IKONOS / Современные

проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2009. В.6. Т.2. С. 373-379.

33. Журкин И.Г., Автоматизированная обработка данных дистанционного зондирования: учебник для вузов / И.Г.Журкин, Н.К. Шавенько; под общ. ред. И.Г.Журкина. – М.: ООО «Диона», 2013. – 456 с.

34. Журкин И.Г., Шайтура С.В. Геоинформационные системы. – М.:КУИЦ-ПРЕСС, 2009 – 272 с.

35. Ильин Ю.А., Феофилактова Т.В., Солоха А.Ф. Теоретические и экспериментальные исследования спектральных характеристик различных типов подстилающей поверхности. – М.: МИИГАиК, 1984.

36. Калабин, Г. В. Методология количественной оценки нарушенности территорий по данным сопряжённого дистанционного и наземного мониторинга и ее апробация [Текст] / Г. В. Калабин, А. В. Титова // Геоинформатика. – 2007. – № 2. – С.43–50.

37. Кантемиров Ю.И. Обзор современных радиолокационных данных и методик их обработки, реализованных в программном комплексе Sarscape [Электронный ресурс] – Режим доступа: [http://sovzond.ru/files/obzor\\_radarnykh\\_dannykh\\_i\\_SARscape.pdf](http://sovzond.ru/files/obzor_radarnykh_dannykh_i_SARscape.pdf), доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

38. Карта растительности Центрального Федерального округа РФ [Электронный ресурс] – Режим доступа <http://mapserver.cepl.rssi.ru/VM/VMFO1.html>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

39. Кашкин, В. Б. К31 Цифровая обработка аэрокосмических изображений. Версия 1.0 [Электронный ресурс] : электрон. учеб. пособие / В. Б. Кашкин, А. И. Сухинин. – Электрон. дан. (10 Мб). – Красноярск : ИПК СФУ, 2008.

40. Книжников Ю. Ф., Кравцова В.И., Тутубалина О.В. Аэрокосмические методы географических исследований: учебник для студ. Учреждений высш. Проф. Образования – 2-е изд., перераб. и доп. – М. : Издательский центр «Академия», 2011 – 416 с., [32] с. цв. ил.: ил.

41. Ковин Р.В., Марков Н.Г. Геоинформационные системы: учебное пособие. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2008. – 175 с.
42. Кольчугинский район [Электронный ресурс]. – Режим доступа [https://ru.wikipedia.org/wiki/Кольчугинский район](https://ru.wikipedia.org/wiki/Кольчугинский_район), доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
43. Кондратьев, К.Я. Актинометрия. – Л. : Гидрометеорол. изд-во, 1965. – 690, [1] с., 1 л. карт.: рис.
44. Коржинский С.И. Карта ботанических областей Российской империи. М. 1:23 100 000 // Энциклопедический словарь Брокгауза и Ефрона. СПб, 1899 [вклейка после с. 48].
45. Корчагин А.А. Полевая геоботаника. Том 1. // Корчагин А.А., Лавренко Е.М.(ред.). М.-Л.: Наука, 1959. - 444 с.
46. Космические средства ДЗЗ. Научный центр оперативного мониторинга Земли [Электронный ресурс]. – Режим доступа [http://www.ntsomz.ru/ks\\_dzz](http://www.ntsomz.ru/ks_dzz), доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
47. Кринов, Е.Л. Спектральная отражательная способность природных образований // Е.Л. Кринов ; АН СССР, Лаб. аэрометодов. – М.; Л.: Изд-во АН СССР, 1947. – 270, [2] с. – Библиогр.: с. 114–116.
48. Кронберг П. Дистанционное изучение Земли: Основы и методы дистанционных исследований в геологии. М.: Мир.1988. - 343 с.
49. Кузнецов Н.И. Геоботаническая карта европейской части СССР. М. 1:1 050 000. Л., 1927–1932. Лист 14+плюр (1927); л.15,16 (1928); л. 10 (1929)+плюр (1930); л.5, 6 (1930); л.7,9 (1932).
50. Кузнецов Н.И. Карта растительности европейской части СССР. М. 1: 4 000 000 // Таланов В.В. Районы сортов озимой и яровой пшеницы СССР и их качество (по данным сорсосетей Союза): Тр. бюро по прикладной ботанике, генетике и селекции. Л., 1928а. Приложение 32, вкладка.
51. Курбанов Э.А Тематическое картографирование и стратификация лесов Марийского Заволжья по спутниковым снимкам Landsat // Вестник ПГТУ. 2013. № 3 (19). 82-92.

52. Лабутина И.А., Балдина Е.А. Практикум по курсу «Дешифрирование аэрокосмических снимков»: Учебное пособие. М.: Географический факультет МГУ, 2013. 168 с.
53. Лавренко Е.М., В.Б. Сочава. Геоботаническая карта СССР. М. 1 : 4 000 000 / Под ред. Е.М. Лавренко, В.Б. Сочавы. М.: ГУГК. 8 листов. 1956.
54. Лупян Е.А., Барталёв С.А., Толпин В.А. Возможности и опыт использования спутниковых сервисов семейства Созвездие-Вега для решения задач мониторинга сельскохозяйственных земель и посевов. // Материалы Всероссийской научной конференции (с международным участием) "Применение средств дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве". Санкт-Петербург. 16-17 сентября 2015. СПб.: ФГБНУ АФИ, 2015. С. 41-46.
55. Лурье И.К. Геоинформационное картографирование Методы геоинформатики и цифровой обработки космических снимков: учебник / И.К. Лурье. – М.: КДУ, 2008. – 424 с.: с илл., табл.
56. Люри Д.И., Горячкин С.В., Караева Н.А., Денисенко Е.А., Нефедова Т.Г. Динамика сельскохозяйственных земель России в XX веке и постагрогенное восстановление растительности и почв. М.:ГЕОС, 2010. – 416 с. + цв. вкл.
57. Малинников В.А Теория и методы информационного обеспечения мониторинга земель (тематическая обработка видеоизображений): диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук. 05.24.04. Москва, 1999 – 317 с.
58. Малинников В.А., Стеценко А.Ф., Алтынов А.Е., Попов С.М. Мониторинг природной среды аэрокосмическими средствами. Учебное пособие для студентов вузов. – М.: Изд. МИИГАиК. 2008 г., 145 с.
59. Малинников В.А., Стеценко А.Ф., Алтынов А.Е., Попов С.М. Спектрометрирование аэроландшафта. Учебное пособие для студентов М.: Изд. МИИГАиК. УПП «Репрография», 2008 г., 120 с.
60. Малышева Н. В. Автоматизированное дешифрирование аэрокосмических изображений лесных насаждений. – МГУЛ Москва, 2012. — С. 151.

61. Маринина О.А., Терехин Э.А., Кириленко Ж.А., Курлович Д.М., Ковальчик Н.В. Особенности дистанционного выявления залежных участков и проблемы целевого использования земель сельскохозяйственного назначения // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 5. С. 535.
62. Марчуков В.С., Стыщенко Е.А. Дешифрирование растительного покрова с использованием спектрально-временных признаков // Исследование Земли из космоса. 2012, № 1, с. 77–88.
63. Межгосударственный стандарт ГОСТ 26640-85 «Земли. Термины и определения», [Электронный ресурс]: разработан Министерством сельского хозяйства СССР; утверждён и введён в действие Постановлением Государственного комитета СССР по стандартам от 28 октября 1985 г. № 3453 – Режим доступа: <http://base.garant.ru/5369944/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
64. Мирошниченко И.И. Использование модулей ArcGis в учебном процессе: особенности и возможности // Научный альманах. 2016. №10-3(24). С. 212-215
65. Москаленко С.В., Бобровский М.В. Возобновление деревьев на бывших пахотных землях в заповедники «Калужские засеки» / Бюллетень Брянского отделения РБО, 2014. № 1(3). с. 48-54.
66. Нестерова Е.А. География и экология Кольчугинского района – Кольчугино: «Кольчугинская», 2009.- 84 с.: ил., карт.
67. Плотников Д.Е. Разработка методов дистанционной оценки растительного покрова на основе многолетних спутниковых измерений квазипериодических вариаций спектральной яркости: автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук. 01.04.01. Москва, 2011 – 24 с.
68. Плотников Д.Е., Барталёв С.А., Жарко В.А., Михайлов В.В., Просяникова О.И. Экспериментальная оценка распознаваемости агрокультур по данным сезонных спутниковых измерений спектральной яркости / Современные

проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2011. Т.8. №1. С.199-208

69. Плотников Д.Е., Барталёв С.А., Лупян Е.А. Признаки распознавания пахотных земель на основе многолетних рядов данных спутникового спектрорадиометра MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2010.Т.7. № 1. С.330-341.

70. Попов М.А. Методология оценки точности классификации объектов на космических изображения // Проблемы управления и информатики, 2007. - № 1. – С. 97-103.

71. Прищепов А.В., Раделофф Ф.С., Бауманн М., Кюммерле Т., Мюллер Д. Влияние институциональных социо-экономических изменений после распада СССР на сельскохозяйственное землепользование в Восточной Европе // Земля из космоса, 2012. № 14. С. 7-14.

72. Пространственные данные космической съёмки Земли. Компания Совзонд [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://sovzond.ru/products/spatial-data/satellites/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

73. Российская Федерация. Управление Федеральной службы государственной регистрации кадастра и картографии по Владимирской области. Доклад о состоянии и использовании земель Владимирской области в 2012 году. 2013 г. – г. Владимир.

74. Румянцев П. А. Космическая система «Метеор». — М.: Знание, 1983. — 64 с. – (Новое в жизни, науке, технике, Сер. «Космонавтика, астрономия»; № 10). — 28 120 экз.

75. Рязанов С.С. Классификация земного покрова островов Куйбышевского водохранилища с использованием данных дистанционного зондирования // Российский журнал прикладной экологии. №3 – 2015. С. 50-55.

76. Самсонова В.П., Кондрашкина М.И., Кротов Д.Г., Чичиева О.А. Распознавание зарастающих земель на снимках Landsat8. / Проблемы агрохимии и экологии, 2015, № 1. С. 53-57.

77. Сафронова И.Н. Соотношение легенд геоботанических карт и классификаций растительности // Сборник научных трудов ГНБС. 2016. Том 143. С. 208-215.
78. Семенов В.А. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебное пособие. Стандарт третьего поколения. – СПб.: Питер, 2013. – 192 с.: ил.
79. Симакова М.С. От визуального дешифрирования аэрофотоснимков и полевого картографирования почв до автоматизированного дешифрирования и картографирования по космическим снимкам // Бюллетень Почвенного института им. В.В. Докучаева. 2014. Вып.17. С. 3-19.
80. Сладкопевцев С.А. Тематическое картографирование: монография. – М.: Изд-во МИИГАиК, 2010. – 130 с., ил.
81. Смелянский И. Сколько в степном регионе России залежей? / Степной бюллетень, № 36. Осень 2012. с. 4-7.
82. Сочава В.Б. Классификация растительности как иерархия динамических систем // Геоботаническое картографирование 1972. – М., Л.: Наука, 1972. – С. 3-18.
83. Сочава В.Б. Растительный покров на тематических картах. – Новосибирск: Наука, 1979. – 190 с.
84. Стыценко Е.А. Возможности распознавания сельскохозяйственных угодий с использованием методики совместной автоматизированной обработки разносезонных многозональных космических изображений // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 5. С. 258–269.
85. Стыценко Е.А. Картографирование территории муниципального образования с использованием методики автоматизированного дешифрирования разносезонных зональных космических изображений // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъёмка. 2017, Том 61, № 3.
86. Стыценко Е.А. Опыт дешифрирования растительного покрова земной поверхности с использованием разносезонных зональных космических изображений // Актуальные проблемы природообустройства, кадастра и

землепользования: материалы международной научно-практической конференции, посвящённой 95-летию факультету землеустройства и кадастров ВГАУ. – Часть I. – Воронеж: ФГБОУ ВО Воронежский ГАУ, 2016. – 284 с.

87. Стыщенко Е.А., Зверев А.Т. Автоматизированное дешифрирование растительного покрова земной поверхности по зонально-временным космическим изображениям // Современные проблемы отвода, использования и учёта земель : коллективная монография / под общей ред. А.П. Сизова, О.В. Миклашевской. – Москва : РУСАЙНС, 2017. – 170 с.

88. Судьев Н.Г., Новиков Б.Н. Лесохозяйственный справочник для лесозаготовителя - Москва: Лесная промышленность, 1976 - с.224

89. Схема территориального планирования муниципального образования Кольчугинский район Владимирской области. Материалы по обоснованию проекта / ООО «Проектный институт «СПЕЦСТРОЙПРОЕКТ», 2010 г., Ярославль.

90. Терехин Э.А. Анализ каналов спутниковых данных Landsat TM для оценки характеристик лесных насаждений Лесостепной провинции Среднерусской возвышенности // Исследования Земли из космоса. 2012. № 2 С. 53-61.

91. Терехин Э.А. Информативность спектральных вегетационных индексов для дешифрирования сельскохозяйственной растительности // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012 Т. 9. №4. С. 243-248

92. Терехин Э.А. Способ картографирования многолетних изменений в лесах на основе анализа их спектральных характеристик по рядам разновременных спутниковых данных // Исследование Земли из космоса, 2013, № 5, с. 62-69

93. Токарева О.С. Обработка и интерпретация данных дистанционного зондирования Земли: учебное пособие / О.С. Токарева; Томский политехнический университет. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2010. – 148 с.

94. Трифонова Т.А., Мищенко Н.В., Краснощёков А.Н. Геоинформационные системы и дистанционное зондирование в экологических исследованиях: учебное пособие для вузов. — М., 2005.

95. Уваров И.А. Алгоритм и программный комплекс распознавания типов земного покрова на основе локально-адаптивной обучаемой классификации спутниковых изображений / И.А. Уваров, С.А. Барталёв // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса: Физические основы, методы и технологии мониторинга окружающей среды, потенциально опасных явлений и объектов: сб. научных статей. - М: ООО «ДоМира», 2010. – Т.7, No 1. – С.353-365.
96. Условные знаки для топографической карты масштаба 1:10000. М., «Недра», 1977, 143 с. (Главное управление геодезии и картографии при Совете Министров СССР)
97. Условные знаки для топографических карт масштабов 1:25000, 1:50000, 1:100000. М.: Военно-топографическое управление генерального штаба, 1983. – 90 с.: ил.
98. Условные знаки для топографических планов масштабов 1:5000, 1:2000, 1:1000, 1:500. – М.: ФГУП «Картгеоцентр», 2004. – 286 с.: ил.
99. Чабан Л.Н. Автоматизированная обработка аэрокосмической информации при картографировании геопространственных данных. Учебное пособие. – М.: МИИГАиК, 2013г., - 96 с.
100. Чабан Л.Н. Тематическая классификация многозональных (многослойных) изображений в пакете ERDAS Imagine: Методические указания для лабораторного практикума / Чабан Л.Н. – М.: МИИГАиК, 2006. – 44 с.
101. Чабан Л.Н., Вечерук Г.В., Гаврилова Т.С. Исследование возможностей классификации растительного покрова по гиперспектральным изображениям в пакетах тематической обработки данных дистанционного зондирования // Труды МФТИ. – 2009. – Том 1, №3. С. 171-180.
102. Чапурский Л. И. Отражательные свойства природных объектов в диапазоне 400-2500 нм. - 1986. - 160 с.
103. Шаркиев А.Г., Якутин М.В. Анализ состояния таёжных экосистем с использованием методики автоматизированного дешифрирования // Известия Алтайского государственного университета. 3-1(83). 2014

104. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. Москва: Техносфера, 2010, - 560 с., 32 с. цв. вкл.
105. Юрковская Т.К. Геоботаническое картирование и составление аналитических карт растительности // Геоботаническое картографирование Ред. Юрковская Т.К., Сафронова И.Н., Холод С.С. — Издательство СПбГЭТУ "ЛЭТИ" СПб, 2013. — С. 43–71.
106. Яндекс.Карты [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://yandex.ru/maps/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
107. Arina O., Bichron P., Achard F., Latham J., Witt R., Weber J.L. GlobCover. The most detailed portrait of Earth // ESA Bulletin-European Space Agency. 2008. № 136, P. 24-31.
108. Bartholome E., Beiward, A.S. GLC2000: a view approach to global land cover mapping from Earth observation data // Int. J. Remote Sens. 2005. V.26, P. 1959-1977.
109. Congalton R. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. // Remote Sensing of Environment, 1991, 37, pp. 35-46.
110. Cohen J. A. Coefficient of agreement for nominal scales // Educational and Psychological Measurement. –1960. –No 20. – P. 37-46.
111. Czaplewski R. Variance approximations for assessments of classification accuracy // Fort Collins: US Department of Agriculture, Forest Service. Research paper RM–316. – 1994. – 30 p.
112. Di Gregorio A. UN Land Cover Classification Sysytem (LCCS) – Classification Concept and User Manual for software version 2 // United Nation Food and Agricultural Organization. 2005.
113. Dawson T., Curran P. A new technique for interpolation the reflectance red edge position // International Journal of Remote Sensing. 1998. Vol. 19, Iss 11, pp. 2133-2139.
114. EarthExplorer, USGS [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://earthexplorer.usgs.gov/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

115. ERDAS Imagine. Практическое руководство Tour Guide. Norcross, Georgia, USA, 2005 г.
116. Friedl M.A., Mever D.K., Hodges J.C.F., Zhang X.Y., Muchoney D., Strahler A.H., Woodcock C.E., Gopal S., Shneider A., Cooper A., Vaccini A., Gao F., Schaaf C. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results // *Remote Sensing of Environment*. 2002. V. 83. P. 287-302.
117. Google.Карты [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://www.google.ru/maps/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
118. Guerschman J. P., Paruelo J. M., Bella C. D., Giallorenz M. C., Pacin F. Land cover classification in the Argentine Pampas using multi-temporal Landsat TM data // *International Journal of Remote Sensing*, 24, 2003, P. 3381–3402.
119. Jakubauskas M.E., Price K.P. Empirical relationships between structural and spectral factors of Yellowstone Lodgepole pine forests. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1997. No 63. P. 1375–1381.
120. Jensen J. R. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 2d ed. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1996.
121. Kalensky Z.D., Moore W.C., Campbell G.A., D.A. Wilson, Scott A.J. Summary forest resource data from Landsat images. Environment Canada, Canadian Forestry Service, 1981, Petawawa National Forestry Institute, Chalk River, Ontario.
122. Kruse F.A., Lefkoff A.B., Boardman J.W., Heidebrecht K.B., Shapiro A.T., Barloon P.J., Goetz A.F.H. The Spectral Image Processing System (SIPS) – interactive visualization and analysis of imaging spectrometer // *Data Remote Sensing of Environment*. 1993. № 44. P. 145-163.
123. Küchler A. W., Zonneveld I. S. (eds). 1988. *Vegetation mapping*. Dr W. Junk, Dordrecht. 635 pages.
124. Landsat 8 [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-data-continuity-mission/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

125. Landsat history. [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://landsat.gsfc.nasa.gov/about/history/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
126. Lo T. H. C., Scarpace F. L., Lillesand T. M. Use of multitemporal spectral profiles in agricultural land-cover classification // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1986, 52, 535-544.
127. Loveland T.R., Zhu Z., Ohlen D.O., Brown B.C., Reed B.C., Yang. L. An analysis of the IGBP Global Land-Cover Characterization Process // *Photogramm. Eng. Rem. S.* 1999. V. 65. № 9. P. 1021-1032.
128. MapInfo Professional 8.5. User Guide. 2006 MapInfo Corporation.
129. Mueller-Dombois D. Classification and Mapping of Plant Communities: a Review with Emphasis on Tropical Vegetation. *The Role of Terrestrial Vegetation in the Global Carbon Cycle: Measurement by Remote Sensing*. Edited by G.M. Woodwell. 1984. SCOPE. Published by John Wiley & Sons Ltd. P. 21-88.
130. Oetter D. R., Cohen W. B., Berterretche M., Maiersperger T. K., Kennedy R. E. Land cover mapping in an agricultural setting using multiseasonal Thematic Mapper data. *Remote Sensing of Environment*, 76, 2001, P. 139–155.
131. Pax-Lenney M., Woodcock C. E. Monitoring agricultural lands in Egypt with multitemporal Landsat TM imagery: how many images are needed? // *Remote Sensing of Environment*, 59, 1997. pp. 522-529.
132. Prishchepov A.V., Radeloff V.C., Dubinin M., Alcantara C. The effect of Landsat ETM/ETM+ image acquisition dates on the detection of agricultural land abandonment in Eastern Europe // *Remote Sensing of Environment*, 126, 2012. P. 195–209.
133. SAS.Планета [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://www.sasgis.org/sasplaneta/>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).
134. Stefanidou A., Dragozi E., Tompoulidou M., Gitas I. Z. Forest / non forest mapping using thematic mapper imagery and artificial neural networks // *Вестник Поволжского государственного технологического университета*. 2015. – №1(25). – С. 22-33.

135. Using the USGS Landsat 8 Product [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://landsat.usgs.gov/using-usgs-landsat-8-product>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

136. Wind map and weather forecast [Электронный ресурс]. – Режим доступа <https://www.windytv.com/clouds>, доступ свободный (дата обращения 11.03.2017 г.).

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

### ОСНОВНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ РОССИЙСКИХ СПУТНИКОВЫХ АППАРАТОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ И СЪЕМОЧНОЙ АППАРАТУРЫ

Спутник	Дата запуска	Дата вывода из эксплуатации	Орбита			Сканер	Спектральный диапазон, мкм	Пространственное разрешение, м	Радиометрическое разрешение, бит	Периодичность съемки, сутки
			Тип	Высота	Наклонение					
Ресурс-О1 №3	4 ноября 1994 г.	Осень 2000 г.	солнечно- синхронная	678	98,04°	МСУ-Э	0,5-0,59 0,61-0,69 0,8-0,91	34	8	1 раз в 6 суток
						МСУ-СК	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0, 0,8 – 1,0 10,4-12,6 3,5-4,1	140		1 раз в 5 суток
Ресурс-О1 №4	10 июля 1998 г.	Осень 2000 г.	солнечно- синхронная	835	98,05°	МСУ-Э	0,5-0,59 0,61-0,69 0,8-0,91	34	8	1 раз в 6 суток
						МСУ-СК	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0, 0,8 – 1,0 10,4-12,6 3,5-4,1	140		1 раз в 5 суток
Ресурс ДК1	15 июня 2006 г.	2 марта 2016 год	эллиптическая/ круговая*	360– 604/570 км*	69,9°		Панхроматический режим: 0,58–0,80	1/2,8*	10	1 раз в 6 суток
							Мультиспектральный режим: 0,50–0,60 0,60–0,70 0,70–0,80	2–3/3–5*		
Ресурс-П №1	25 июня 2013 г.	По н/в	круговая солнечно- синхронная	475 км	97,3°	Оптико-электронная аппаратура высокого разрешения <b>Геотон-Л1</b>	Панхроматический режим: 0,58–0,80	1	12	1 раз в 3 суток
Ресурс-П №2	26 декабря 2014 г.						Мультиспектральный режим: 0,45–0,52 0,52–0,60 0,61–0,68 0,70–0,80 0,67–0,70 0,70–0,73	3-4		
Ресурс-П №3	13 марта 2016 г.									

Спутник	Дата запуска	Дата вывода из эксплуатации	Орбита			Сканер	Спектральный диапазон, мкм	Пространственное разрешение, м	Радиометрическое разрешение, бит	Периодичность съемки, сутки
			Тип	Высота	Наклонение					
						Широкозахватная мультиспектральная съемочная аппаратура высокого разрешения (ШМСА-ВР)	Панхроматический режим: 0,43–0,70	12		
							Мультиспектральный режим: 0,43–0,51 0,51–0,58 0,60–0,70 0,70–0,90 0,80–0,90	24		
						Широкозахватная мультиспектральная съемочная аппаратура среднего разрешения (ШМСА-СР)	Панхроматический режим: 0,43–0,70	60		
							Мультиспектральный режим: 0,43–0,51 0,51–0,58 0,60–0,70 0,70–0,90 0,80–0,90	120		
гиперспектральная съёмочная аппаратурой (ГСА)	0,4–1,1 (96 спектральных каналов)	25–30								
Монитор-Э	26 августа 2005 г.	Август 2008 г.	солнечно-синхронная	550 км	97,5°		Панхроматический режим: 0,51–0,85	8	10	1 раз в 6 суток
							Мультиспектральный режим: 0,54–0,59 0,63–0,68 0,79–0,90	20/40	8	1 раз в 4 суток
Канопус-В	22 июля 2012 г.	По н/в	солнечно-синхронная	510 км	97,4°		Панхроматический режим: 0,54–0,86	2,1	12	1 раз в 4–16 суток
							Мультиспектральный режим: 0,46–0,52 0,51–0,60 0,63–0,69 0,75–0,84	10,5		
Аист-2Д	28 апреля 2016 г.	По н/в	круговая солнечно-синхронная	485 км	97,3°	Аврора	Панхроматический режим	1,5	Нет данных	Нет данных
							Мультиспектральный режим: 5 каналов	5		

\* до/после сентября 2011 г.

## ПРИЛОЖЕНИЕ Б

### ОСНОВНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ СПУТНИКОВЫХ АППАРАТОВ LANDSAT И СЪЕМОЧНОЙ АППАРАТУРЫ

Спутник	Дата запуска	Дата вывода из эксплуатации	Орбита			Сканер	Спектральный диапазон, мкм	Пространственное разрешение, м	Радиометрическое разрешение, бит	Периодичность съемки, сутки	Размер изображения
			Тип	Высота	Наклонение						
Landsat 1	23 июля 1972 г.	6 января 1978 г.	Полярная солнечно-синхронная	900 км	99,2°	RBV	0,475-0,575 0,580-0,680 0,690-0,830	80	6	1 раз в 18 суток	185 × 185 км
						MSS	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0,8 0,8-1,1	80			
Landsat 2	2 января 1975 г.	22 января 1981 г.	Полярная солнечно-синхронная	919 км	98,2°	RBV	0,475-0,575 0,580-0,680 0,690-0,830	80	6	1 раз в 18 суток	185 × 185 км
						MSS	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0,8 0,8-1,1	80			
Landsat 3	5 марта 1978 г.	7 сентября 1983 г.	Полярная солнечно-синхронная	918	99,1°	RBV	0,505-0,750	38	6	1 раз в 18 суток	185 × 185 км
						MSS	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0,8 0,8-1,1 10,4-12,6 (вышел из строя)	75			
Landsat 4	16 июля 1982 г.	15 июля 2001 г.	Полярная солнечно-синхронная	705	98,2°	MSS	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0,8 0,8-1,1	75	6	1 раз в 16 суток	185 × 172 км
						TM	0,45-0,52 0,52-0,60 0,63-0,69 0,76-0,90 1,55-1,75 10,41-12,5 2,08-2,35	30 30 30 30 120 30			
Landsat 5	1 марта 1984 г.	Январь 2013 г.	Полярная солнечно-синхронная	705	98,2°	MSS	0,5-0,6 0,6-0,7 0,7-0,8 0,8-1,1	75	6	1 раз в 16 суток	185 × 172 км
						TM	0,45-0,52 0,52-0,60 0,63-0,69 0,76-0,90 1,55-1,75	30 30 30 30 30			

							10.41-12.5	120				
							2.08-2.35	30				
Landsat 7	15 апреля 1999 г.	(потеря ~ 25% качества изображения в мае 2003 г.)	Полярная солнечно- синхронная	705	98,2°	ETM+	0.45-0.515	30	8	1 раз в 16 суток	183 × 170 км	
						0.525-0.605	30					
						0.63-0.69	30					
						0.775-0.90	30					
						1.55-1.75	30					
						10.4-12.5	60					
						2.08-2.35	30					
						0.52-0.9	15					
Landsat 8	11 февраля 2013 г.	По н/в	Полярная солнечно- синхронная	705	98,2°	OLI	Coastal/Aerosol	0.435-0.451	30	12	1 раз в 16 суток	185 × 180 км
							Blue	0.452-0.512	30			
							Green	0.533-0.590	30			
							Red	0.636-0.673	30			
							NIR	0.851-0.879	30			
							SWIR-1	1.566-1.651	30			
							SWIR-2	2.107-2.294	30			
							Pan	0.503-0.676	15			
							Cirrus	1.363-1.384	30			
							TIRS	TIR-1	10.60-11.19			
						TIR-2		11.50-12.51	100			

## ПРИЛОЖЕНИЕ В

### ЗНАЧЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЯРКОСТИ РАЗЛИЧНЫХ КЛАССОВ РАСТИТЕЛЬНОСТИ И ОБЪЕКТОВ ГИДРОГРАФИИ ПО ЭТАЛОННЫМ ВЫБОРКАМ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ, ПОЛУЧЕННЫХ С КОСМИЧЕСКОГО СПУТНИКА LANDSAT 8 В РАЗНЫЕ СЕЗОНЫ

Дата получения изображения	№ канала Landsat 8	Спектральный диапазон, мкм	Хвойный лес	Смешанный лес	Лиственный лес	Молодой лес	Пашня	Кормовые угодья	Объекты гидрографии
24 января 2014 г.	2	0.452-0.512	0,051	0,052	0,054	0,055	-	-	-
	3	0.533-0.590	0,035	0,036	0,037	0,037	0,135	0,126	0,135
	4	0.636-0.673	0,030	0,032	0,034	0,033	0,150	0,141	0,151
	5	0.851-0.879	0,051	0,048	0,048	0,050	0,164	0,159	0,165
	6	1.566-1.651	0,005	0,012	0,009	0,012	0,025	0,026	0,024
	7	2.107-2.294	0,005	0,010	0,008	0,010	0,026	0,027	0,026
29 марта 2014 г.	2	0.452-0.512	0,053	0,063	0,062	0,061	0,067	0,073	0,134
	3	0.533-0.590	0,037	0,047	0,045	0,046	0,058	0,067	0,125
	4	0.636-0.673	0,027	0,043	0,040	0,043	0,064	0,078	0,121
	5	0.851-0.879	0,087	0,086	0,082	0,089	0,108	0,132	0,096
	6	1.566-1.651	0,035	0,063	0,049	0,078	0,140	0,170	0,024
	7	2.107-2.294	0,018	0,042	0,032	0,051	0,109	0,121	0,021
9 мая 2014 г.	2	0.452-0.512	0,067	0,068	0,067	0,070	0,088	0,084	0,077
	3	0.533-0.590	0,051	0,057	0,054	0,059	0,081	0,074	0,064
	4	0.636-0.673	0,034	0,039	0,037	0,043	0,083	0,073	0,052
	5	0.851-0.879	0,137	0,159	0,143	0,171	0,198	0,167	0,028
	6	1.566-1.651	0,068	0,102	0,088	0,119	0,191	0,176	0,012
	7	2.107-2.294	0,033	0,053	0,045	0,023	0,135	0,113	0,008
12 июля 2014 г.	2	0.452-0.512	0,064	0,064	0,064	0,065	0,096	0,069	0,071
	3	0.533-0.590	0,048	0,049	0,049	0,053	0,099	0,068	0,060
	4	0.636-0.673	0,029	0,029	0,029	0,030	0,100	0,039	0,038
	5	0.851-0.879	0,175	0,276	0,234	0,335	0,271	0,378	0,028
	6	1.566-1.651	0,066	0,102	0,092	0,117	0,236	0,138	0,006
	7	2.107-2.294	0,028	0,039	0,036	0,043	0,163	0,057	0,003
20 августа 2014 г.	2	0.452-0.512	0,061	0,062	0,061	0,061	0,076	0,066	0,069
	3	0.533-0.590	0,044	0,046	0,045	0,047	0,069	0,059	0,057

	4	0.636-0.673	0,028	0,029	0,029	0,029	0,059	0,041	0,039
	5	0.851-0.879	0,134	0,207	0,177	0,231	0,203	0,224	0,028
	6	1.566-1.651	0,050	0,082	0,073	0,094	0,152	0,125	0,007
	7	2.107-2.294	0,020	0,030	0,028	0,034	0,093	0,055	0,003
21 сентября 2014 г.	2	0.452-0.512	0,053	0,054	0,053	0,054	0,063	0,058	0,059
	3	0.533-0.590	0,038	0,042	0,040	0,044	0,054	0,048	0,047
	4	0.636-0.673	0,026	0,030	0,028	0,031	0,049	0,040	0,033
	5	0.851-0.879	0,095	0,142	0,124	0,149	0,137	0,137	0,018
	6	1.566-1.651	0,037	0,064	0,055	0,075	0,121	0,108	0,006
	7	2.107-2.294	0,016	0,026	0,023	0,032	0,079	0,056	0,004

## ПРИЛОЖЕНИЕ Г

### ХАРАКТЕРИСТИКА ОСНОВНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ, НАПРАВЛЕННЫХ НА ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Иссл едов ание	Источник дистанци онных данных	Территор ия исследов ания	Дата	Признаки, используемые при классификации	Метод классификации	Выделенные классы	Оценка достоверности			Вывод
							Способ оценки достоверност и	Результат оценки достоверности классификации с использованием признаков и метода	Результат оценки достоверност и опорным методом	
[3]	MODIS	Вся Россия	Временн ые ряды 2005- 2010 гг.	<p><i>Для с/х угодий:</i> Индексы (математические функции временных рядов индекса PVI): - кратчайшего сезона вегетации, - весеннего развития растительности - сезонного снижения фитомассы</p> <p><i>Для остальных типов растительност и:</i> совокупность значений коэффициентов спектральной яркости композитивов данных</p>	Алгоритм локально- адаптивной классификации LAGMA	14 классов растительност и	Вероятность правильного выделения класса - доля отнесенных к данному классу пикселей по отношению к числу пикселей класса в опорной выборке	<i>Для с/х угодий:</i> 80-100%	-	<b>На основе качественного экспертного анализа выявлен более высокий уровень тематической достоверности карты растительности России</b>

Иссл едов ание	Источник дистанци онных данных	Территор ия исследов ания	Дата	Признаки, используемые при классификации	Метод классификации	Выделенные классы	Оценка достоверности			Вывод
							Способ оценки достоверност и	Результат оценки достоверности классификации с использованием признаков и метода	Результат оценки достоверност и опорным методом	
[32]	IKONOS	Национал ьный парк «Лосиный остров» 12,4 тыс. га	12 июня 2004 года	- Коэффициенты спектральной яркости - Главные компоненты - NDVI - Текстурные характеристики	Контролируемая классификация с обучением методом максимального правдоподобия пяти производных изображений различных комбинаций признаков и коэффициентов спектральных яркостей исходного изображения	<i>I вариант:</i> - береза, - липа, - сосна, - ель - почвы - болота - водные объекты  <i>II вариант:</i> - хвойные - лиственные - травянистая растительность - почвы - болота - водные объекты	Вероятность правильного выделения класса - доля правильно распознанны х классов по контрольным данным	<i>I вариант</i> Результаты варьируют для разных пород (max из различных признаков): береза 74%, сосна 42% липа 41% ель 79%  <i>II вариант</i> лиственные 84% хвойные 89%	<i>I вариант</i>  береза 58% сосна 38% липа 40% ель 79%  <i>II вариант</i> лиственные 85% хвойные 85%  <i>Опорный метод:</i> классификац ия исходного изображения	<b>Не выявлено</b> явных спектральных признаков, позволяющих повысить достоверность классификации для всех классов объектов. Применение признаков повышает достоверность <b>лишь для некоторых пород.</b>
[10]	Landsat 7 ETM+	Пермский край		n-мерные спектральные признаки: - площадь и периметр спектрального многоугольника (геометрический образ объекта в пространстве признаков),	Создание масок объектов разных классов с их последующим объединением в единую тематическую карту на основе математических преобразований значений n- мерных	-гидрография, - антропогенные объекты (городская застройка/доро ги -почвы, -растительность высокорослая (хвойный и	Вероятность правильного выделения класса – процент правильно выделенного класса объектов относительн о эталонных данных с	<i>I вариант:</i> почвы 40%, антропогенны е объекты 64%, низкорослая растительност ь 80%, высокорослая растительност ь 86%,	Доля правильно выделенных пикселей ниже	Использование метода в целом <b>повышает достоверность классификаци и 3-х классов объектов.</b> Достоверность выявления 5 классов объектов

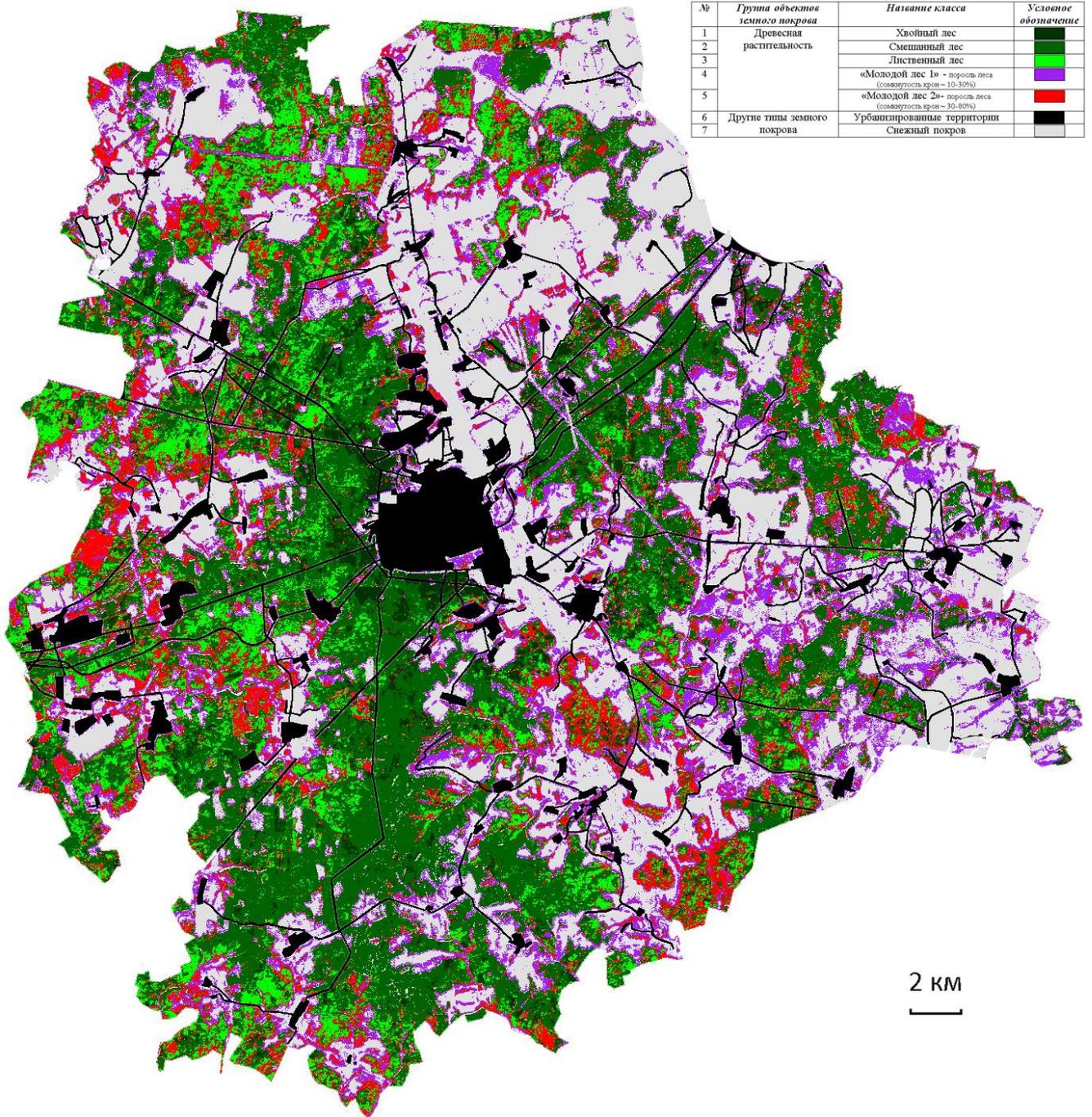
Иссл едов ание	Источник дистанци онных данных	Территор ия исследов ания	Дата	Признаки, используемые при классификации	Метод классификации	Выделенные классы	Оценка достоверности			Вывод
							Способ оценки достоверност и	Результат оценки достоверности классификации с использованием признаков и метода	Результат оценки достоверност и опорным методом	
				- радиусы вписанной и описанной окружности вокруг спектрального многоугольник а, - статистические моменты инерции многоугольника, относительно осей длины волны излучения и коэффициента спектральной яркости	спектральных признаков	лиственный лес), - растительность низкорослая (луговая)	использован ием коэффициент а взаимного соответствия	гидрография 98%.  <i>II вариант:</i> растительност ь 86% гидрография 98% антропогенны е объекты 66%	<i>II вариант:</i> растительнос ть 72%  <i>Опорный метод:</i> Классификац ия с обучением по изображени ю NDVI	сильно варьирует.
[91]	Landsat 5 TM	Ивнянски й район Белгородс кой области 15970,2 га.	2 июня 2011 г.	- Главные компоненты - Tasseled Cap - 11 вегетационных индексов	Контролируемая классификация по правилу максимального правдоподобия для исходного снимка и отдельно для каждого признака	5 с/х культур: - ячмень яровой, - пшеница озимая, - подсолнечник, - многолетние травы, - кукуруза	Вероятность правильного выделения класса - доля правильно распознанны х классов по контрольным данным	56,5% для главных компонент  57,1% Tasseled Cap	44,6%  <i>Опорный метод:</i> классификац ия исходного изображения	Классификация по изображению главных компонент и преобразовани ю Tasseled Cap позволяет <b>повысить общую достоверность распознавания с/х культур.</b> Для отдельных культур и признаков

Исследование	Источник дистанционных данных	Территория исследования	Дата	Признаки, используемые при классификации	Метод классификации	Выделенные классы	Оценка достоверности			Вывод
							Способ оценки достоверности	Результат оценки достоверности классификации с использованием признаков и метода	Результат оценки достоверности опорным методом	
										точность очень варьирует
[103]	Landsat 5 TM, 7 ETM+	Отдельные территории и Пуровского района Ямало-Ненецкого АО	1999-2003 гг. Отдельные изображения и фрагменты	NDVI Tasseled Cap	«Дерево решений» Сравнение значений различных критериев с установленными индивидуально для каждого изображения пороговыми значениями	- водные поверхности, - хвойные леса, - лиственные и смешанные леса, - застроенные земли, - лишенные растительного покрова территории, - заболоченные земли	Относительный индекс отклонения значений площади выделенных классов предложенным методом и эталонным	Индексы отклонения значений площади для разных классов: 1,84 – 29,69%		Высокое качество выделения территорий методом «дерева решений» характерно <b>лишь для хвойных лесов и водно-болотных угодий</b>
[134]	Landsat 5 TM	северо-восток Греции	Май 2002	- Tasseled Cap - Главные компоненты	«Искусственные нейронные сети»	- лесные - нелесные земли	Составление матриц ошибок на основе опорных данных с расчетом индексов каппа Коэна	к = 74% для трансформирования Tasseled Cap  к = 68% для изображения главных компонент	к = 66,8%  <i>Опорный метод:</i> классификация исходного изображения	Классификация трансформированного изображения Tasseled Cap <b>повышает достоверность классификации 2-х классов</b>
[51]	Landsat 7 ETM+	Марийское лесное Заволжье	2001 г. бесшовная мозаика 5 весенне-летних изображений	Tasseled Cap	Классификация с обучением по методу опорных векторов	15 классов растительности, объединяющих страты хвойных, лиственных и смешанных лесов, распределенных по различным характеристикам, а также прочие	Составление матриц ошибок на основе опорных данных с расчетом общей точности классификации	Общая точность классификации и 81,25 % к = 78%	-	<b>Высокая достоверность</b> полученных данных, но нет сравнения с классификацией по, например, исходному изображению

Исследования	Источник дистанционных данных	Территория исследования	Дата	Признаки, используемые при классификации	Метод классификации	Выделенные классы	Оценка достоверности			Вывод
							Способ оценки достоверности	Результат оценки достоверности классификации с использованием признаков и метода	Результат оценки достоверности опорным методом	
						древесные породы и кустарники	ии и индекса каппа Коэна			
[75]	Landsat 8 OLI	острова Куйбышевского водохранилища	15 июля 2013 года	Коэффициенты спектральной яркости	Классификация 3 методами: неконтролируемая классификация по максимальному правдоподобию, контролируемая классификация с алгоритмом максимального правдоподобия, контролируемая классификация с картированием по спектральному углу	- водные объекты, - песчаные берега, - открытые участки почвы, - травянистая растительность и лиственные леса, - хвойные леса, - почва с разреженной растительностью	Вероятность правильного выделения класса - доля правильно распознанных классов по контрольным данным	91,8% методом максимального правдоподобия  91,9% с картированием по спектральному углу	88,1%  <i>Опорный метод:</i> неконтролируемая классификация исходного изображения	<b>Высокая достоверность</b> общего распознавания пикселей, но по отдельным классам значения сильно варьируют
[9]	Аэроснимок	Юнтоловский заказник в г. Санкт-Петербург		Коэффициенты спектральной яркости	Разделение снимка на несколько равных частей, на каждой из которой сформирована отдельная обучающая выборка и выполнена классификация методом максимального правдоподобия	- лесная растительность, - водные объекты, - водно-болотные угодья, - искусственная поверхность, - бывшие сельскохозяйственные угодья	Составление матриц ошибок на основе опорных данных с расчетом общей точности классификации	Общая точность классификации и изображения, разделенного на 8 частей 82%	Общая точность классификации 71,5%  <i>Опорный метод:</i> классификация исходного изображения	Деление снимка не более чем на 8 частей демонстрирует увеличение общей точности классификации

**ПРИЛОЖЕНИЕ Д**

**РЕЗУЛЬТАТЫ КЛАССИФИКАЦИИ МНОГОЗОНАЛЬНЫХ И  
СИНТЕЗИРОВАННЫХ РАЗНОСЕЗОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ LANDSAT 8**



*Рисунок Д.1 – Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)*

24.01.14

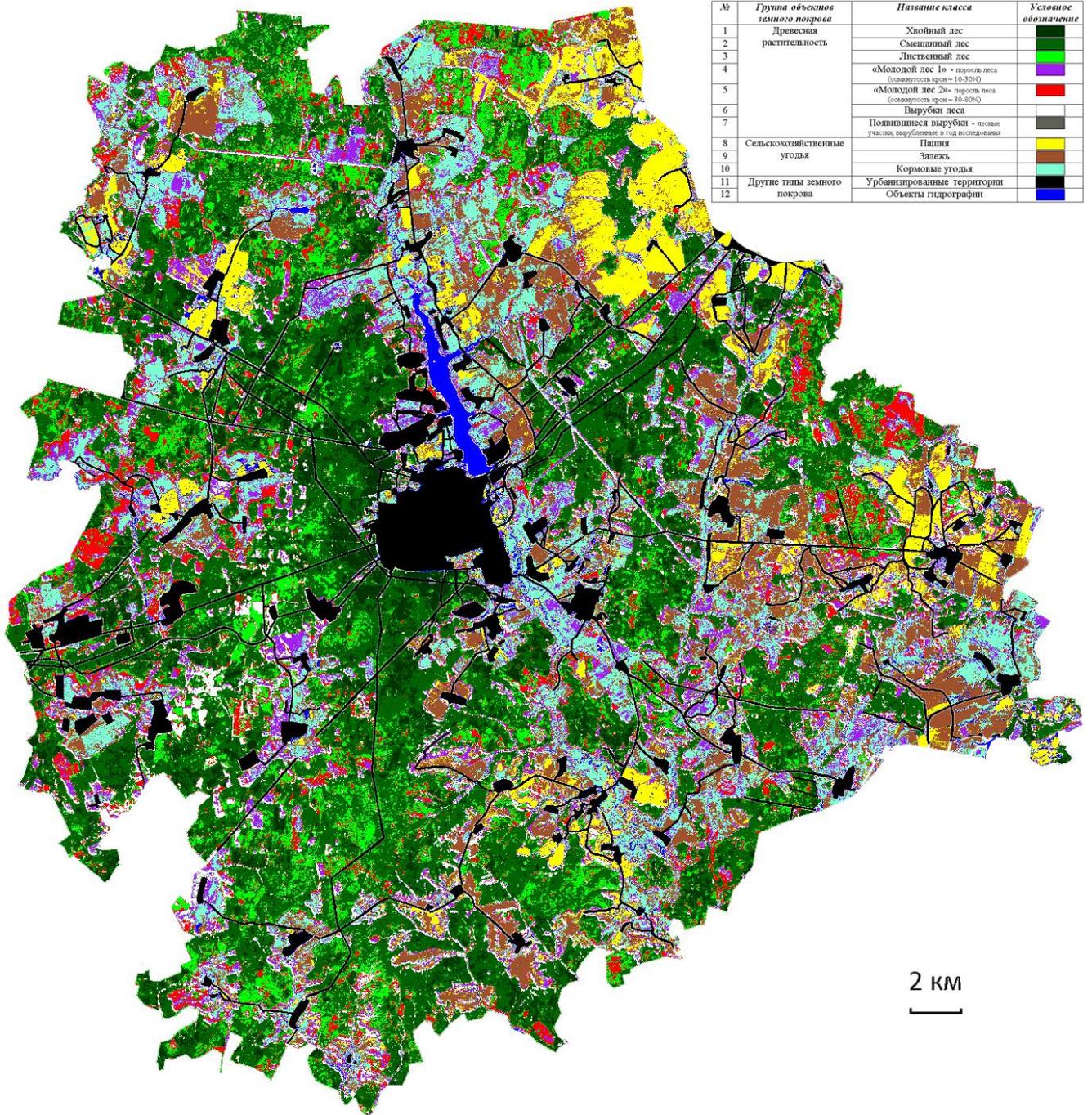


Рисунок Д.2 – Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

29.03.14

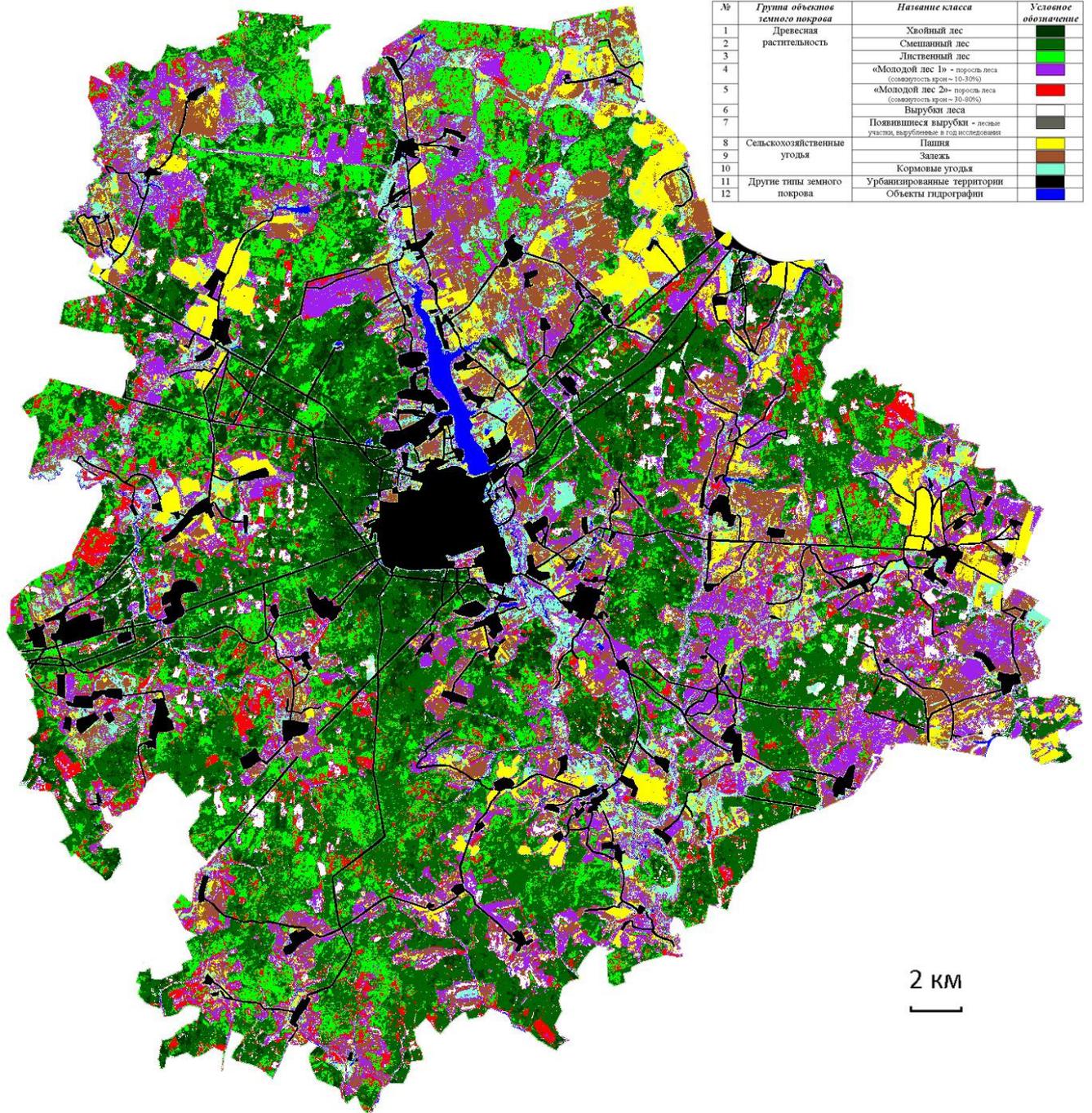


Рисунок Д.3— Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

09.05.14

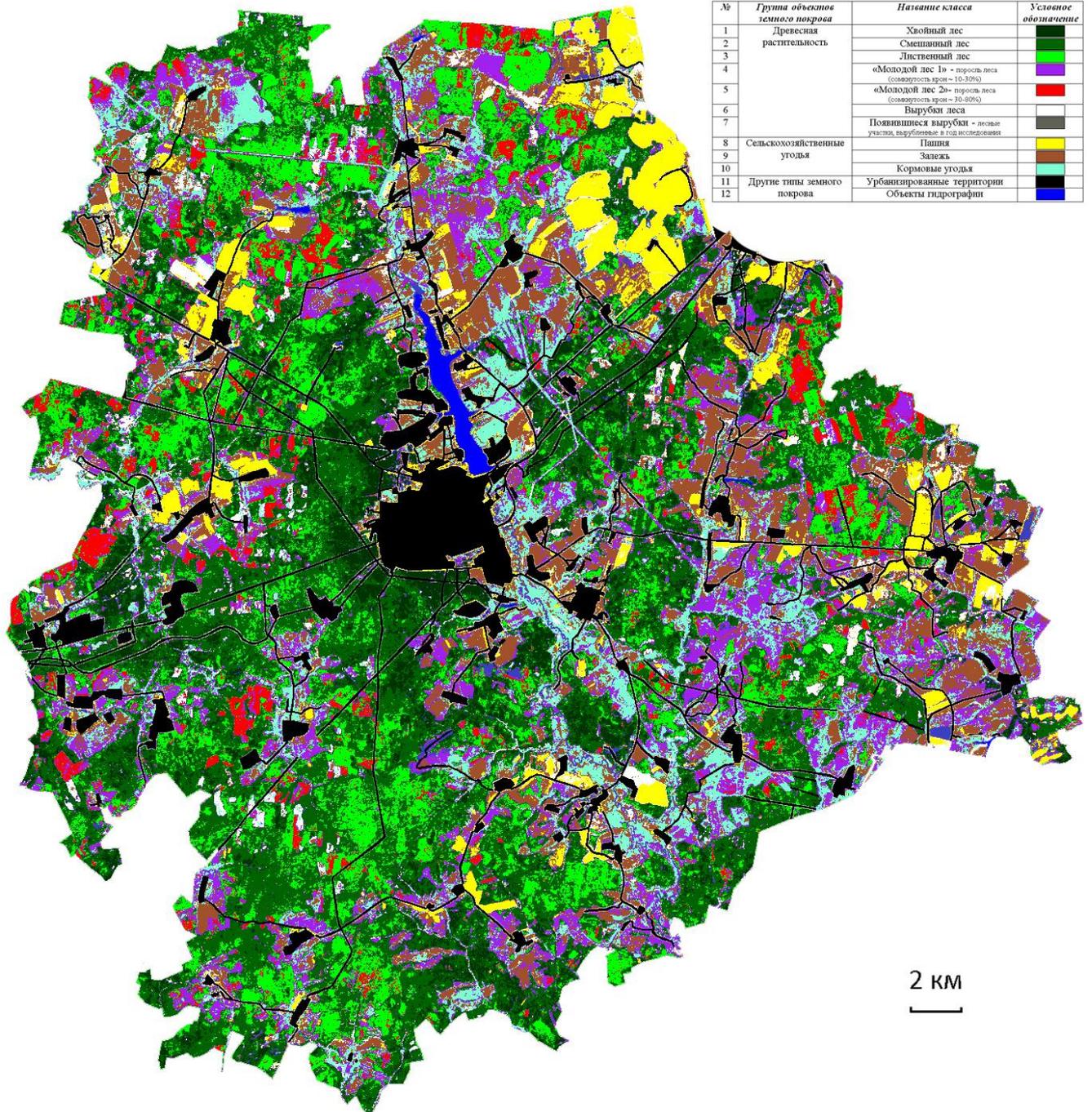


Рисунок Д.4 – Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

12.07.14

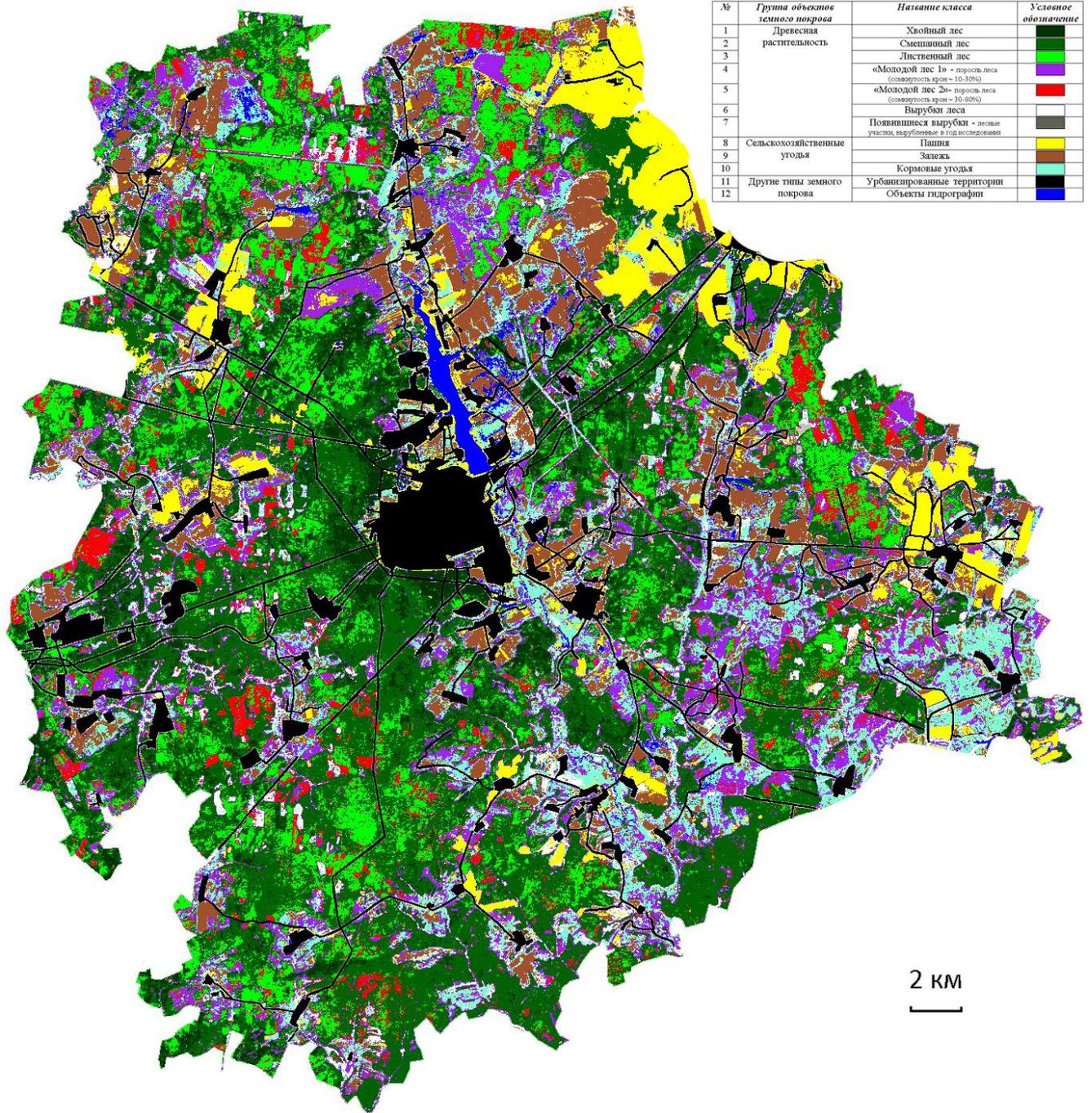


Рисунок Д.5– Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

20.08.14

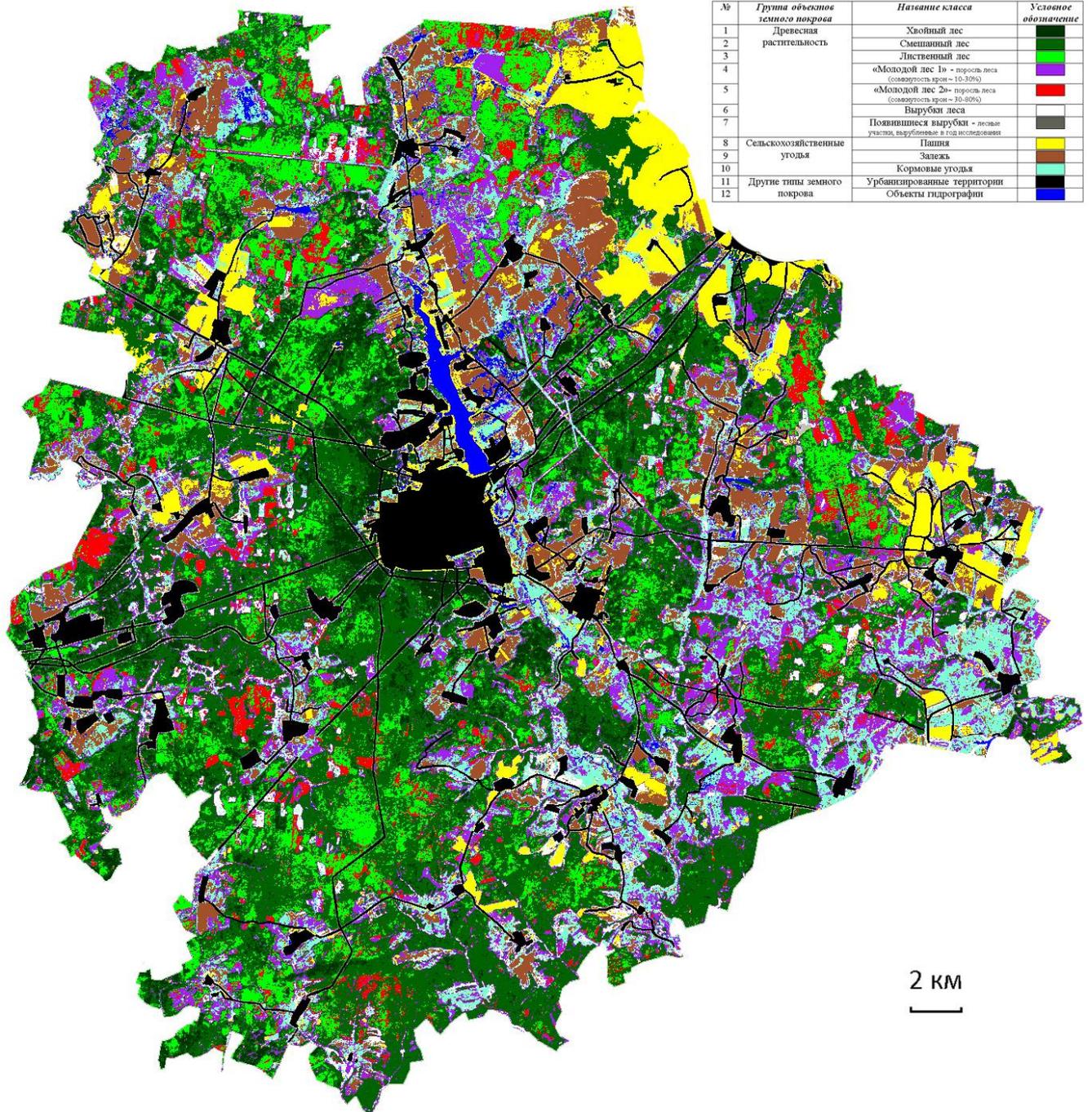
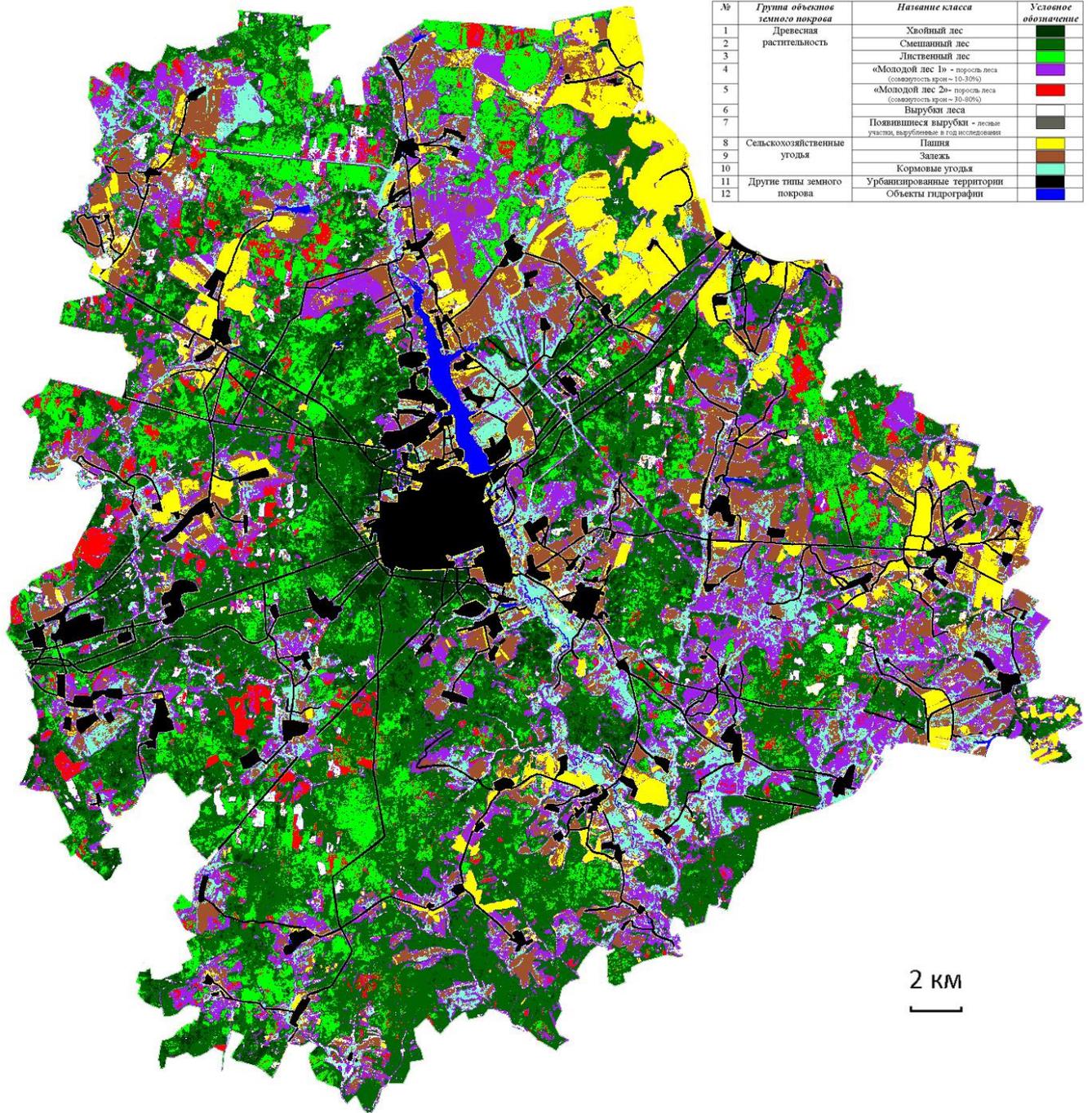


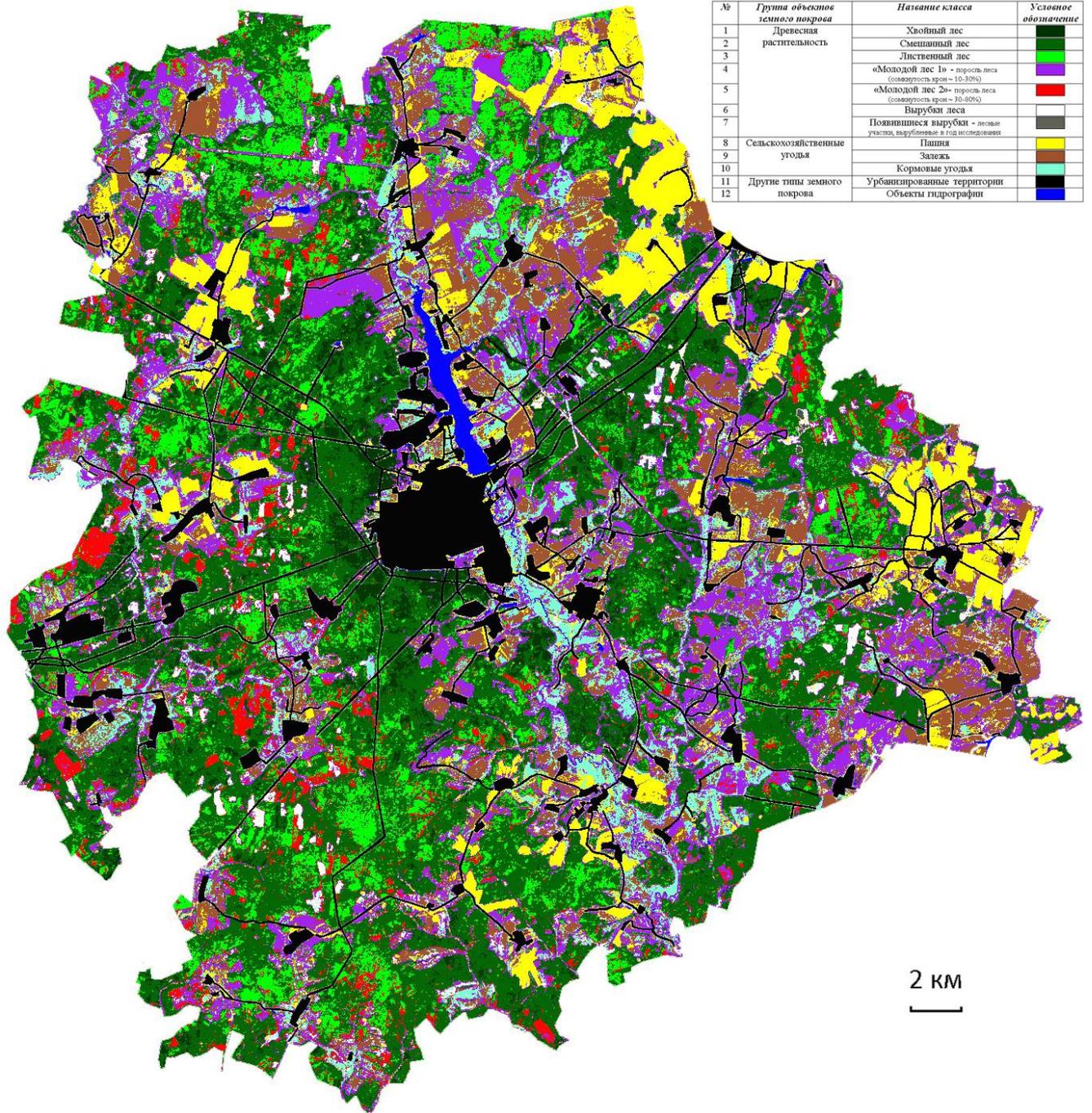
Рисунок Д.6 – Результат классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

21.09.14



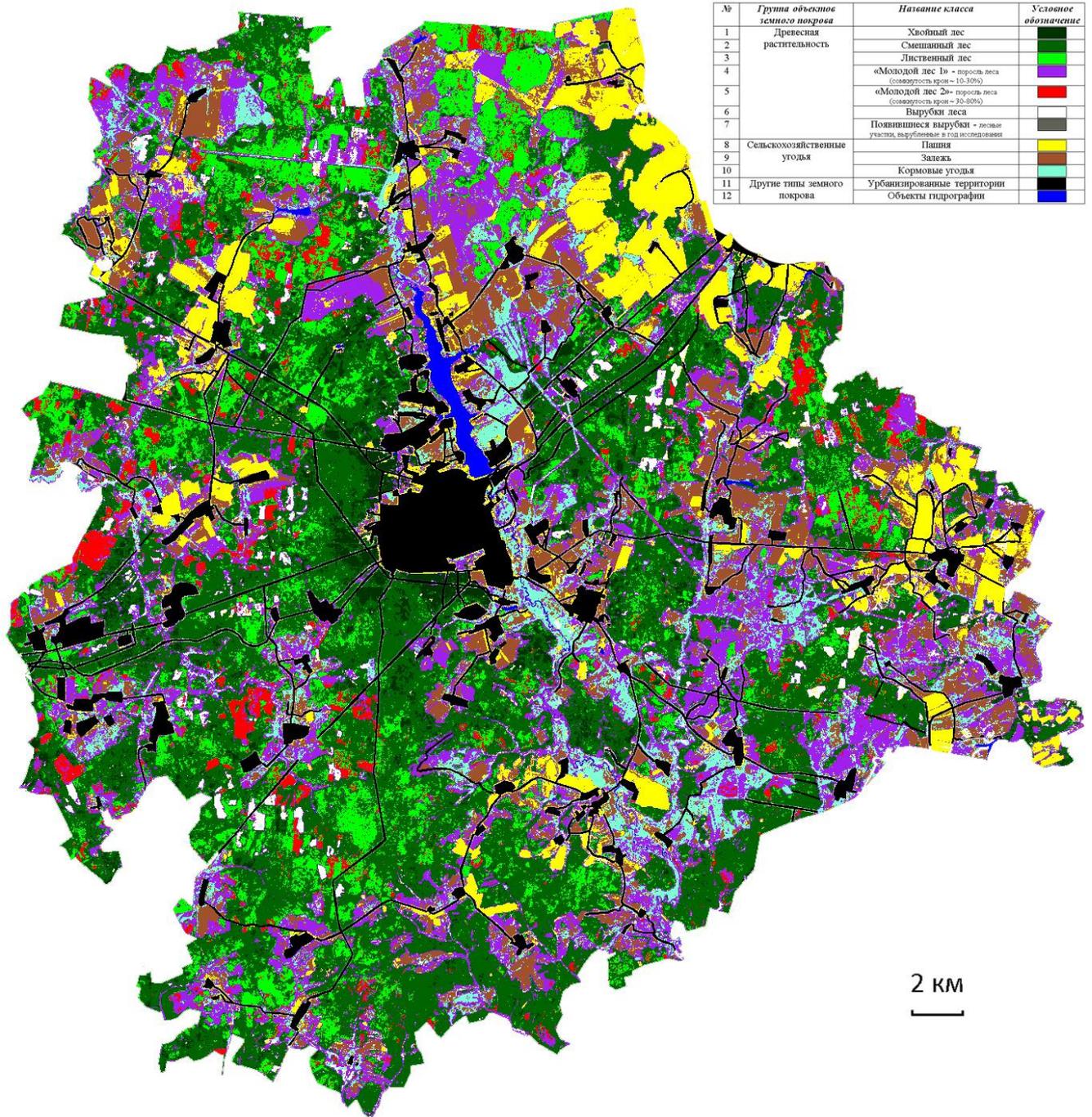
*Рисунок Д.7 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)*

*12.07.14 и 20.08.14*



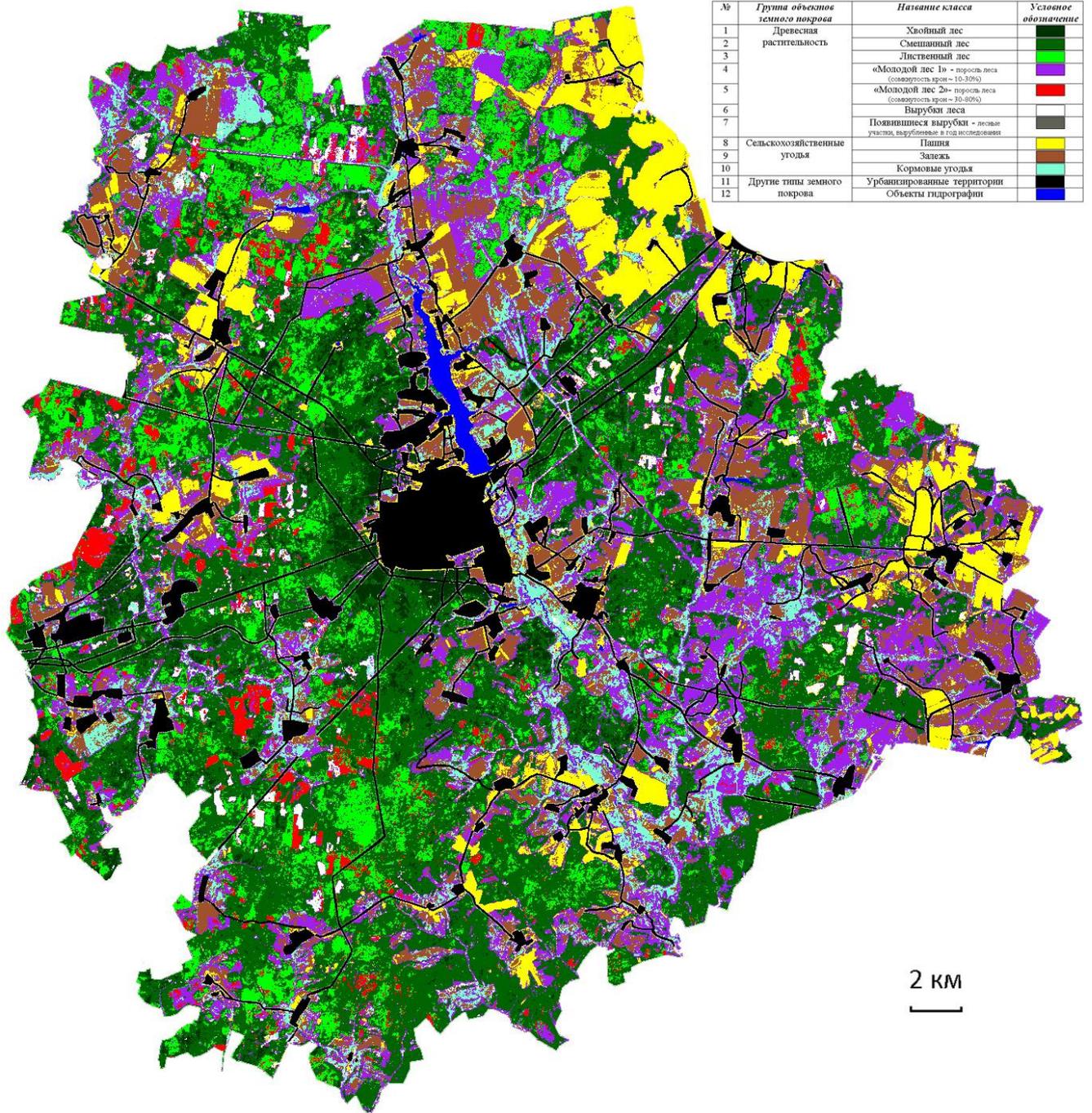
*Рисунок Д.8– Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)*

*09.05.14 и 21.09.14*

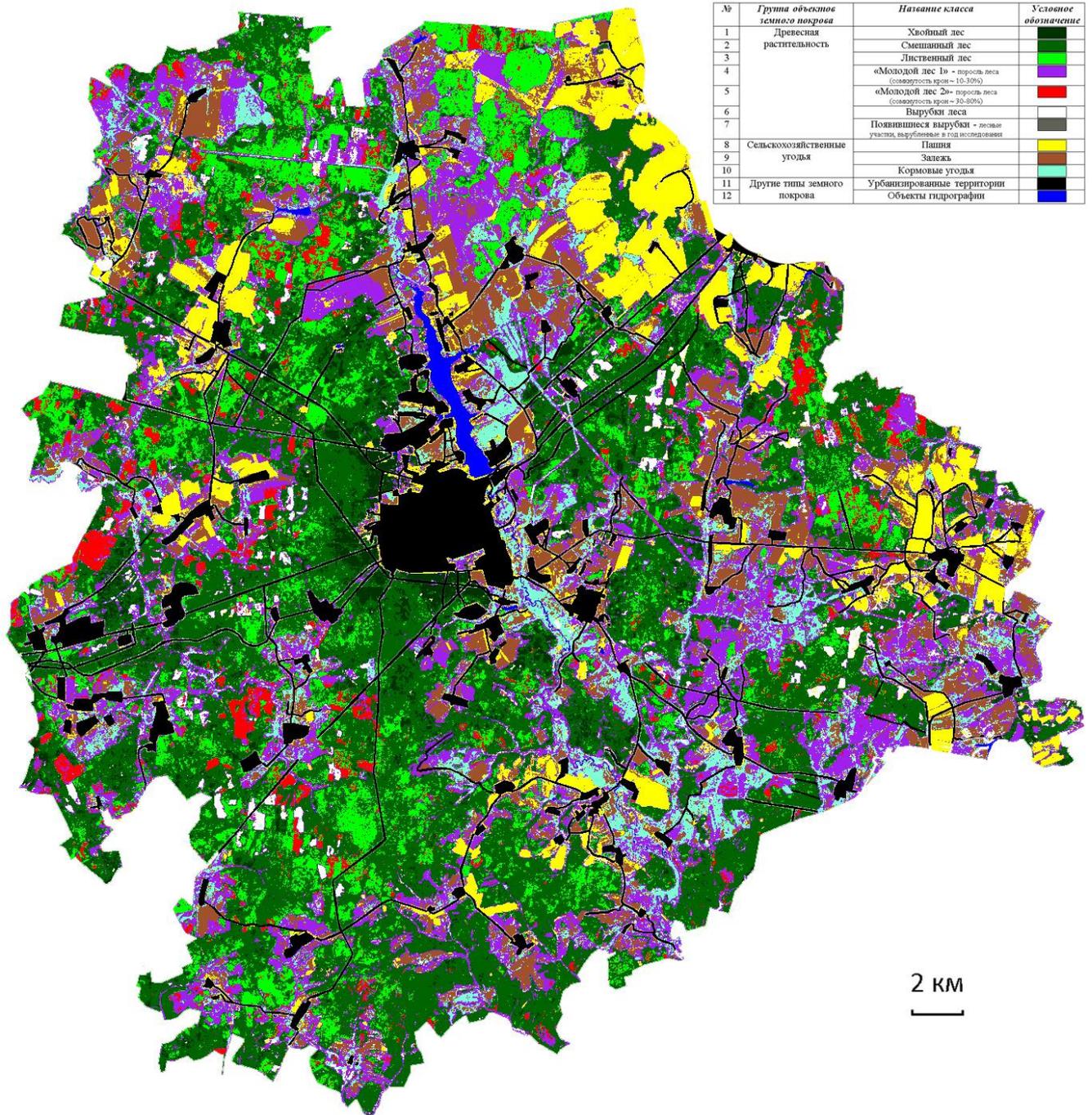


*Рисунок Д.9 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)*

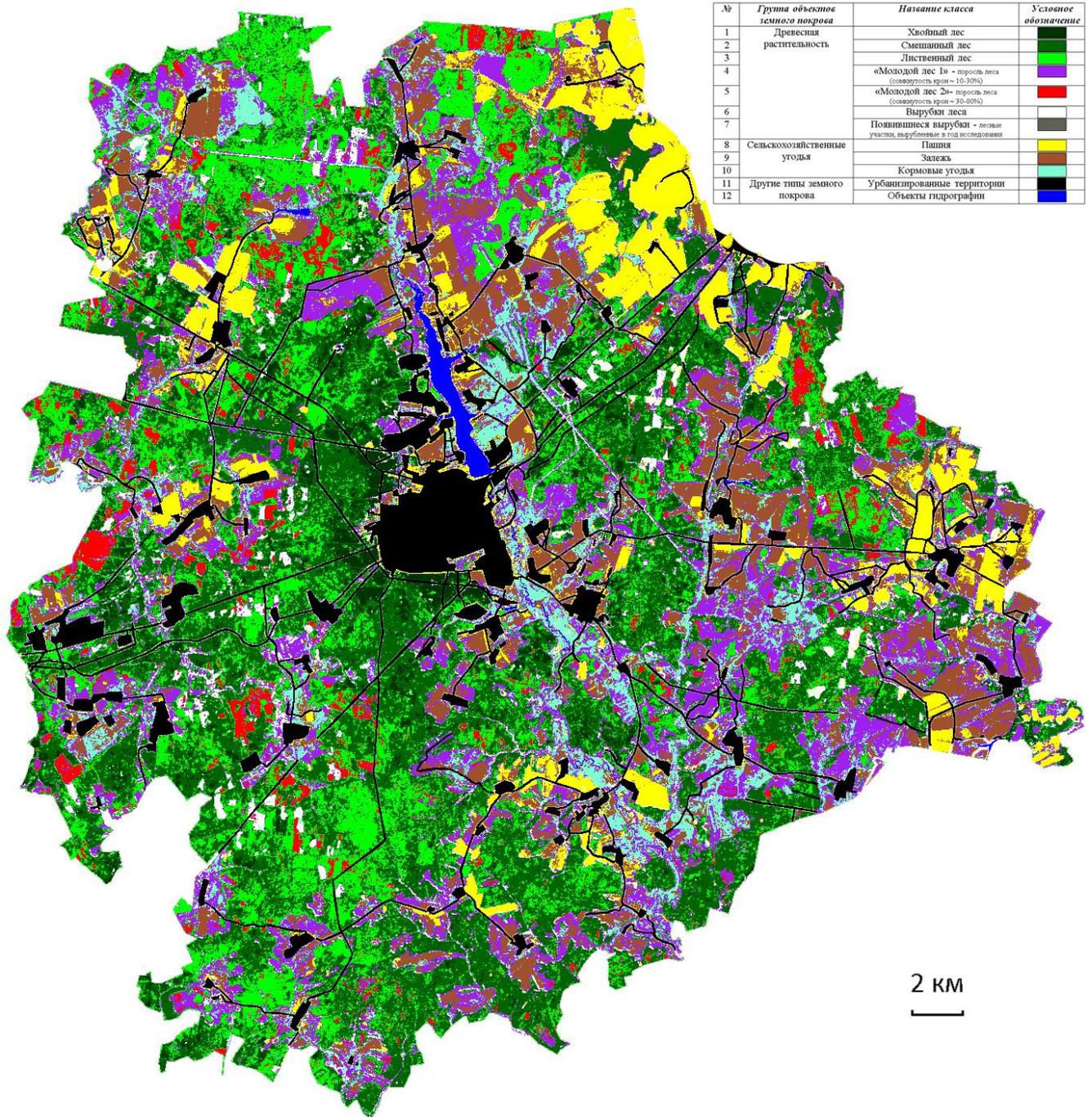
*09.05.14, 12.07.14 и 20.08.14*



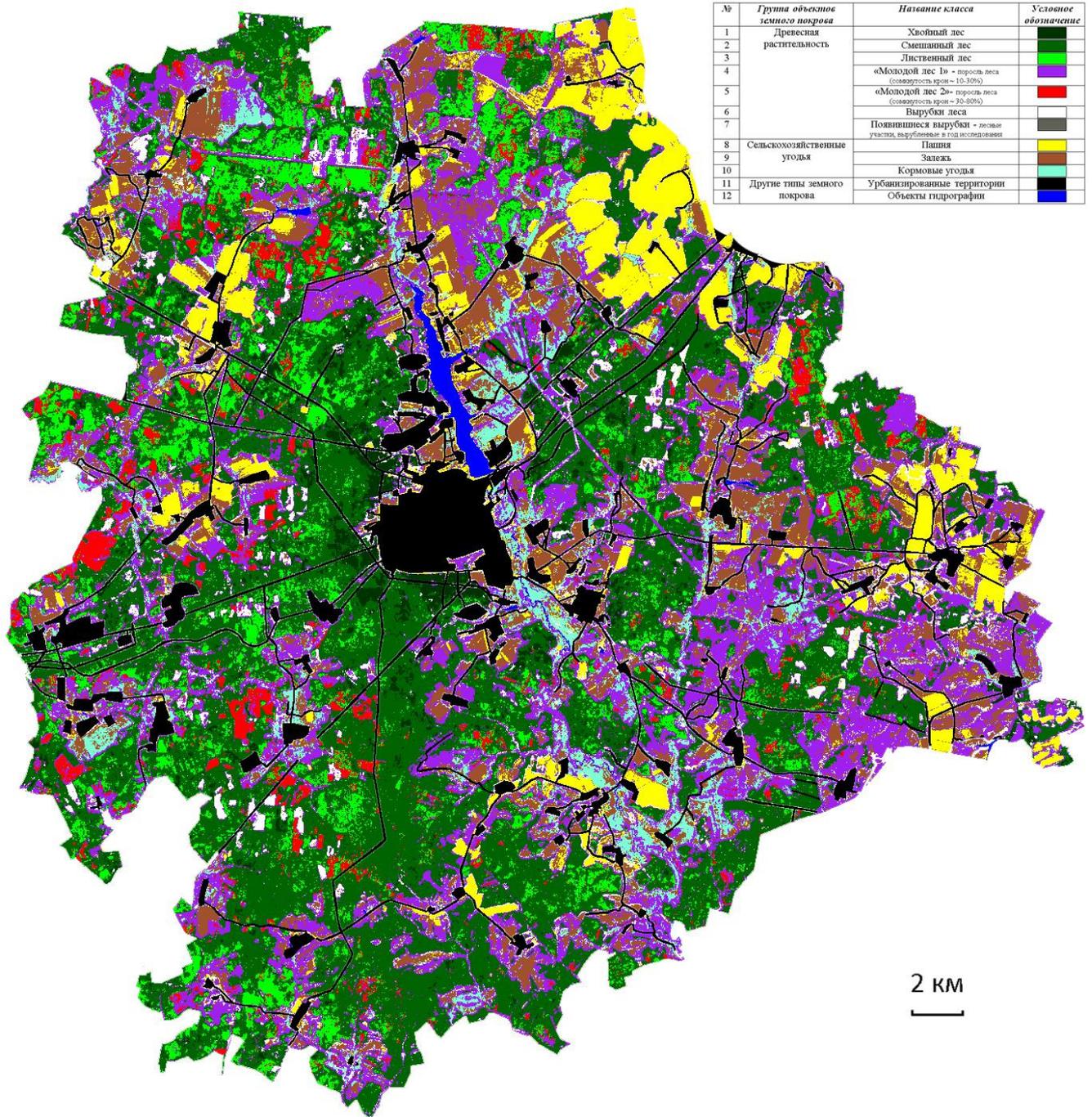
*Рисунок Д.10 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 12.07.14, 20.08.14 и 21.09.2014*



*Рисунок Д.11– Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 09.05.14, 12.07.14 и 21.09.14*

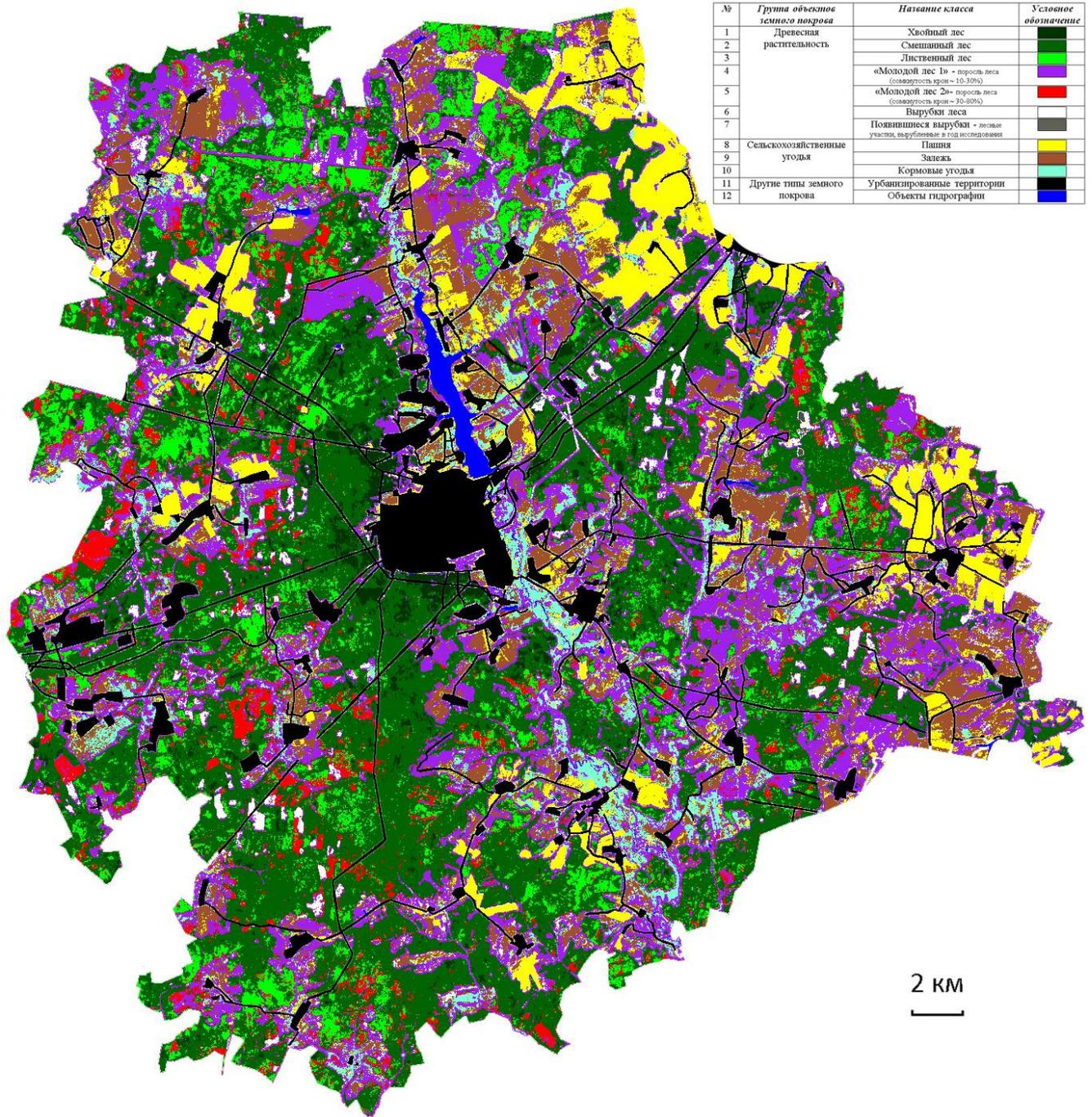


*Рисунок Д.12 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 29.03.14, 12.07.14 и 20.08.14*

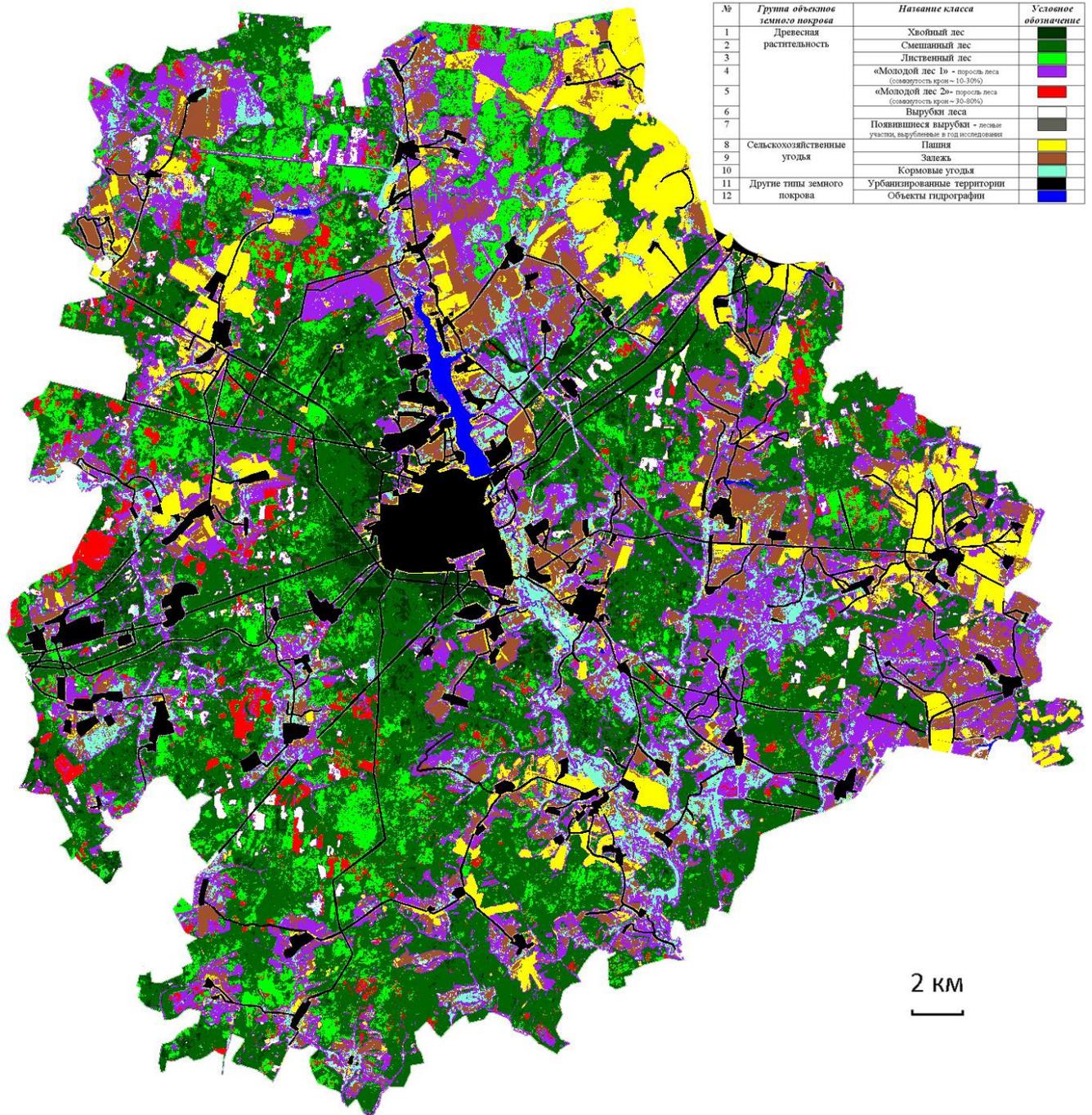


*Рисунок Д.13 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)*

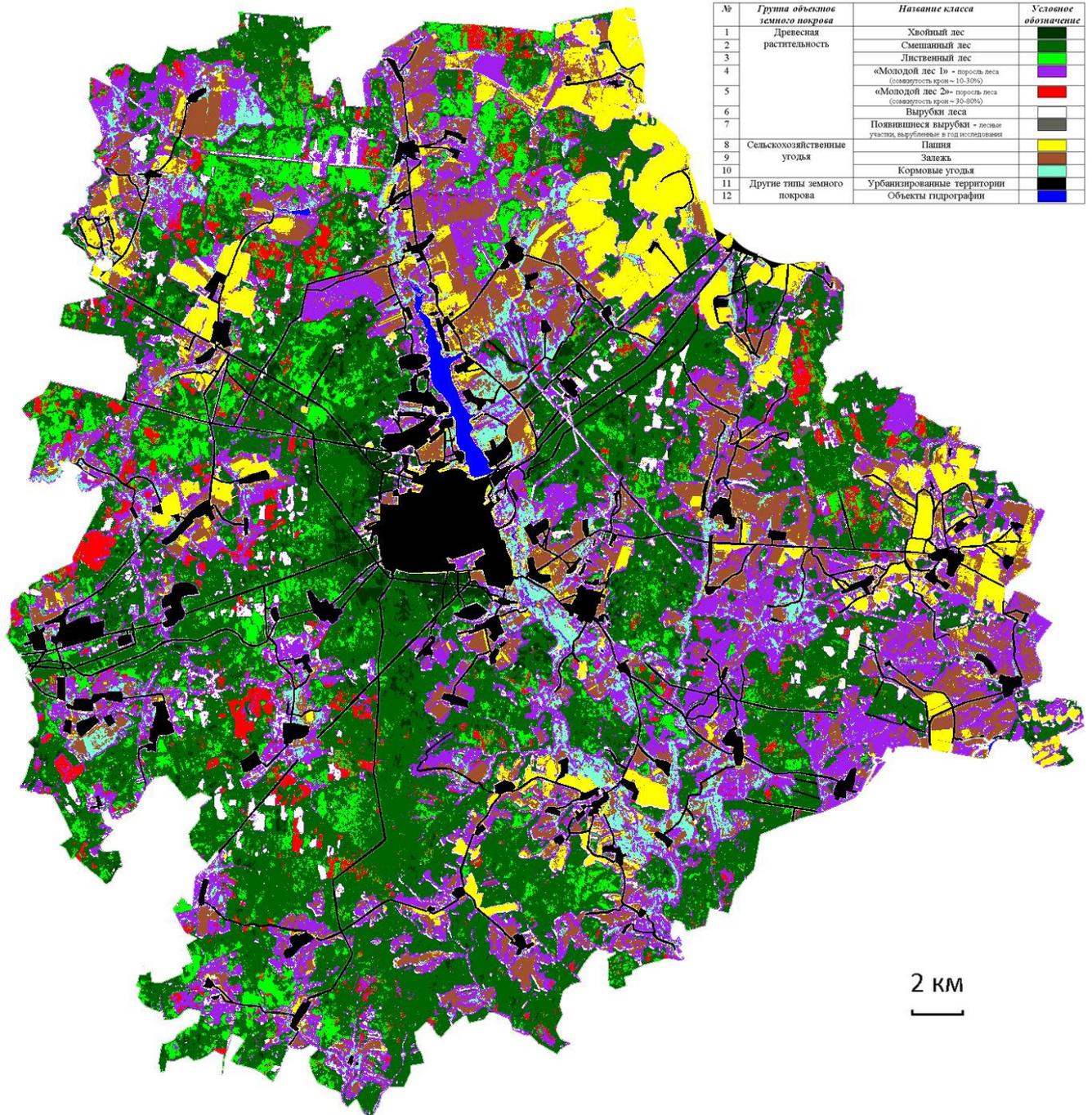
*24.01.14, 12.07.14 и 20.08.14*



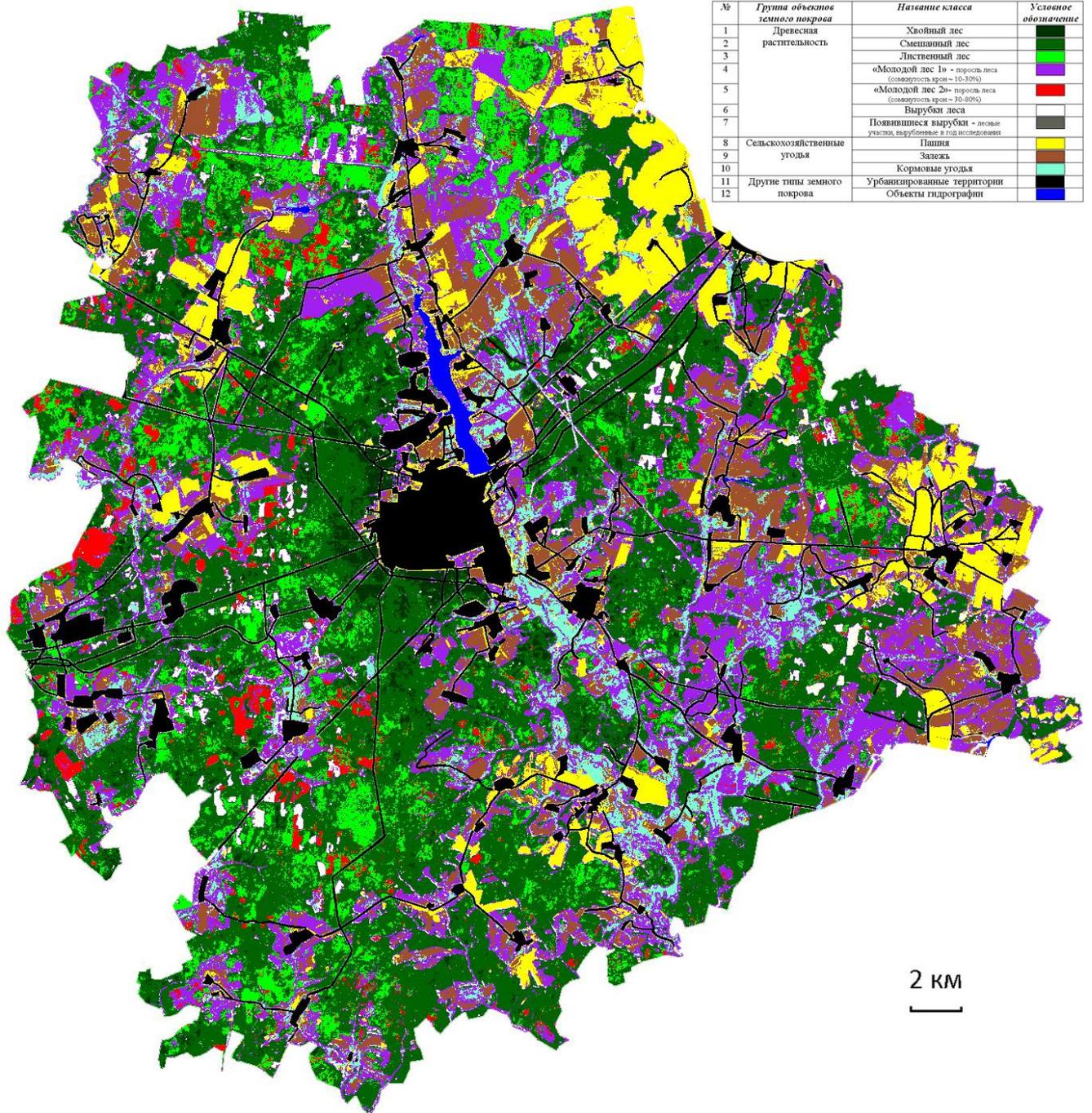
*Рисунок Д.14 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 09.05.14 и 21.09.14*



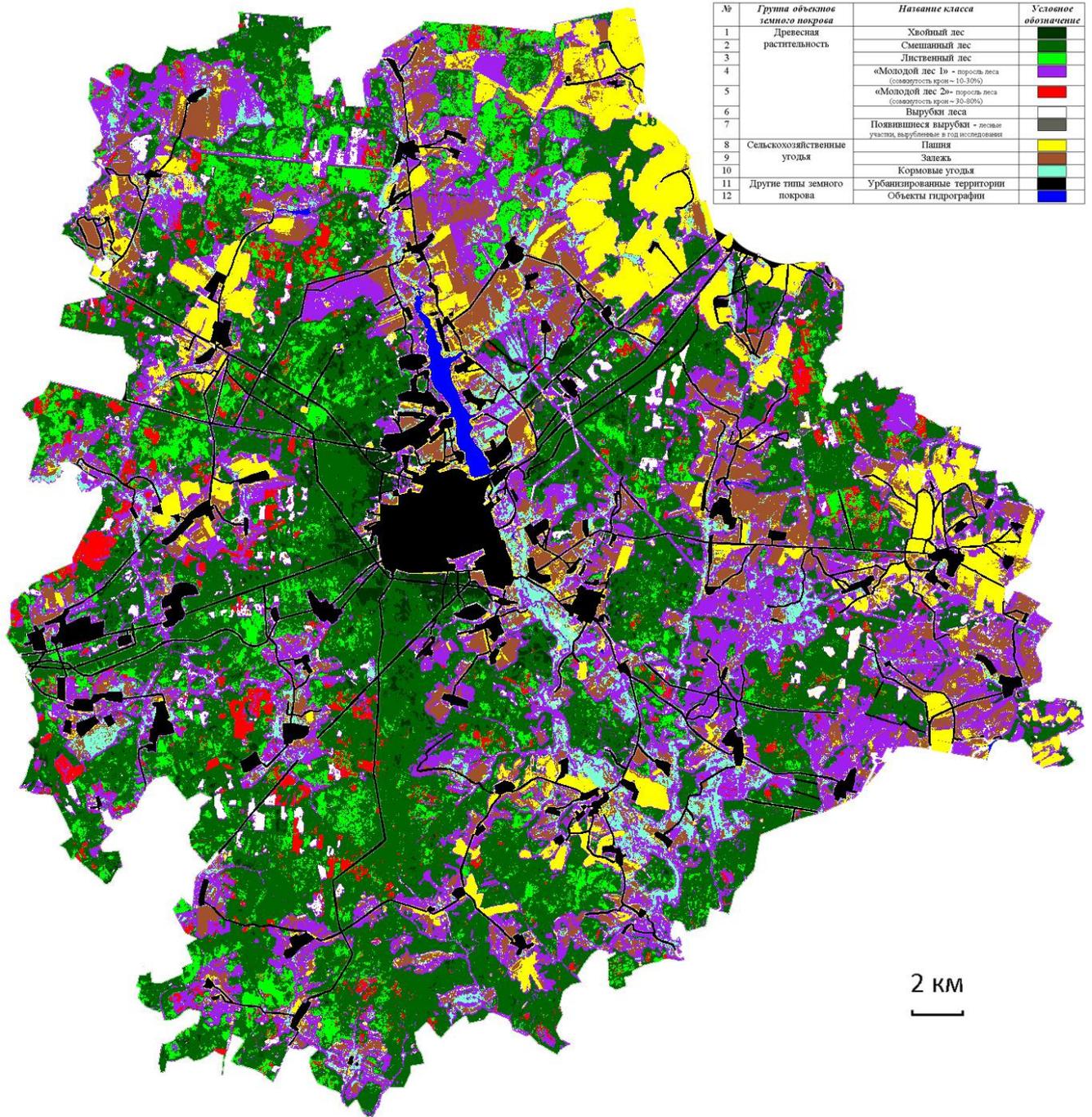
*Рисунок Д.15 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14 и 21.09.14*



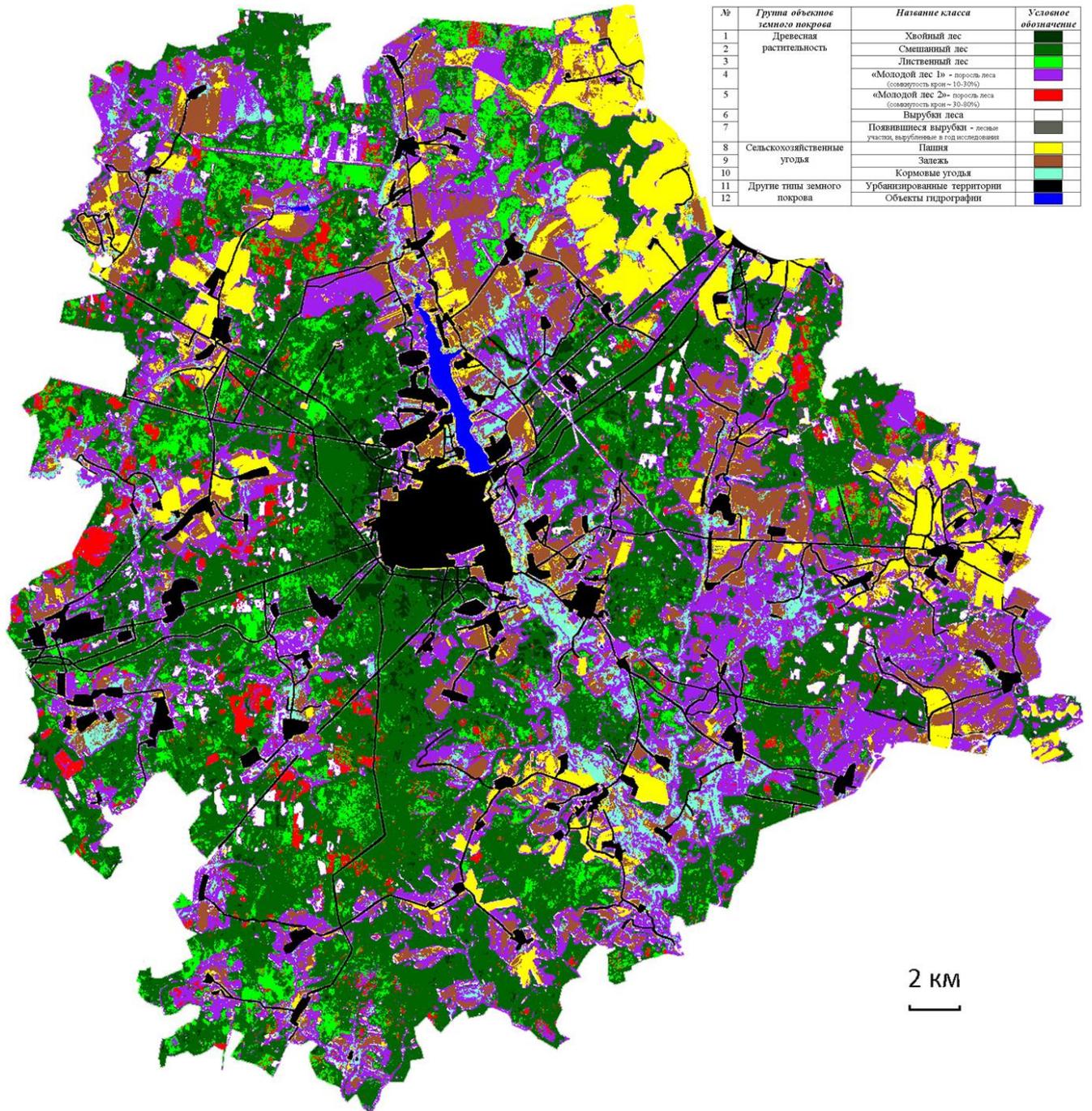
*Рисунок Д.16 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 29.03.14, 12.07.14 и 20.08.14*



*Рисунок Д.17 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 29.03.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14*



*Рисунок Д.18 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14*



*Рисунок Д.19 – Результат классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 29.03.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14*

## ПРИЛЖЕНИЕ Е

### МАТРИЦЫ ОШИБОК КЛАССИФИКАЦИИ

Таблица Е.1 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

24.01.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2359	1234	1	3	17		1		14			3629	77	0,64
2	Смешанный лес	57	41268	937	80	905		1		159			43407	9083	1,42
3	Лиственный лес		4562	4076	52	2855	1			6			11552	1541	3,82
4	Молодой лес 1	10	151	4	13994	630	104	1507	414	1158		56	18028	13874	2,32
5	Молодой лес 2	8	2621	598	2158	8163	5	8	1	11			13573	4537	2,87
6	Кормовые угодья				839		1190	1518	2793	25		85	6450	3087	2,67
7	Пашня				443		500	34568	10205	96		420	46232	21334	8,02
8	Залежь				2682		1996	14726	16805	757		143	37109	16148	12,05
9	Вырубка	2	513	1	4663	129	88	758	950	2564		23	9691	2361	3,63
10	Появившаяся вырубка														
11	Гидрография		1		2954	1	393	2815	1785	135		3632	11716	727	4,10
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5617	27868	12700	4277	55902	32953	4925	0	4359	201387		
	P <sub>1</sub>	96,84	81,96	72,57	50,22	64,28	27,82	61,84	51,00	52,06		83,32			

*n* - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

*S<sub>кл</sub>* - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

*P<sub>1</sub>* – точность правильной классификации в данном классе, %,

*P<sub>2</sub>* – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.2 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника

Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

29.03.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2312	4201	9	7	34							6563	124	2,14
2	Смешанный лес	113	39413	1249	73	1018	1	4	13	80			41964	10937	1,69
3	Лиственный лес	4	4724	3225	217	2859		6		42			11077	2382	4,01
4	Молодой лес 1		68	11	10506	459	484	2250	819	1845			16442	17362	3,42
5	Молодой лес 2		1191	974	2285	7592	1	9	6	272			12330	5108	2,51
6	Кормовые угодья	1			7891	13	2832	2330	6647	474			20188	1445	8,81
7	Пашня		1	4	1045		115	37360	4977	309			43811	18542	4,43
8	Залежь				2929		783	11804	20054	151			35721	12894	9,30
9	Вырубка	6	748	135	2630	725	9	714	57	1597		40	6661	3328	2,58
10	Появившаяся вырубка														
11	Гидрография		4		285		52	1425	375	155		4319	6615	40	1,17
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32948	4925	0	4359	201675		
	P <sub>1</sub>	94,91	78,28	57,52	37,70	59,78	66,21	66,83	60,87	32,43		99,08			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.3 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника

Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

09.05.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2317	4061	35	13	63							6489	119	2,10
2	Смешанный лес	96	38305	800	18	591				73		1	39884	12045	1,05
3	Лиственный лес	5	6636	4203	172	4446	1						15463	1404	5,75
4	Молодой лес 1		104	48	18103	520	410	4156	3695	366			27402	9765	5,36
5	Молодой лес 2	1	966	494	2398	6893	2	4		21			10779	5807	2,06
6	Кормовые угодья	10	23	2	1982	11	2199	5788	2892	400		8	13315	2078	5,64
7	Пашня		3	2	1085		247	33751	6249	11			41348	22151	5,22
8	Залежь				2501		1098	10844	19253	105			33801	13700	8,64
9	Вырубка	7	252	23	1563	176	222	1352	834	3934			8363	990	2,25
10	Появившаяся вырубка														
11	Гидрография				33		98	7	30	14		4350	4532	9	0,09
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4924	0	4359			
	P <sub>1</sub>	2317	4061	35	13	63									

*n* - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

*S<sub>кл</sub>* - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

*P<sub>1</sub>* – точность правильной классификации в данном классе, %,

*P<sub>2</sub>* – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.4 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника

Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

12.07.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2342	6284	4	35	5		1					8671	94	3,18
2	Смешанный лес	61	35989	1098	269	117	4		1	2			37541	14355	1,03
3	Лиственный лес	1	7529	4149	292	1331							13302	1458	4,68
4	Молодой лес 1		251	19	18261	948	523	456	1931	68		1	22458	9607	2,42
5	Молодой лес 2		95	333	1905	10274	2	1	1	14			12625	2426	1,25
6	Кормовые угодья			3	3701	5	3123	441	1775	663			9711	1154	3,34
7	Пашня		3		8		16	36883	744	85		3	37742	19019	0,59
8	Залежь		3		2778	1	477	12323	26907	843			43332	6046	9,75
9	Вырубка		77	1	422	18	127	4565	1529	3247			9986	1678	3,43
10	Появившаяся вырубка														
11	Гидрография	32	113		197	1	5	1232	65	3		4355	6003	4	0,84
	S <sub>кл</sub>	2436	50344	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	0	4359			
	P <sub>1</sub>	96,14	71,49	74,00	65,53	80,90	73,02	65,98	81,65	65,93		99,91			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.5 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника  
Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2336	3376	3	69	2				1		2	5789	100	1,73
2	Смешанный лес	90	38183	779	609	353	1	2		3		4	40024	12162	1,22
3	Лиственный лес	2	7537	4199	503	2116							14357	1408	5,19
4	Молодой лес 1	6	633	65	17481	962	317	444	666	119			20693	10377	1,85
5	Молодой лес 2		458	556	1595	9231			1	33			11874	3469	1,40
6	Кормовые угодья	1	11	2	4119		2885	2710	2692	1074			13494	1392	5,38
7	Пашня		113		637	2	86	37507	1837	108	1	23	40314	18395	1,93
8	Залежь				1198		624	11509	26350	847			40528	6603	8,41
9	Вырубка		8	3	792	34	283	3296	1095	2643	4		8158	2282	2,81
10	Появившаяся вырубка		1					81	34	78	131		325	5	0,10
11	Гидрография	1	25		855		81	353	278	19		4330	5942	29	0,82
	S <sub>кл</sub>	2436	50345	5607	27858	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359	5789		
	P <sub>1</sub>	2336	3376	3	69	2				1		2			

*n* - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

*S<sub>кл</sub>* - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

*P<sub>1</sub>* – точность правильной классификации в данном классе, %,

*P<sub>2</sub>* – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.6 – Матрица ошибок классификации зонального изображения, полученного с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)

21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2358	5148	28	139	5				8		1	7687	78	2,67
2	Смешанный лес	64	37473	1106	581	635		1		16		2	39878	12877	1,59
3	Лиственный лес	4	6537	3895	405	2124		1					12966	1712	4,63
4	Молодой лес 1	10	551	159	16387	704	238	320	246	243		1	18859	11481	1,42
5	Молодой лес 2		628	416	2489	9190	3	1		52			12779	3510	1,90
6	Кормовые угодья		2	3	3844		2820	3410	3057	1015			14151	1457	5,74
7	Пашня		3		354	3	65	41711	2336	127	110	1	44710	14190	2,06
8	Залежь		3		1086	3	696	7962	25712	454	3		35919	7241	6,05
9	Вырубка		3		2033	36	351	1334	1432	2965	17		8171	1960	2,65
10	Появившаяся вырубка							1141	4	8	183		1336	133	0,57
11	Гидрография		2		550		104	20	166	37	3	4354	5236	5	0,45
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55901	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	96,80	74,43	69,47	58,80	72,36	65,93	74,62	78,03	60,20	57,91	99,89			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.7 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 12.07.14 и 20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2345	2284	2	27	2			14			2	4676	91	1,17
2	Смешанный лес	84	41470	788	280	146	1			1		2	42772	8880	0,86
3	Лиственный лес	2	6012	4687	170	895				1			11767	920	3,61
4	Молодой лес 1	1	349	32	20875	1188	242	146	1089	52			23974	6993	1,78
5	Молодой лес 2		107	95	1181	10452				13			11848	2248	0,74
6	Кормовые угодья		1	2	2512	1	3393	100	1238	365			7612	884	2,14
7	Пашня	1	6		153		33	47027	1187	171		6	48584	8875	1,07
8	Залежь		4		2144		464	7526	28840	498			39476	4113	6,31
9	Вырубка	2	90	1	480	16	143	1046	585	3823			6186	1102	1,20
10	Появившаяся вырубка		2								136		138	0	0,00
11	Гидрография	1	25		46		1	57		1		4349	4480	10	0,07
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359			
	P <sub>1</sub>	96,26	82,36	83,59	74,91	82,30	79,33	84,12	87,52	77,62	100,00	99,77			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.8 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 09.05.14 и 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2347	2358	15	37	2							4759	89	1,21
2	Смешанный лес	84	43373	624	121	679					1		44882	6977	1,00
3	Лиственный лес	2	3927	4638	133	2437							11137	969	3,31
4	Молодой лес 1	3	195	65	22160	438	154	456	695	241	1	3	24411	5708	1,29
5	Молодой лес 2		491	262	1267	9125				10			11155	3575	1,07
6	Кормовые угодья		2	2	1092	1	3136	1046	1954	298			7531	1141	2,23
7	Пашня		3	1	743	1	122	47267	3576	87	15		51815	8635	3,12
8	Залежь				1540		741	6834	26299	102	95		35611	6654	5,52
9	Вырубка				743	17	108	297	429	4182			5776	742	0,81
10	Появившаяся вырубка									2	204		206	112	0,00
11	Гидрография		1		32		16	2		2		4356	4409	3	0,03
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4924	316	4359			
	P <sub>1</sub>	96,35	86,14	82,72	79,52	71,85	73,32	84,55	79,81	84,93	64,56	99,93			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.9 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 09.05.14, 12.07.14 и 20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2336	1422		9								3767	100	0,72
2	Смешанный лес	96	44873	598	128	201							45896	5473	0,68
3	Лиственный лес	1	3603	4901	115	1040							9660	706	2,43
4	Молодой лес 1		290	35	23525	790	422	194	1336	48		1	26641	4343	1,79
5	Молодой лес 2		104	71	695	10659				4			11533	2041	0,46
6	Кормовые угодья			1	1560	1	3320	104	935	146			6067	957	1,39
7	Пашня	1	14		522		13	50529	1394	105		6	52584	5373	1,41
8	Залежь			1	1028		422	4683	29003	99			35236	3950	3,70
9	Вырубка	1	31		276	9	100	391	284	4522			5614	403	0,56
10	Появившаяся вырубка	1	9								136		146	0	0,00
11	Гидрография				10			1	1	1		4352	4365	7	0,01
	S <sub>кл</sub>	2436	50346	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359			
	P <sub>1</sub>	95,89	89,13	87,41	84,42	83,93	77,62	90,39	88,01	91,82	100,00	99,84			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.10 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 12.07.14, 20.08.14 и 21.09.2014

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2347	1732	3	33	3						1	4119	89	0,89
2	Смешанный лес	83	44448	717	269	172				1		1	45691	5902	0,82
3	Лиственный лес	2	3645	4757	141	1185							9730	850	2,54
4	Молодой лес 1	1	340	66	22172	996	228	96	716	46	3		24664	5696	1,43
5	Молодой лес 2		126	61	881	10327				13			11408	2373	0,57
6	Кормовые угодья		1	1	2027		3330	18	809	88			6274	947	1,49
7	Пашня	1	12		21		37	51268	1577	189	59	7	53171	4634	1,31
8	Залежь		9		1748		555	4344	29691	290	1		36638	3262	4,12
9	Вырубка	1	33	2	558	17	127	176	160	4296			5370	629	0,55
10	Появившаяся вырубка										253		253	63	0,00
11	Гидрография	1	4		18					2		4350	4375	9	0,01
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	96,35	88,28	84,84	79,56	81,31	77,86	91,71	90,10	87,23	80,06	99,79			

*n* - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

*S<sub>кл</sub>* - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

*P<sub>1</sub>* – точность правильной классификации в данном классе, %,

*P<sub>2</sub>* – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.11 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 09.05.14, 12.07.14 и 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2351	2292	7	19								4669	85	1,16
2	Смешанный лес	80	44897	506	107	198							45788	5453	0,59
3	Лиственный лес	2	2787	4963	130	1555							9437	644	2,28
4	Молодой лес 1	2	231	72	23602	623	227	127	771	44	3	3	25705	4266	1,21
5	Молодой лес 2		97	56	767	10313				10			11243	2387	0,49
6	Кормовые угодья		3	1	1174	1	3362	65	862	41			5509	915	1,09
7	Пашня		6	1	471		44	51791	1725	116	56	2	54212	4111	1,66
8	Залежь		2	1	1212		510	3644	29377	85	1		34832	3576	3,23
9	Вырубка	1	34			10	134	274	218	4628	1		5300	297	0,34
10	Появившаяся вырубка				379						255		634	61	0,19
11	Гидрография		1		7			1		1		4354	4364	5	0,01
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	96,51	89,17	88,51	84,69	81,20	78,61	92,65	89,15	93,97	80,70	99,89			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.12 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 29.03.14, 12.07.14 и 20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2343	1296			1							3640	93	0,65
2	Смешанный лес	79	37199	749	62	67						1	38157	13151	0,63
3	Лиственный лес	8	11460	4674	362	1269				1		1	17775	933	6,69
4	Молодой лес 1	2	200	25	22250	810	282	169	808	40			24586	5618	1,35
5	Молодой лес 2		89	155	652	10528				10			11434	2172	0,48
6	Кормовые угодья				2354		3507	84	498	156			6599	770	1,57
7	Пашня		16		108		16	49239	1885	125		7	51396	6663	1,48
8	Залежь		1		1639		406	5894	29651	56			37647	3302	4,74
9	Вырубка	4	83	4	428	25	66	486	111	4537		34	5778	388	0,63
10	Появившаяся вырубка		6								136		142	0	0,00
11	Гидрография				13			30				4316	4359	43	0,02
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359			
	P <sub>1</sub>	96,18	73,88	83,36	79,84	82,90	82,00	88,08	89,98	92,12	100,00	99,01			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.13 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 12.07.14 и 20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2377	371										2748	59	0,19
2	Смешанный лес	54	47342	559	150	283							48388	3008	0,69
3	Лиственный лес		2103	4919	53	737	1						7813	688	1,48
4	Молодой лес 1	2	320	34	23380	1088	234	182	892	50		13	26195	4488	1,62
5	Молодой лес 2		125	94	675	10583							11477	2117	0,47
6	Кормовые угодья				996		3192	69	740	4			5001	1085	0,92
7	Пашня		1		96		36	48084	1877	85		10	50189	7818	1,45
8	Залежь				1953		708	6851	28884	354			38750	4069	5,85
9	Вырубка	3	82	1	560	9	106	704	557	4432		14	6468	493	1,04
10	Появившаяся вырубка		4								136		140	0	0,00
11	Гидрография		2		5			12	3			4322	4344	37	0,01
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359			
	P <sub>1</sub>	97,58	94,03	87,73	83,90	83,33	74,63	86,01	87,65	89,99	100,00	99,15			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.14 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.14, 09.05.14 и 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2367	451		1	3							0,23	69	2822
2	Смешанный лес	66	47750	502	79	536					1		0,79	2600	48934
3	Лиственный лес		1552	4890	34	1602							1,63	717	8078
4	Молодой лес 1	3	226	53	23931	680	169	519	636	395	2	11	1,55	3371	26625
5	Молодой лес 2		370	162	815	9859	1			2			0,72	2841	11209
6	Кормовые угодья				412		2980	972	1284	79		1	1,40	1297	5728
7	Пашня						181	48991	4683	71	1		3,40	6911	53927
8	Залежь		1		1471		834	5031	26016	122			4,44	6937	33475
9	Вырубка				548	20	105	389	333	4256	126	1	0,78	669	5778
10	Появившаяся вырубка										186		0,00	130	186
11	Гидрография				11		7		1			4346	0,01	13	4365
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27302	12700	4277	55902	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	97,17	94,84	87,21	87,65	77,63	69,68	87,64	78,95	86,42	58,86	99,70			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.15 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8  
(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)  
09.05.14, 12.07.14, 20.08.14 и 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2336	1168	2	15								3521	100	0,59
2	Смешанный лес	95	46390	428	131	241							47285	3960	0,59
3	Лиственный лес	2	2404	5056	114	1108							8684	551	1,85
4	Молодой лес 1	1	250	68	24470	695	215	107	825	51	3	4	26689	3398	1,28
5	Молодой лес 2		107	51	462	10645				10			11275	2055	0,33
6	Кормовые угодья		1	1	853	1	3477	8	692	48			5081	800	0,81
7	Пашня	1	11		449		36	52964	1771	140	54	13	55439	2938	1,70
8	Залежь		3	1	1015		417	2636	29482	88	1		33643	3481	2,47
9	Вырубка	1	16		356	10	132	187	193	4588			5483	337	0,45
10	Появившаяся вырубка										258		258	58	0,00
11	Гидрография				3							4342	4345		0,00
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32963	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	95,89	92,14	90,17	87,81	83,82	81,30	94,74	89,44	93,16	81,65	99,61			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.16 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8  
(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)  
24.01.14, 29.03.14, 12.07.14 и 20.08.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2374	303										2677	62	0,15
2	Смешанный лес	58	48165	468	115	394							49200	2181	0,68
3	Лиственный лес		1458	5004	41	763	1						7267	603	1,16
4	Молодой лес 1	1	224	33	24555	987	315	191	723	44			27073	3313	1,45
5	Молодой лес 2		111	100	471	10534							11216	2166	0,36
6	Кормовые угодья				1071		3342	63	405	6			4887	935	0,78
7	Пашня		1		34		37	49760	2823	91		8	52754	6142	2,06
8	Залежь				1207		538	5355	28820	66			35986	4133	4,25
9	Вырубка	3	84	2	374	22	44	524	182	4718		172	6125	207	0,72
10	Появившаяся вырубка										136		136	0	0,00
11	Гидрография						9					4179	4188	180	0,00
	S <sub>кл</sub>	2436	50346	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	136	4359			
	P <sub>1</sub>	97,45	95,67	89,25	88,11	82,94	78,14	89,01	87,46	95,80	100,00	95,87			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.17 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8  
(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)  
29.03.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2339	870	1	1								3211	97	0,44
2	Смешанный лес	93	47231	428	121	291							48164	3119	0,62
3	Лиственный лес	1	1861	5053	112	1060							8087	554	1,55
4	Молодой лес 1	2	247	61	25225	796	218	178	634	53	7	23	27444	2643	1,28
5	Молодой лес 2		102	63	312	10537				5			11019	2163	0,26
6	Кормовые угодья		1		707		3639		423	33			4803	638	0,59
7	Пашня		5		96		45	53016	2291	98	38	12	55601	2877	1,77
8	Залежь				990		339	2431	29546	30			33336	3407	2,25
9	Вырубка	1	33	1	304	16	36	268	59	4706	3	35	5462	219	0,38
10	Появившаяся вырубка										268		268	48	0,00
11	Гидрография											4289	4289	70	0,00
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55893	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	96,02	93,81	90,12	90,52	82,97	85,08	94,85	89,66	95,55	84,81	98,39			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.18 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8  
(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)  
24.01.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2369	205		1								2575	67	0,10
2	Смешанный лес	66	48740	355	82	336							49579	1610	0,55
3	Лиственный лес		1003	5139	48	791	1						6982	468	0,94
4	Молодой лес 1	1	263	53	25505	833	179	118	727	64	5	68	27816	2363	1,33
5	Молодой лес 2		118	59	304	10729							11210	1971	0,25
6	Кормовые угодья			1	399		3465	9	500	2			4376	812	0,46
7	Пашня		3		419		47	53182	2329	99	30	49	56158	2720	2,04
8	Залежь		3		739		470	2401	29190	114	1	1	32919	3763	2,21
9	Вырубка		15		369	11	115	192	207	4646	1	1	5557	279	0,46
10	Появившаяся вырубка										279		279	37	0,00
11	Гидрография				2							4240	4242	119	0,00
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55902	32953	4925	316	4359			
	P <sub>1</sub>	97,25	96,80	91,65	91,52	84,48	81,01	95,13	88,58	94,34	88,29	97,27			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %

Таблица Е.19 – Матрица ошибок классификации синтезированного разносезонного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8  
(каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2)  
24.01.14, 29.03.14, 09.05.14, 12.07.14, 20.08.14, 21.09.14

	Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели контрольных участков класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1	Хвойный лес	2370	187										2557	187	0,09
2	Смешанный лес	64	48955	333	83	397							49832	877	0,58
3	Лиственный лес		821	5151	43	785	1						6801	1650	0,84
4	Молодой лес 1	2	248	54	26118	883	165	180	601	59	8	58	28376	2258	1,30
5	Молодой лес 2		109	68	206	10619							11002	383	0,20
6	Кормовые угодья				363		3644		317				4324	680	0,34
7	Пашня		2		69		52	53174	2785	88	22	14	56206	3032	2,08
8	Залежь		1		729		394	2268	29146	68			32606	3460	2,05
9	Вырубка		27	1	257	16	21	271	104	4705		99	5501	796	0,40
10	Появившаяся вырубка										282		282	0	0
11	Гидрография											4188	4188	0	0
	S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55893	32953	4920	312	4359	201675		
	P <sub>1</sub>	97,3	97,2	91,9	93,72	83,6	85,2	95,1	88,4	95,6	90,4	96,1			

$n$  - число пикселей во всех контрольных участках, определившихся неверно как данный класс (сумма пикселей по строкам за исключением главной диагонали),

$S_{кл}$  - сумма всех контрольных пикселей данного класса (сумма пикселей по столбцам),

$P_1$  – точность правильной классификации в данном классе, %,

$P_2$  – доля пикселей, ошибочно отнесенных к данному классу и принадлежащих другим классам в наборе опорных данных, %