

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РФ

---

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования «Национальный исследовательский технологический  
университет «МИСИС»

*На правах рукописи*

**Камаев Артем Анатольевич**

**РАЗРАБОТКА МЕТОДА СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКОГО  
КАРТОГРАФИРОВАНИЯ АРКТИЧЕСКОЙ ЗОНЫ РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ НА ОСНОВЕ ДЕШИФРИРОВАНИЯ КОСМИЧЕСКИХ  
СНИМКОВ**

Специальность 1.6.20 – «Геоинформатика, картография»

диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор технических наук, профессор  
кафедры геологии и маркшейдерского дела,  
чл.-корр. РАН В. Н. Татаринов

Москва – 2026

## СОДЕРЖАНИЕ

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ .....	5
ВВЕДЕНИЕ.....	8
1 ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ И КАРТОГРАФИРОВАНИЯ СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКИХ НЕОДНОРОДНОСТЕЙ И РАЗЛИЧИЙ .. .....	16
1.1 Современное состояние геологического изучения Арктической зоны Российской Федерации.....	16
1.2 Спутниковые системы дистанционного зондирования и их возможности в условиях Арктики.....	20
1.3 Признаки дешифрирования структурных и литологических различий геологической среды.....	30
1.4 Методы выявления геологических различий и элементы автоматизации дешифрирования: морфометрия, фильтрация, машинное обучение .....	34
1.5 Выводы по главе 1 .....	37
2 СПЕКТРАЛЬНЫЕ ПРИЗНАКИ ЛИТОЛОГИЧЕСКИХ РАЗЛИЧИЙ, ВТОРИЧНЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ И СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКИХ НАРУШЕНИЙ ПО ДАННЫМ ДЗЗ.....	40
2.1 Спектральные свойства различных литотипов пород.....	40
2.2 Спектральные признаки вторичных преобразований пород.....	43
2.2.1 Спектральные признаки метаморфизма .....	43
2.2.2 Воздействие выветривания и гидротермальных процессов.....	47
2.3 Спектральные проявления структурно-тектонических особенностей пород .....	49

2.3.1	Анизотропия отражения при сланцеватости.....	49
2.3.2	Спектральные индикаторы тектонических нарушений.....	50
2.4	Вычисление геологических индексов на основе спектральных данных ДЗЗ .....	59
2.5	Методы выделения информативных компонент/уменьшения размерности .....	66
2.6	Выводы по главе 2 .....	70
3	РАЗРАБОТКА МЕТОДА СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКОГО КАРТОГРАФИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ДЗЗ .....	73
3.1	Алгоритм практической реализации разработанного метода и критерии отбора сцен.....	73
3.2	Спектральный модуль разработанного метода (детектирование по эталонным спектральным подписям с использованием адаптивного оценителя когерентности) .....	83
3.3	Текстурный модуль разработанного метода (матрица совместной встречаемости уровней серого) .....	105
3.4	Принципы комплексирования спектральных и текстурных признаков, условия применимости и ограничения разработанного метода..... .....	115
3.5	Выводы по главе 3 .....	122
4	АПРОБАЦИЯ РАЗРАБОТАННОГО МЕТОДА НА КОЛМОЗЕРСКОМ МЕСТОРОЖДЕНИИ ЛИТИЯ (КОЛЬСКИЙ ПОЛУОСТРОВ, МУРМАНСКАЯ ОБЛАСТЬ) .....	124
4.1	Геологические и тектонические условия района исследований... ..	124
4.2	Структурно-тектоническое картографирование территории исследований .....	132
4.3	Выводы по главе 4 .....	144

ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	147
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ.....	151
ПРИЛОЖЕНИЕ А .....	169

## СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АЗРФ	– Арктическая зона Российской Федерации
АО	– акционерное общество
ГИС	– геоинформационная система
ГЦ РАН	– Геофизический центр Российской академии наук
ДЗЗ	– дистанционное зондирование Земли
ИК	– инфракрасный спектральный диапазон
РЗЭ	– редкоземельные элементы
ЦМР	– цифровая модель рельефа
ACE	– Adaptive Coherence Estimator (адаптивный оцениватель когерентности)
ASTER	– Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer, спутниковый сенсор (на платформе Terra).
COPERNICUS	– Европейская программа наблюдения Земли
DEM	– Digital Elevation Model (цифровая модель рельефа)
ECOSTRESS	– Ecosystem Spaceborne Thermal Radiometer Experiment on Space Station, тепловой радиометр NASA на Международной космической станции.
GEE	– Google Earth Engine, облачная платформа обработки данных дистанционного зондирования Земли.
GeoTIFF	– открытый формат представления растровых данных в формате TIFF совместно с метаданными о географической привязке
GLMC	– Grey-Level Co-occurrence Matrix (матрица совместной встречаемости уровней серого)
InSAR	– Interferometric Synthetic Aperture Radar (интерферометрическая радиолокация с синтезированной апертурой)

JS	– JavaScript, язык программирования
MNF	– Minimum Noise Fraction (преобразование минимальной доли шума)
MSI	– Multispectral Instrument (мультиспектральный сенсор спутников Sentinel-2)
NASA	– National Aeronautics and Space Administration, (Национальное управление по аэронавтике и исследованию космического пространства, США)
NDWI	– Normalized Difference Water Index (нормализованный разностный индекс воды)
PCA	– Principal Component Analysis (метод главных компонент)
PRISMA	– PRecursor IperSpettrale della Missione Applicativa, итальянский гиперспектральный спутник
QGIS	– Quantum GIS, настольная геоинформационная система
RGB	– цветовая модель: красный – зеленый – синий
ROI	– Region of Interest (область исследования)
SCL	– Scene Classification Layer (слой классификации сцены)
SHRIMP	– Sensitive High Resolution Ion MicroProbe (высокоразрешающая ионная микрозонд-масспектрометрия)
SNR	– Signal-to-Noise Ratio, отношение сигнал/шум
SWIR	– Short-wave infrared (ближний инфракрасный диапазон)
TIN	– Triangulated Irregular Network (нерегулярная триангулированная сеть)
URL	– Uniform Resource Locator, веб-адрес

USGS	–	United States Geological Survey (Геологическая служба США)
VIS	–	Visible (видимый)
VNIR	–	Visible and near-infrared (видимый и ближний инфракрасный диапазон)

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность.** Арктическая зона Российской Федерации (АЗРФ) является одним из главных источников стратегического минерального сырья, включающего хромовые руды, титан, медь, олово, рассеянные элементы, платиноиды, золото, РЗЭ, апатитовые руды, алмазы и др. В *Стратегии развития минерально-сырьевой базы Российской Федерации до 2050 года* и *Стратегии развития Арктической зоны Российской Федерации до 2035 года* подчеркивается необходимость повышения эффективности геологического изучения недр. Развитие минерально-сырьевой базы в АЗРФ происходит в сложных инженерно-геологических условиях, экстремальном климате и слабо развитой транспортной инфраструктуры. Указанные особенности приводят к значительному росту экономических и производственных затрат при выполнении геологического и структурно-тектонического картографирования, что определяет необходимость разработки эффективных дистанционных и геоинформационных методов исследования.

Геологическое и структурно-тектоническое картографирование является важнейшей частью геологического изучения недр. Данные о разломно-блоковом строении геологической среды используются на всех этапах поиска, разведки и эксплуатации месторождений полезных ископаемых. Существующие подходы к картированию часто основаны на экспертном визуальном дешифрировании и использовании разрозненных наборов диагностических признаков, что придает результатам субъективность, ограничивает их воспроизводимость и существенно затрудняет формализацию и автоматизацию анализа при обработке данных на больших территориях.

В этих условиях методы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) и геоинформационного моделирования становятся важнейшим инструментом получения пространственно согласованных данных о геологической среде на региональном и локальном уровнях. Современные спутниковые системы

обеспечивают регулярное обновление данных даже на территории АЗРФ для задач геологического дешифрирования космических снимков. В то же время развитие вычислительных технологий позволяет переходить от экспертных интерпретаций к автоматизированным количественным процедурам анализа. На данный момент перспективным, но не в полной мере раскрытым направлением является комплексирование спектрометрического анализа (геологических спектральных индексов, композитов, методов выявления локальных контрастов) с текстурными подходами, включая расчет признаков на основе матриц совместных вероятностей уровней серого (Grey-Level Co-occurrence Matrix, GLCM). Комплексирование спектрометрического анализа с текстурными признаками GLCM позволяет учитывать не только спектральные, но и пространственно-структурные характеристики геологических объектов, снижая неоднозначность и повышая устойчивость интерпретации. Это повышает точность выявления и классификации слабоконтрастных и структурно обусловленных геологических объектов.

В связи с этим разработка метода структурно-тектонического картографирования на основе комплексирования спектрального и текстурного анализа данных дистанционного зондирования Земли является актуальной научной и прикладной задачей. Ее решение имеет значение для повышения эффективности геологоразведочных работ, уточнения структурного строения территорий, выделения разломных зон и структурно-тектонических неоднородностей, а также для развития геоинформационных технологий анализа данных ДЗЗ в условиях Арктической зоны Российской Федерации.

**Объект исследования** – структурно-тектонические неоднородности геологической среды, включая разломные зоны и связанные с ними пространственные различия поверхности, проявляющиеся в данных дистанционного зондирования Земли.

**Предмет исследования** – спектральные и текстурные признаки космических снимков, а также методы их геоинформационного анализа,

применяемые для выявления и картографирования структурно-тектонических неоднородностей.

**Цель** работы состоит в разработке метода структурно-тектонического картографирования на основе комплексирования спектральных и текстурных признаков космических снимков и геоинформационного моделирования для повышения достоверности выявления и интерпретации структурно-тектонических неоднородностей в условиях Арктической зоны Российской Федерации.

**Идея** работы заключается в том, что комплексное использование спектральных и текстурных признаков космических снимков в составе геоинформационной модели анализа пространственных данных ДЗЗ позволяет повысить достоверность выявления и интерпретации структурно-тектонических неоднородностей по сравнению с отдельным использованием этих признаков.

**Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:**

1. Проанализировать современные подходы к структурно-тектоническому картографированию и определить их возможности и ограничения, в том числе для условий Арктической зоны Российской Федерации.

2. Исследовать информативность различных типов данных ДЗЗ для выявления структурных и литологических неоднородностей в районах поиска и разведки месторождений полезных ископаемых.

3. Обосновать комплекс признаков, объединяющий спектральные индикаторы (индексы/композиции, методы выявления яркостных контрастов) и текстурные показатели на основе матрицы совместной встречаемости уровня серого, позволяющих выделять структурно-тектонические неоднородности на космоснимках.

4. Разработать метод структурно-тектонического картографирования на основе спектрометрического и текстурного анализа

данных ДЗЗ для условий Арктической зоны Российской Федерации. Разработать алгоритм практической реализации метода для обработки, интерпретации данных ДЗЗ, обеспечивающий автоматизированное дешифрирование разломных зон и структурно-тектонических неоднородностей.

5. Провести апробацию разработанного методического подхода и алгоритмов на примере месторождений АЗРФ и оценить его применимость для решения задач структурного дешифрирования.

#### **Основные научные положения, выносимые на защиту:**

1. Обоснован комплекс геологических спектральных индексов для геоинформационного моделирования, позволяющий при поиске и разведке месторождений в условиях Арктической зоны РФ выделять спектральные контрасты, ассоциированные с литологическими различиями и проявлениями структурно-тектонических неоднородностей.

2. Разработанный метод структурно-тектонического картографирования, основанный на комплексировании спектральных и текстурных признаков космических снимков, повышает достоверность выявления спектрально-текстурных контрастов, связанных с разломными зонами и структурными неоднородностями при исследовании геосистем в Арктической зоне Российской Федерации.

3. Реализация разработанного метода в виде алгоритмического аппарата обеспечивает адаптивное формирование интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$ , формируемого на основе совместной оценки информативности спектральных и текстурных признаков космических изображений применительно к условиям Арктической зоны Российской Федерации.

#### **Научная новизна работы:**

1. Обоснован комплекс диагностических признаков структурно-тектонических неоднородностей для условий Арктической зоны Российской Федерации, включающий геологические спектральные индексы, эталонные

спектральные образы и текстурные характеристики космических снимков, используемые в составе геоинформационной модели анализа пространственных данных ДЗЗ.

2. Разработан метод структурно-тектонического картографирования, основанный на комплексировании спектральных и текстурных признаков космических снимков и обеспечивающий выявление и интерпретацию спектрально-текстурных контрастов, связанных с разломными зонами и структурными неоднородностями геосистем Арктической зоны Российской Федерации.

3. Предложен алгоритмический аппарат реализации разработанного метода, обеспечивающий адаптивное формирование интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$  на основе совместной оценки информативности спектральных и текстурных признаков на космических изображениях.

4. Разработана геоинформационная модель анализа пространственных данных ДЗЗ, обеспечивающая последовательный переход от расчета спектральных и текстурных признаков к структурно-тектонической интерпретации и картографированию неоднородностей геологической среды.

#### **Соответствие диссертации паспорту специальности:**

Исследование соответствует следующим направлениям паспорта специальности 1.6.20 «Геоинформатика, картография»:

п. 7. Картографические и геоинформационные методы и технологии анализа пространственных данных, моделирования пространственных явлений, объектов, процессов, отношений и систем.

п. 24. Космическое картографирование и географическое дешифрирование аэрокосмических снимков. Использование данных аэрокосмических съемок и глобальных навигационных спутниковых систем для картографирования и исследования геосистем.

**Обоснованность и достоверность исследования** обеспечиваются анализом отечественных и зарубежных исследований в области

дистанционного зондирования Земли и геоинформационного анализа, применением современных методов спектрального и текстурного анализа многоспектральных спутниковых данных, воспроизводимостью алгоритмов обработки, сопоставлением результатов с фактическими геологическими данными, а также апробацией основных результатов на научных конференциях и семинарах.

**Методы исследований включают:** анализ и обобщение отечественных и зарубежных научных данных в области геоинформатики, геологического дешифрирования и дистанционного зондирования Земли; методы спектрометрического анализа спутниковых данных; расчет геологических спектральных индексов; методы текстурного анализ изображений на основе матриц совместных вероятностей уровней серого; методы анализа главных компонент, геоинформационное моделирование и пространственный анализ с использованием ГИС-технологий; методы статистической обработки и интерпретации пространственно распределенных данных. Вычисления, обработка и визуализация результатов выполнялись с применением программных средств Google Earth Engine, QGIS и языков программирования Python и JavaScript.

**Практическая значимость работы** определяется задачами развития минерально-сырьевой базы и освоения месторождений в условиях Арктической зоны Российской Федерации и расширением возможностей структурно-тектонического картографирования и геодинамической интерпретации территорий месторождений на основе дешифрирования космоснимков. Разработанный метод и его программная реализация позволяют выявлять разломные зоны, структурно-тектонические неоднородности и потенциально перспективные участки.

**Реализация результатов исследования.** Результаты работы могут быть использованы при проведении геологического и структурно-тектонического картографирования, планировании и оптимизации геологоразведочных работ, выделении участков, требующих детальной структурной проверки, а также

при разработке и сопровождении геоинформационных схем анализа данных ДЗЗ для арктических территорий.

**Апробация работы.** Основные научные положения диссертационной работы доложены: на научных конференциях молодых ученых и аспирантов Института физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН (Москва, 6–7 ноября 2024 г.; 5–6 ноября 2025 г.); на VIII Международной научно-практической конференции «Фундаментальные и прикладные аспекты геологии, геофизики и геоэкологии с использованием современных информационных технологий» (Майкоп, 12–16 мая 2025 г.); на Международной конференции приуроченной к 70-летию Геофизического центра РАН и 300-летию РАН «Наука о данных, геоинформатика и системный анализ в изучении Земли» (Суздаль, 25–27 сентября 2024 г.); Международном научном симпозиуме «Неделя горняка» (Москва, НИТУ «МИСиС», 29 января – 2 февраля 2024 г., 3–7 февраля 2025 г.).

Результаты исследования докладывались на семинарах кафедры геологии и маркшейдерского дела НИТУ МИСИС и семинарах лаборатории геодинамики Геофизического центра РАН.

**Личный вклад автора** выразился в непосредственном участии на всех этапах исследования: при постановке цели и задач работы, планировании и организации исследований, сборе, анализе и обобщении отечественной и зарубежной научно-технической информации; выборе и обосновании используемых спутниковых данных и геоинформационных систем; выполнении спектрометрического и текстурного анализа космических снимков, расчете геологических спектральных индексов и текстурных признаков; участии в комплексе полевых геолого-разведочных работ на месторождении; разработке и программной реализации алгоритмов обработки и интерпретации данных, анализе и интерпретации полученных результатов структурно-тектонического и геодинамического картирования; формулировке выводов и методических рекомендаций по применению данных ДЗЗ и ГИС-

технологий для решения задач структурно-тектонического анализа и планирования геолого-разведочных работ на месторождениях.

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения и одного приложения. Общий объем работы составляет 169 страниц и включает 48 иллюстраций, 12 таблиц, а также список цитируемой литературы, состоящий из 143 источников.

**Благодарности.**

Диссертант выражает искреннюю благодарность своему научному руководителю, чл.-корр. РАН, д.т.н. Татаринovu В.Н. за ценные консультации, внимательное сопровождение работы на всех ее этапах и моральную поддержку. Автор выражает благодарность зав. каф. «Геология и маркшейдерское дело», доц., к.т.н. Ческидову В.В. и ст. преп. Маневичу А.И., а также всему коллективу кафедры за ценные советы в ходе исследования. Автор выражает особую признательность академику РАН, д.ф.-м.н. А.Д. Гвишиани, а также всем коллегам из Геофизического центра РАН: д.ф.-м.н. Дзедобову Б.А., к.т.н. Акматову Д.Ж., к.т.н. Шевчуку Р.В., к.т.н. Лосеву И.В. и др. за поддержку и рекомендации при подготовке работы.

Работа выполнена в Геофизическом центре Российской академии наук. Материалом послужили результаты, полученные лично автором в рамках работы по темам Государственного задания ГЦ РАН.

# **1 ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ И КАРТОГРАФИРОВАНИЯ СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКИХ НЕОДНОРОДНОСТЕЙ И РАЗЛИЧИЙ**

## **1.1 Современное состояние геологического изучения Арктической зоны Российской Федерации**

АЗРФ представляет собой уникальный физико-географический район Земли с исключительным ресурсным потенциалом. По оценкам, только на арктическом шельфе России находится до 90 млрд тонн условного топлива, что составляет около четверти мировых запасов углеводородов [Запивалов, 2009]. Помимо нефти и газа, на этой территории прогнозируются и частично выявлены значительные запасы твердых полезных ископаемых, включая золото, платину, алмазы, железо, хромиты, а также стратегические виды сырья – редкие земли, железомарганцевые конкреции и органогенные образования [Slukovskii et al., 2022; Kalashnikov et al., 2016; Solovyova et al., 2023]. Тем не менее, столь значительный потенциал все еще не получил системного картографического и структурно-геодинамического обоснования из-за слабой и крайне неравномерной геологической изученности региона.

Исследования и научно-методическое обеспечение освоения минерально-сырьевой базы Арктической зоны РФ ведутся в организациях, работающих по линии недропользования и геологического картирования: Федеральное агентство по недропользованию (Роснедра), АО «Росгеология», ФГБУ Институт им. А.П. Карпинского. Существенный вклад в изучение минеральных ресурсов Арктики и арктического шельфа вносит ФГБУ «ВНИИОкеангеология» им. акад. И.С. Грамберга. В части аналитики и мониторинга состояния минерально-сырьевой базы (включая арктические регионы) выделяется ФГБУ «ВИМС». Нельзя не отметить и отдельные научно-исследовательские геологоразведочные работы на арктических территориях выполняемые институтом Арктики и Антарктики (ААНИИ РАН),

Институтом геологии рудных месторождений, петрографии, минералогии и геохимии (ИГЕМ РАН).

На сегодняшний день основная часть суши АЗРФ охвачена мелкомасштабной геологической съемкой масштаба 1:1 000 000, а среднемасштабные исследования (1:200 000) охватывают около 90 % континентальной территории (рисунок 1.1) [Аракчеев и др., 2019]. В то же время крупномасштабные работы (1:50 000 и более детальные) проведены только локально – в пределах промышленно освоенных районов (Кольский и Югорский полуострова, Воркута, Магаданская область, низовья Лены и др.). Островные территории изучены значительно слабее, особенно в отдаленных и труднодоступных районах, где часто сохраняются "белые пятна" старой картографической съемки, требующей актуализации.

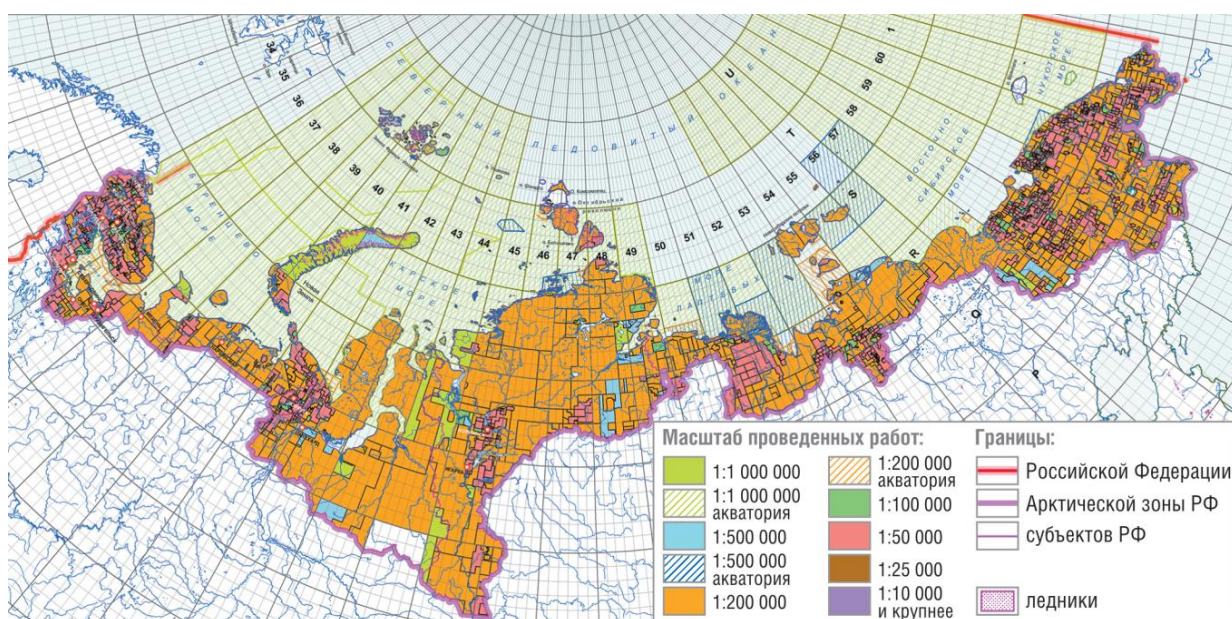


Рисунок 1.1 – Картограмма геологической изученности Арктической зоны РФ геолого-съёмочными работами [Аракчеев и др., 2019]

Ситуация на континентальном шельфе еще более сложная. Несмотря на то, что арктический шельф России является крупнейшим в мире по площади (более 6,2 млн км<sup>2</sup>), его изученность остается крайне низкой. Комплексные геолого-геофизические и сейсморазведочные работы проводились в основном

в Баренцевом и Карском морях, тогда как акватории Восточно-Сибирского, Лаптевых и Чукотского морей практически не исследованы [Дараган-Суцова и др., 2015; Харитонов, 2021]. Гравиметрическая и аэромагнитная съемка также выполнена фрагментарно: крупномасштабные работы охватывают менее 10 % суши, а акватории обследованы только в пределах наиболее перспективных участков. Геохимическая изученность региона минимальна и носит в основном очаговый, прикладной характер, привязанный к конкретным проектам разведки полезных ископаемых [Каминский и др., 2020; Аракчеев и др., 2019]. Регулярные и систематизированные геохимические съемки масштабов 1:200 000 и 1:50 000 охватывают лишь ограниченные участки на полуостровах Кавин и Таймыр, а также в северной Якутии и Чукотке.

Анализ доступных материалов показывает, что основные исследования сосредоточены на локальных, экономически перспективных участках, и носят либо тематический, либо разведочный характер. Масштабной, структурно-ориентированной работы по целостному геодинамическому охвату всей зоны до настоящего времени не велось. В условиях дефицита актуальных полевых данных, высокой стоимости наземных работ, суровых климатических условий и труднодоступности территорий особенно остро встает вопрос перехода к системному использованию ДЗЗ как одного из основных инструментов для обновления геолого-структурной информации, картографирования скрытых структур, изучения литологических особенностей и геодинамической активности территории АЗРФ.

Проблематика освоения Арктики включает в себя не только выявление и оценку месторождений полезных ископаемых, но и обеспечение их промышленного освоения, что подразумевает создание устойчивой транспортной инфраструктуры [Григорьев, 2021; Kostianou et al., 2025], включая развитие Северного морского пути и комплексной транспортной системы Арктической зоны, которые должны рассматриваться как критические элементы стратегии социально-экономического развития региона [Григорьев, 2022].

В данных условиях особую актуальность приобретают наблюдения за геодинамическими и геокриологическими процессами, в том числе деформациями земной поверхности, развитием активных разломов, просадками, термокарстовыми явлениями и сезонной трансформацией вечномёрзлых пород. Особенно тревожным фактором является глобальное потепление, которое приводит к деградации мерзлоты, сопровождающейся высвобождением парниковых газов, потерей несущей способности грунтов, повреждением или разрушением антропогенных конструкций и ускорением процессов термоэрозии [Hjort et al., 2022; Новиков, 2025]. Эти изменения создают угрозы для безопасности инфраструктуры, включая транспортные коридоры, трубопроводы, производственные объекты и населенные пункты [Лычковский и др., 2022; Попова, 2021; Ефремов, 2018; Гилев, 2021].

Одновременно с этим возрастает значимость системного экологического мониторинга. Арктические экосистемы отличаются крайне низкой способностью к самовосстановлению, и техногенное вмешательство, особенно в условиях климатических изменений, может привести к длительным или даже необратимым последствиям для окружающей среды [Моисеенко и др., 2019; Минаева и др., 2016; Якименко и др., 2021].

Освоение АЗРФ требует решения 2-х взаимосвязанных задач в рамках единой комплексной системы научного сопровождения, сочетающей *статический* и *динамический* аналитические подходы [Болдырев, 2025]. Статический анализ должен быть ориентирован на проведение высокоточного геологического дешифрования, включающего структурную интерпретацию, оценку тектонической активности, литолого-стратиграфическую корреляцию и идентификацию геологических рисков, что в итоге может послужить основой для пространственного планирования и выбора безопасных и перспективных площадей для размещения объектов недропользования и инфраструктуры. Динамический анализ, в свою очередь, должен иметь вектор на организацию систематического мониторинга природных и техногенных процессов, включая геодинамический контроль, оценку состояния

криолитозоны и экологический надзор, что обеспечивает оперативную оценку изменений и прогноз устойчивости природно-технических систем Арктики.

Дистанционное зондирование Земли в настоящее время выступает одним из ключевых инструментов геолого-экологических исследований, который может обеспечить поддержку для комплексного изучения Арктики на различных пространственно-временных уровнях. Оно сочетает возможности статического анализа – для выявления структурно-тектонических особенностей, и геоморфологических элементов, – и динамического анализа, направленного на отслеживание изменений природных и техногенных процессов во времени. Значительный вклад в развитие методической базы геологического дешифрирования космических снимков внесли ведущие российские ученые: Лупян Е.А., Барталев С.А., Петров В.А., Толпин В.А., Милосердова Л.В., Ершов Д.В., Митник Л.М., Заболотских Е.В., Пожидаев В.А., Кондратьев В.Г., Рязанцев С.А., Фролов А.Д., Шевырев С.Л., Устинов С.А., Минаев В.А.

Использование ДЗЗ позволяет получать оперативную, масштабную и многоспектральную информацию о состоянии геологической среды, проводить интерпретацию тектонических структур и оценку геодинамических процессов без необходимости непосредственного нахождения в труднодоступных и климатически суровых районах, что делает данный метод весомым инструментом для поиска и разведки минерального сырья, а также для изучения, освоения и охраны арктического пространства.

## **1.2 Спутниковые системы дистанционного зондирования и их возможности в условиях Арктики**

Спутниковые системы ДЗЗ выступают основным источником первичных пространственных данных. Данные ДЗЗ (снимки, тепловые карты, радарные съемки) превращаются в полезную геологическую или горнотехническую информацию только после обработки методами геоинформатики – от геопривязки и дешифрирования до трехмерного

моделирования и прогноза месторождений. По сути, спутниковые системы являются "глазами", собирающими данные о земной поверхности, а геоинформатика – "мозгом", который эти данные осмысляет и превращает в готовые решения для геологоразведки и горного дела.

Огромный вклад в развитие геоинформатики и внедрение информационных методов в геологоразведку и горное дело внесли такие российские ученые, как А.Д. Гвишиани, В.В. Мосейкин, А.А. Соловьев, В.Г. Бондур, В.В. Ческидов, В.О. Михайлов, В.В. Мельник, В.В. Беленко, Д.А. Стадник, Н.М. Стадник, С.Н. Гончаренко, А.А. Еременко, Г.О. Абрамян, А.В. Кошкарев, В.В. Агафонов, И.К. Лурье, М.А. Щекина, В.Н. Татаринев, А.С. Батугин, К.С. Коликов, В.Б. Писецкий, С.С. Парамонов, И.О. Темкин, А.В. Паршин, Ю.В. Кириченко, И.А. Мельниченко и другие.

Современные спутниковые системы ДЗЗ можно условно разделить на несколько категорий: оптические (мульти- и гиперспектральные), тепловые, радарные (в том числе с синтезированной апертурой), а также системы комбинированного действия [Joshi, 2016; Kazanskiy et al., 2025; Bauer, 2020; Salvo et al., 2023; Kyriou et al., 2023].

**Оптические спутниковые системы** основаны на регистрации отраженного солнечного излучения в диапазонах от видимого спектра (рисунок 1.2) до ближнего и коротковолнового инфракрасного (0.4–2.5 мкм). На рисунке 1.3 показана упрощенная схема дистанционного зондирования Земли. Мультиспектральные сенсоры (4) (например, Landsat-8/9, Sentinel-2, WorldView-3) регистрируют отраженное от поверхности Земли и объектов на ней (3) солнечное излучение (1) в ограниченном числе спектральных каналов (обычно от 4 до 13). Далее яркостная информация, полученная спутниками, передается на приемник (5) и в дальнейшем анализируется с помощью компьютерных систем (6).

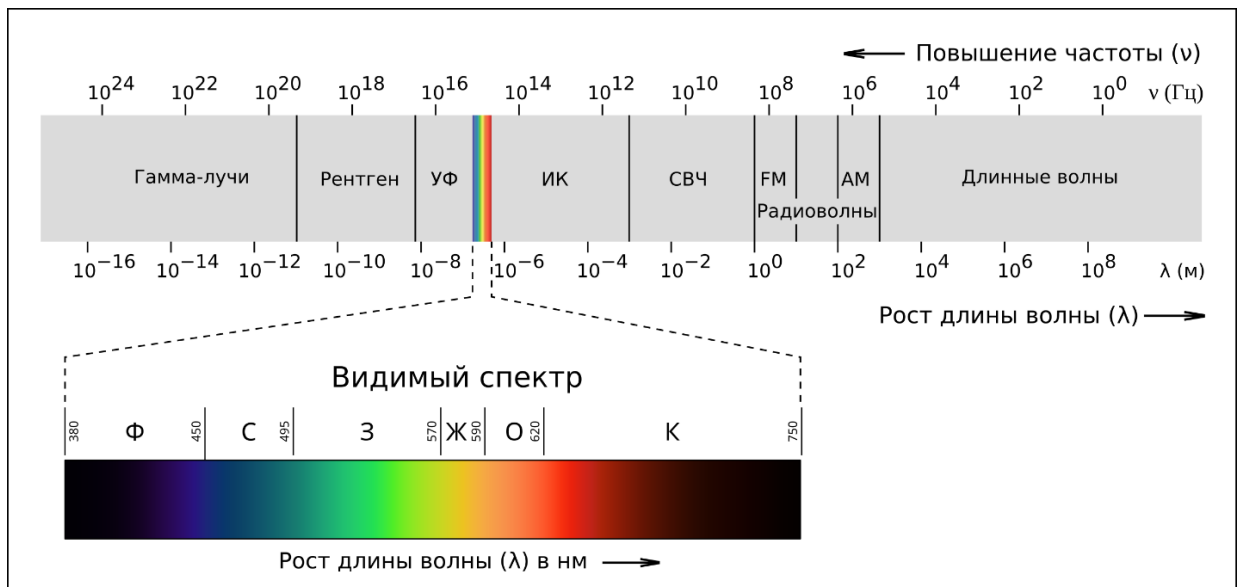


Рисунок 1.2 – Электромагнитный спектр.

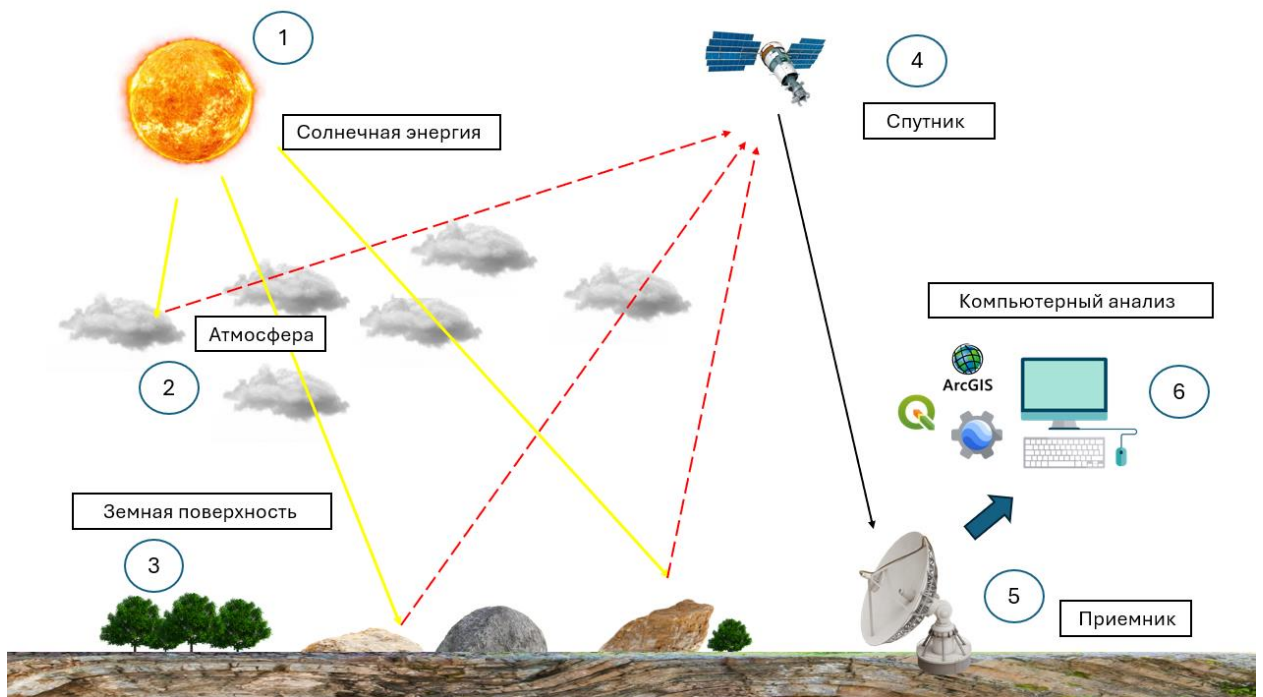


Рисунок 1.3 – Принципиальная схема дистанционного зондирования Земли

В отличие от мультиспектральных сенсоров гиперспектральные спутники (*PRISMA*, *EnMAP*, *Hyperion*) регистрируют сотни узких спектральных полос, позволяя выявлять тонкие различия в минералогическом и литологическом составе пород (рисунок 1.4) [Asadzadeh et al., 2024; Boesche et al., 2015]. Обе эти системы применяются для первичного и детального

геологического дешифрования, выделения тектонических и структурных элементов, оценки состояния растительности, снежного и ледового покрова, а также для выявления потенциальных зон минерагенических контрастов.

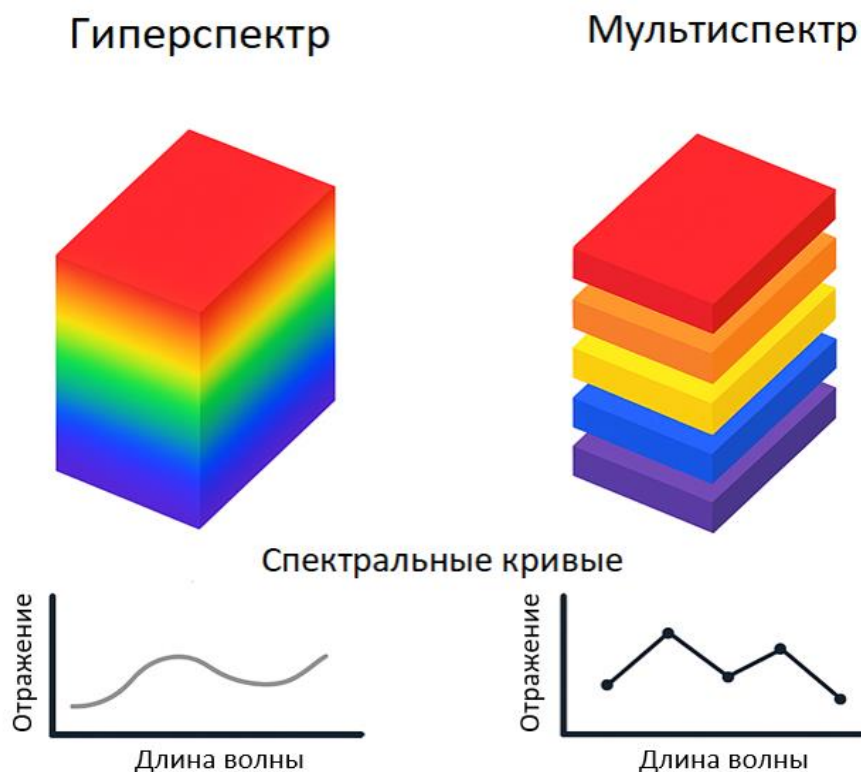


Рисунок 1.4 – Сравнение мультиспектральных и гиперспектральных данных

**Тепловые (инфракрасные) спутниковые системы** регистрируют собственное тепловое излучение поверхности Земли в среднем и дальнем инфракрасном диапазонах (8–14 мкм). Датчики подобного действия установлены на таких системах, как MODIS, Landsat TIRS и ECOSTRESS, измеряют радиационную температуру поверхности, позволяя выявлять тепловые аномалии и зоны деградации мерзлоты (рисунок 1.5) [Li X.-L. et al., 2024; Najafzadeh et al., 2021]. Инфракрасные (ИК) наблюдения используются для мониторинга термокарстовых процессов, оценки устойчивости криолитозоны, контроля за пожарами и тепловыми загрязнениями, а также для изучения геотермальных источников и утечек углеводородов [Антошин и др., 2024].

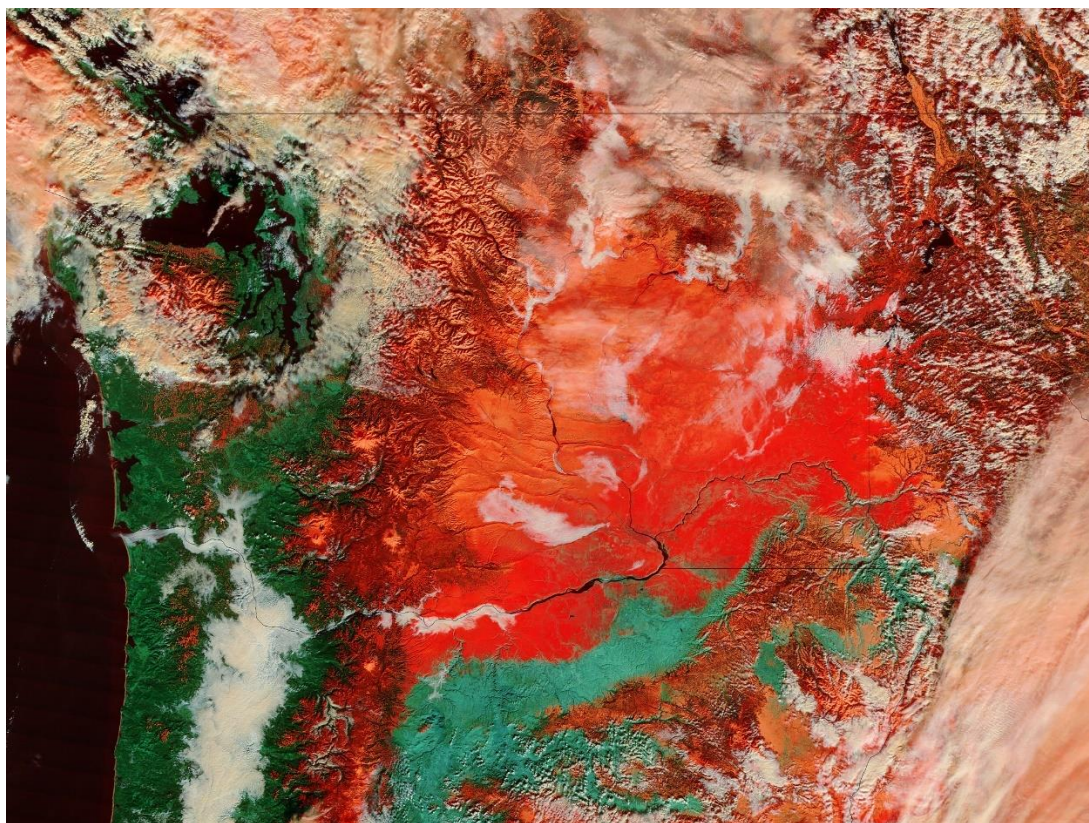


Рисунок 1.5 – Тепловое изображение, полученное по данным спутника MODIS, демонстрирующее пространственное распределение температур поверхности в пределах криолитозоны, позволяет различать снежный покров (красный цвет) и облака (от персикового до белого оттенка). URL: <https://nsidc.org/data/modis>, дата обращения: 24.05.2025

**Радиолокационные спутниковые системы (SAR, Synthetic Aperture Radar)** работают в микроволновом диапазоне (обычно 1–10 ГГц) и излучают собственный сигнал, что делает их независимыми от освещения и погодных условий. Принцип синтезированной апертуры позволяет получать изображения с высоким пространственным разрешением (до 0.25 м), формируя эквивалент длинной антенны за счет движения спутника по орбите. К числу современных SAR-систем относятся *Sentinel-1*, *RADARSAT-2*, *TerraSAR-X* (Германия) и *ALOS PALSAR-2*. Радиолокационные данные широко применяются для мониторинга деформаций земной поверхности методом интерферометрии (InSAR), изучения активных разломов, оседаний, оползней, ледовой обстановки и динамики морского льда (рисунок 1.6) [Акматов и др.,

2020; Тютюкова, 2024; Yan et al., 2025; Шевчук и др., 2025]. Радарная интерферометрия в сочетании с GNSS-наблюдениями дает возможность отслеживать вертикальные смещения с субсантиметровой точностью [Mikhailov et al., 2023]. При этом высокая точность может быть достигнута только при учете атмосферных и ионосферных искажений, типичных для высоких широт, что требует внедрения моделей компенсации помех [Rosen et al., 2000].

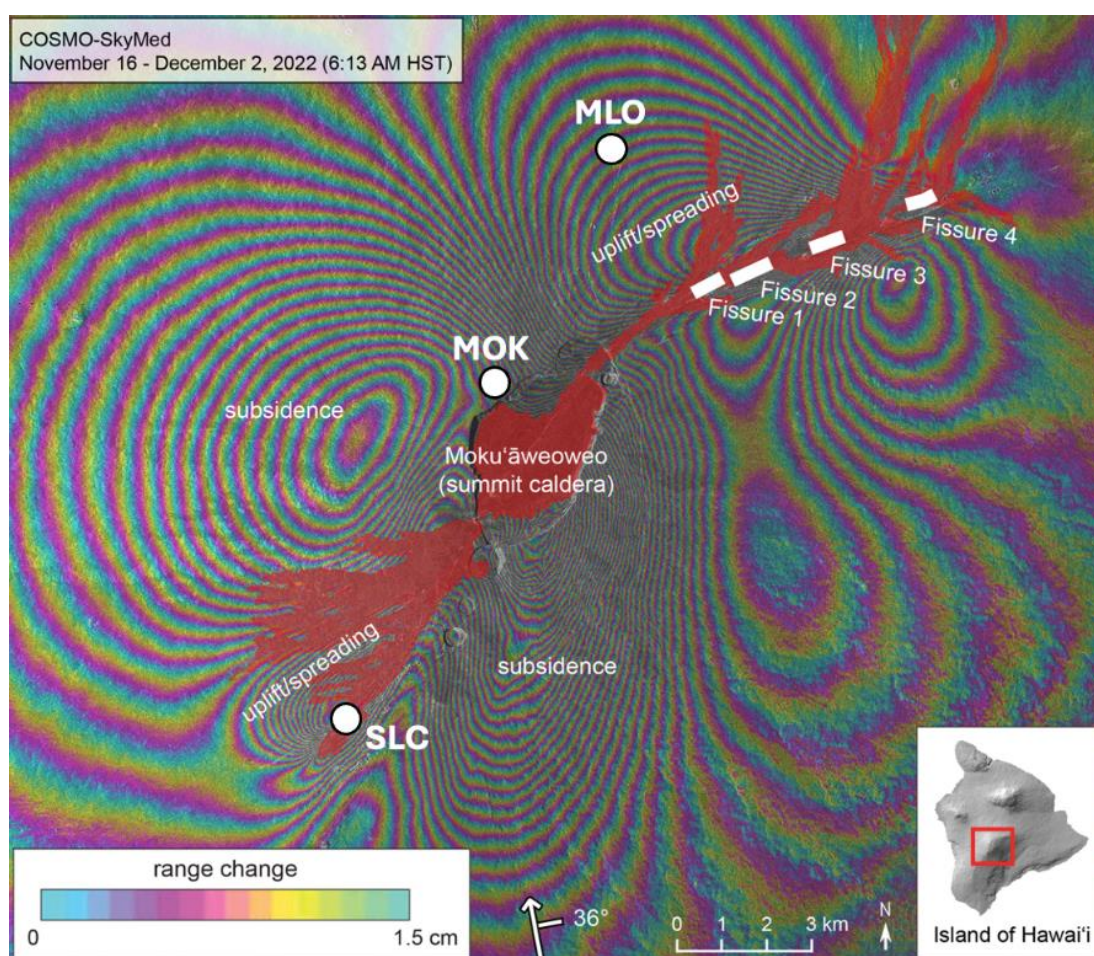


Рисунок 1.6 – Интерферометрическое радиолокационное изображение с синтезированной апертурой (InSAR) вулкана Мауна-Лоа за период с 16 ноября по 2 декабря 2022 г. Концентрические узоры цветных интерференционных полос отражают сложный характер деформации, сопровождавшей извержение Мауна-Лоа в 2022 году. URL: <https://www.usgs.gov/media/images/interferometric-synthetic-aperture-radar-insar-image-mauna-loa-spanning-november-16>, дата обращения: 02.07.2025

Зарубежные спутниковые платформы (программ ESA, NASA, JAXA и др.) обладают высокой доступностью, стабильной периодичностью съемки и широким спектром каналов наблюдения. В таблице 1.1 приведены основные технические характеристики наиболее распространенных и используемых мировых платформ. Данные системы обеспечивают значительную часть данных для решения задач по дешифрированию спектральных и геоморфометрических признаков, однако в силу орбитальных ограничений и низкой частоты обновления информации в высоких широтах может возникать необходимость дополнения данными отечественных платформ.

Таблица 1.1 – Зарубежные спутниковые системы ДЗЗ

Система	Диапазон / сенсоры	Пространственное разрешение, м	Периодичность съемки, сутки
Landsat-8/9 (OLI, TIRS)	VIS (видимый), SWIR (коротковолновый ИК), TIR (тепловой ИК)	15–100	16
Sentinel-2 (MSI)	VIS, NIR (ближний ИК), SWIR	10–60	5
Sentinel-1 (SAR)	Радар, С-диапазон (интерферометрия)	~10	5–12
ASTER (Terra)	VNIR (видимый-ближний ИК), SWIR, TIR	15–90	16
MODIS (Terra/Aqua)	Широкий спектр (36 каналов), включающий видимый, NIR, SWIR	250–1000	1–2

Несмотря на очевидные преимущества ДЗЗ в исследовании труднодоступных регионов, в частности арктических [Wenzl et al., 2024; Nitze et al., 2018], применение этих технологий сопряжено с рядом фундаментальных ограничений, обусловленных как физико-географическими условиями региона, так и особенностями функционирования самих орбитальных платформ. Эти ограничения необходимо учитывать при выборе

методик дешифрирования, интерпретации данных и построении геодинамических моделей.

Одной из основных природных преград является низкий угол падения солнечного света в высоких широтах, особенно в периоды поздней осени, зимы и ранней весны [Ren et al., 2021; Lelli et al., 2023]. В течение полярной ночи оптические и мультиспектральные системы, основанные на регистрации отраженного солнечного излучения, практически теряют работоспособность. Даже в периоды наличия дневного света угол инсоляции настолько мал, что это приводит к резкому снижению яркостных характеристик изображений, ослаблению контрастности и значительным теневым искажениям рельефа. В результате возрастает неопределенность при дешифрировании визуальных признаков, искажаются спектральные характеристики объектов, особенно в видимом диапазоне [Beamish et al., 2020].

Вторым важным ограничением является высокая облачность и продолжительное наличие снежного и ледяного покрова на протяжении большей части года [Ren et al., 2021; Istomina et al., 2020]. Постоянное присутствие облаков – особенно плотных, многослойных и высокоразвитых – ограничивает получение оптических изображений высокого качества, что затрудняет планирование периодической съемки и сопоставление данных в мультивременных сериях [Istomina et al., 2020; Beamish et al., 2020]. Кроме того, отражательная способность снега и льда приводит к сильному пересвету, снижает эффективность спектрального анализа, особенно в ближнем и среднем инфракрасных диапазонах, где снег и лед практически не различимы от светлых минеральных пород [Liu et al., 2010]. Маскирующее воздействие снежного покрова особенно затрудняет идентификацию литологических границ, минералогических контрастов и термокарстов, а также картографирование нарушений сплошности мерзлоты [Nitze et al., 2018].

Отдельно следует выделить радиофизические и атмосферные искажения, характерные для полярных регионов. При работе с данными радарной интерферометрии, широко применяемой для анализа деформаций

земной поверхности, ключевым ограничивающим фактором является ионосферная турбулентность, то есть флуктуации электронной плотности в верхних слоях атмосферы [Wegmüller et al., 2024; Li et al., 2020]. Эти флуктуации, особенно выраженные в приполярных широтах, вызывают фазовые сдвиги в принимаемом сигнале, что может приводить к ложным интерпретациям смещений, а в ряде случаев – к полной деградации интерферограмм [Zwieback et al., 2024]. Указанный эффект усиливается в периоды магнитных бурь, повышенной солнечной активности и сезонных переходов, что требует использования специальных методов оценки и компенсации ионосферной составляющей фазы, а также фильтрации паразитных сигналов в процессах интерферометрической обработки.

Дополнительные помехи создаются тропосферными явлениями, в частности неравномерным распределением водяного пара, а также вариациями давления и температуры [Zebker et al., 1997; Ding et al., 2008]. Эти эффекты, хотя и менее выражены в холодной Арктике, могут существенно влиять на точность геопозиционирования и интерпретацию высокоточных моделей рельефа, особенно в периоды таяния, испарения и переходных сезонов [Murray et al., 2019]. Также отмечаются абберрации, вызванные резкими температурными контрастами между различными типами поверхности (снег, вода, мерзлота, скалы), которые проявляются на изображениях в виде ореолов, ложных контуров и локальных засветок и усиливаются на интерферограммах за счет стратифицированной структуры тропосферы [Lopez-Pozo et al., 2022]. Эти артефакты затрудняют автоматическую интерпретацию и требуют экспертной дообработки, применения моделей тропосферной задержки, а также использования внешних данных (GNSS, прогноз погоды, специализированные базы коррекций) для предварительной коррекции интерферометрических фазовых полей [Murray et al., 2019; Lopez-Pozo et al., 2022].

Еще одним ограничивающим фактором использования является сложность верификации данных ДЗЗ, полученных для арктических

территорий. Ввиду труднодоступности региона, сезонной непроходимости и логистической изолированности, возможности натурального контроля и калибровки спутниковых данных крайне ограничены. Это снижает надежность интерпретации, особенно при решении задач, связанных с минералогическим дешифрированием, прогнозом деградации мерзлоты и оценкой инженерно-геологических рисков. Отсутствие репрезентативных калибровочных площадок и полевых эталонов также затрудняет обучение алгоритмов машинного обучения и нейросетей, что особенно критично при переходе к автоматизированной обработке [Heidler et al., 2024].

В отличие от зарубежных аналогов, российские спутники обеспечивают съемку в условиях полярной ночи, высокой облачности и на больших углах обзора. Например, наличие спутника «Арктика-М» на высокоэллиптической орбите позволяющей вести постоянное наблюдение за северными регионами – это уникальное решение для мониторинга АЗРФ в условиях дефицита солнечного освещения и радиолокационного контроля. В таблице 1.2 приведены характеристики некоторых российских спутниковых систем, применяемых в условиях АЗРФ.

Таблица 1.2 – Российские спутниковые системы ДЗЗ

Система	Диапазон/сенсоры	Пространственное разрешение, м	Периодичность съемки, сутки
«Ресурс-П»	VIS, NIR, SWIR	до 1	5–6
«Канопус-В»	VIS, NIR	2–10	5
«Метеор-М»	VNIR	100–1000	2
«Электро-Л»	VIS, NIR, SWIR	1000–4000	30
«Арктика-М»	VIS, NIR, MWIR (средний ИК), TIR	1000–5000	30

В целом, ограничивающие факторы применения ДЗЗ в Арктике можно разделить на физико-географические и методологические. К первым относятся низкая инсоляция, облачность, снежный покров, атмосферные ионосферные аномалии; ко вторым – недостаточность коррекционных

алгоритмов, слабая адаптация дешифровочных индексов к условиям криолитозоны и дефицит наземной верификации.

### **1.3 Признаки дешифрирования структурных и литологических различий геологической среды**

Для извлечения тематической информации из спутникового снимка необходимо провести его дешифрирование – ключевой этап интерпретации визуальных и спектральных признаков для выявления объектов и процессов. В дешифровочной практике принято различать два основных типа признаков: *прямые* и *косвенные* [Аковецкий, 1983; Верещака и др., 1990; Миртова, 2007].

**Прямые дешифровочные признаки** – это характеристики объектов, непосредственно визуализируемые на спутниковых снимках или цифровых моделях. К ним относятся геометрия, яркость, тон, цвет, текстура, форма, структура. Так, например, зоны минерализации могут проявляться в виде пятен определенного спектрального сигнала, а литологические контакты – как резкие границы между контрастными отражающими поверхностями [Абай et al., 2022]. В тепловых каналах термальные аномалии могут свидетельствовать о зонах повышенного теплового потока или выхода глубинных флюидов. Однако прямые признаки далеко не всегда достаточны для уверенной интерпретации, особенно в условиях плотного растительного покрова, облачности, снежного покрова, неоднородной освещенности, а также в случаях, когда объект физически не проявляется на поверхности.

Для дешифрирования зон минерализации, литологических контактов и участков гидротермальных изменений с использованием данных дистанционного зондирования по прямым признакам ключевую роль играют спектральные индексы – производные параметры, рассчитываемые как комбинации отражательной способности в различных спектральных диапазонах. Они позволяют выделять и классифицировать минералогические и литологические особенности земной поверхности за счет усиления контраста между различными типами материалов [Santos et al., 2025].

Применение спектральных индексов существенно повышает эффективность интерпретации мульти- и гиперспектральных данных, особенно в условиях ограниченного доступа к исследуемым территориям.

Принцип действия спектральных индексов основан на различиях в отражательной способности материалов в определенных диапазонах длин волн. Например, оксиды железа, такие как гематит и гетит, имеют характерные спектральные особенности в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах. Глинистые минералы, такие как каолинит и иллит, проявляют специфические спектральные признаки в ближнем инфракрасном диапазоне. Карбонатные породы, например известняки и доломиты, имеют характерные спектральные особенности в коротковолновом инфракрасном диапазоне.

**Косвенные дешифровочные признаки** являются основным средством выявления и классификации объектов, не имеющих собственного изображения на спутниковом снимке, либо недостаточно уверенно интерпретируемых по прямым характеристикам. Суть подхода заключается в том, что предварительно по прямым признакам идентифицируются опорные объекты, которые затем выступают индикаторами для дешифровки интересующих исследователя явлений. Таким образом, косвенные признаки указывают на наличие скрытых объектов и процессов через проявления других, доступных для визуального анализа признаков – например, изменение типа растительности, облачности, дренажных структур или морфометрических параметров рельефа может свидетельствовать о наличии подповерхностного разлома или литологической границы [Chen et al., 2025].

Для задач структурного анализа в геологических и геоморфологических исследованиях по косвенным признакам активно применяются цифровые модели высот (ЦМР), полученные на основе данных дистанционного зондирования, включая радарные и лазерные (LiDAR) технологии [Hawker et al., 2018; Lakshmi et al., 2019].

Цифровые модели высот представляют (ЦМВ) собой пространственные данные, характеризующие рельеф поверхности Земли, где каждому элементу

сетки присваивается значение высоты. Существует несколько основных источников ЦМВ.

- **Аэрофотосъемка и стереопары** – методы классической фотограмметрии, позволяющие создавать детализированные ТИН-модели (Triangulated Irregular Networks), хорошо передающие морфологические особенности сложных участков местности [Hawker et al., 2018].
- **Спутниковые DEM** – наиболее распространенные глобальные радиолокационные модели, включают SRTM, ASTER GDEM, а также более современные – TanDEM-X и ALOS PALSAR [Purinton et al., 2017; Meena et al., 2019].
- **LiDAR** – технология активного лазерного сканирования, обеспечивающая высокую точность и плотность точек. Особенно эффективна при анализе рельефа в лесных и застроенных районах [Lakshmi et al., 2019].

ЦМВ используются для расчета геоморфометрических индексов, таких как индекс шероховатости местности (TRI), топографический индекс влажности (TWI), кривизна рельефа и другие. Эти показатели дают возможность количественно описывать характер изменчивости рельефа, выявлять структурные особенности, оценивать гидрологические условия и другие геоморфологические параметры [Różycka et al., 2017]. В сочетании с направленным фильтрационным анализом, гистограммами направлений и автоматическим выделением линеаментов они являются инструментом для построения геодинамических карт и дешифрирования скрытых или засыпавшихся разломов, как, например, в исследованиях по мониторингу оседаний над рудниками с использованием спутников RADARSAT и TerraSAR-X [Demircioğlu et al., 2024].

Корректный структурный анализ ЦМВ требует развернутой предварительной подготовки данных. На первом этапе выполняется устранение артефактов, связанных с источником исходной информации и методами ее получения: швов между сценами, полосатости (striping), пропусков данных, «ступенек» на границах тайлов, а также локальных

выбросов высот, возникающих из-за ошибок стереосопоставления или радарных помех [Hawker et al., 2018; Meena et al., 2019]. Параллельно проводится коррекция шума и сглаживание мелкомасштабных неровностей, не связанных с реальной морфологией (например, путем применения фильтров по окрестности или медианной фильтрации), при обязательном контроле, чтобы не «размывать» реальные линейные и разрывные формы [Bagha et al., 2014].

Далее необходимо привести модели к единому стандарту: унификация проекций и системы координат, выравнивание пространственного разрешения и согласование вертикальной системы отсчета. При этом важно учитывать тип модели рельефа: цифровая модель поверхности (Digital Surface Model, включает все, что «торчит» над землей: здания, деревья, постройки и т.п.) или цифровая модель рельефа (Digital Terrain Model, максимально очищенная от объектов над поверхностью, то есть «голая» земля) [Guth et al., 2021] (рисунок 1.7).

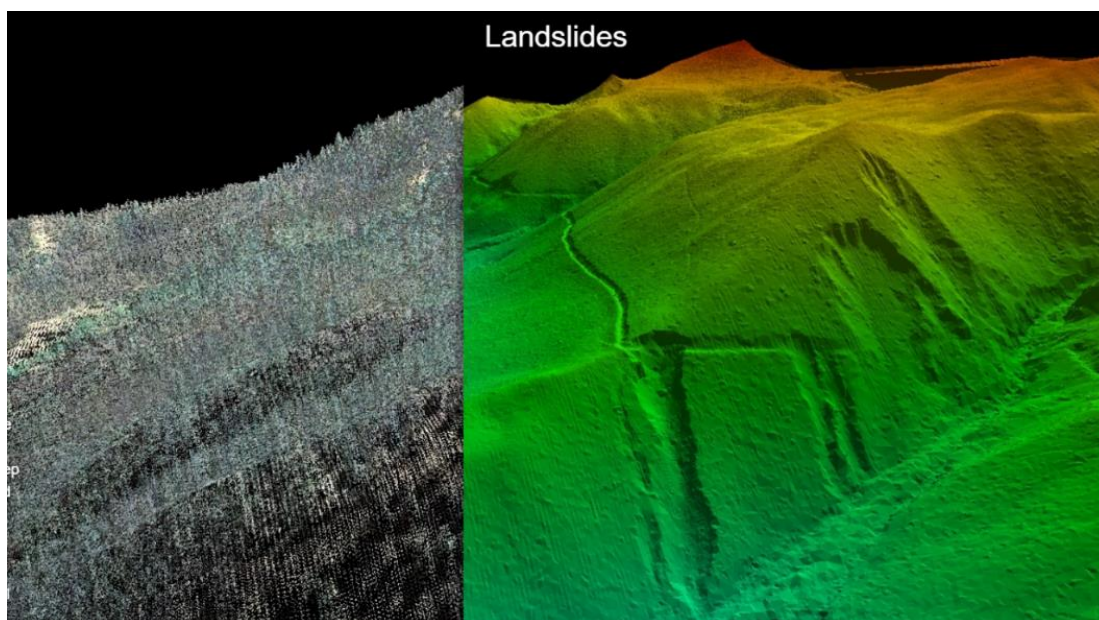


Рисунок 1.7 – Результат обработки лидарных точек. Слева – модель, зашумленная растительность, справа – лесной полог удален, обнажая особенности рельефа (bare-earth DEM) [Guth et al., 2021]

Кроны деревьев, высокие кустарники и сельскохозяйственные культуры создают ложные положительные аномалии высот, маскирующие элементы рельефа; водные поверхности, напротив, формируют «провалы» или зоны с некорректными значениями; здания, отвалы, карьеры и другие техногенные объекты искажают естественный структурный рисунок. Поэтому для целей структурного анализа предпочтительна DTM, поскольку она лучше отражает собственно геоморфологические и тектонические особенности [Guth et al., 2021; Okolie et al., 2022].

Выполнение тематической интерпретации спутниковых данных опирается на сочетание прямых (спектральных, геометрических) и косвенных (морфоструктурных, гидрологических, ландшафтных) дешифровочных признаков. Для выделения зон минерализации, литологических контактов и гидротермальных изменений ключевую роль играют спектральные индексы, усиливающие контраст между разными типами пород и минералов. В структурно-геоморфологических задачах основой служат цифровые модели высот, по которым рассчитывают морфометрические показатели и выявляют элементы тектоники, особенно в труднодоступных районах и в сочетании с InSAR-наблюдениями [Okolie et al., 2022; Mesa-Mingorance et al., 2020].

#### **1.4 Методы выявления геологических различий и элементы автоматизации дешифрирования: морфометрия, фильтрация, машинное обучение**

Базовое ручное дешифрирование признаков основывается на экспертном анализе изображений: визуальной оценке формы, текстуры, ассоциаций, положения объектов и их взаимосвязей [Верещака и др., 1990]. Этот метод остается востребованным при интерпретации сложных и слабоконтрастных объектов, особенно в условиях недостаточной разрешающей способности данных, при наличии зашумленности, облачности или сезонных помех. Однако он требует значительного времени и опыта,

подвержен субъективным ошибкам и плохо масштабируется на большие массивы данных.

Автоматизация дешифрирования по косвенным признакам является неотъемлемой частью геоинформационного анализа, особенно в арктических и отдаленных районах, где традиционные методы затруднены или невозможны.

В современных геоинформационных системах активно применяются следующие автоматизированные методы:

- **Фильтрация и анализ градиентов.** Основаны на применении операторов выделения резких переходов интенсивности пикселей. Такие операторы, как Sobel, Laplacian, Prewitt и Canny, широко используются для идентификации контуров объектов, линейных структур и границ литологических тел. В геологических задачах они особенно эффективны при выявлении протяженных разломов, бортов синклиналей, долин и иных линейных форм, скрытых в текстуре ландшафта [Ahmadi et al., 2023].

- **Морфометрический анализ.** Представляет собой количественную оценку формы рельефа на основе цифровых моделей высот. Расчет производных рельефа, таких как уклон, экспозиция, профильная и плановая кривизна, индексов TPI, TRI, текстурных показателей позволяет выявлять структурные особенности поверхности, часто ассоциированные с разломами или зонами эрозии [Riley et al., 1999; Weiss, 2001; Bagha et al., 2014].

- **Выделение линеаментов и анализ направлений.** Выполняются на основе методов направленного анализа изображений и преобразования Хафа, которое позволяет автоматически извлекать линейные объекты, пересекающие изображение под различными углами. Эти методы эффективно идентифицируют системы разломов, субпараллельных структур, зон растяжения или сжатия, что необходимо при построении тектонических и геодинамических карт [Гвишиани, 1983; Гвишиани и др., 1989]. Дополнительно применяется частотный анализ текстур и направленные

фильтры для усиления линейных элементов определенной ориентации [Shevyrev et al., 2025].

- **Машинное обучение и методы распознавания образов.**

Ключевой инструмент интерпретации дистанционных данных. Классические алгоритмы, такие как Random Forest и наивный байесовский классификатор, используются для многоклассовой классификации литологических разновидностей, типов растительности, влажности почвы и других геологических признаков [Камаев и др., 2023]. Эти алгоритмы обучаются на размеченных выборках и устойчивы к зашумленным данным. Метод k ближайших соседей (k-NN) применяется в задачах сегментации поверхности по морфометрическим и спектральным признакам. Выделяются нейросетевые подходы, в частности сверточные нейронные сети (CNN), которые применяются в автоматической сегментации и классификации геологических структур. При правильной интерпретации позволяют выявлять скрытые закономерности в текстуре и спектре изображений, особенно при наличии репрезентативных полевых данных для обучения [Farahbakhsh et al., 2018; Shirmard et al., 2022]. Современные архитектуры, такие как U-Net и MSRResNet, демонстрируют высокую точность в задачах классификации и структурной интерпретации, в том числе при дешифровке геоморфологических форм, разломов и зон аномального состава поверхности [Guo et al., 2025; Jiang et al., 2023].

Мониторинг геоэкологических и геодинамических процессов в АЗРФ требует комплексного подхода, учитывающего особенности криолитозоны, сезонную изменчивость, сложность логистики и ограниченность наземных наблюдений. Спектральные данные, полученные с использованием многозональных и гиперспектральных сенсоров, позволяют не только картографировать геологические и криогенные структуры, но и проводить косвенную оценку химического состава поверхности при наличии полевых калибровочных данных.

Особое значение имеет установление количественных связей между спектральными характеристиками, получаемыми со спутников, и реальными физико-химическими параметрами исследуемых объектов. Наиболее надежный способ такого связывания – использование калибровочных полевых данных, включая отбор проб и лабораторный анализ, которые служат эталоном для интерпретации данных дистанционного зондирования Земли. Например, спектральные водные индексы, такие как NDWI и MNDWI, могут быть скоррелированы с абсолютной влажностью или концентрацией растворенных веществ в воде.

Несмотря на возрастающую роль ДЗЗ в решении геологических задач, в существующей практике при использовании данных ДЗЗ акцент преимущественно делается на поиск месторождений полезных ископаемых. В ряде работ уже продемонстрирована высокая эффективность использования мульти- и гиперспектральных данных Landsat и ASTER для выделения гидротермально-метасоматических изменений и построения моделей минеральных систем. Однако применение методов ДЗЗ непосредственно для геологического дешифрования структурно-тектонических особенностей остается относительно недостаточно разработанным направлением.

Комбинирование этих данных в рамках интегрированного анализа может значительно увеличить достоверность интерпретации геологических особенностей и обеспечить комплексное понимание строения земной поверхности.

## **1.5 Выводы по главе 1**

Проведенный анализ показал, что Арктическая зона Российской Федерации характеризуется высоким ресурсным потенциалом при существенной пространственной неравномерности геологической изученности. Это определяет необходимость развития методов, позволяющих получать воспроизводимую и сопоставимую информацию о строении

территории в условиях ограниченности наземных наблюдений и высокой стоимости полевых работ.

Использование спутниковых данных дает возможность непрерывного и масштабного мониторинга изменений природной среды, выявления разломных зон, оценки проявлений опасных экзогенных процессов и геоэкологических рисков. Основу предлагаемой методологии составляют как традиционные подходы (структурное дешифрирование, численный анализ спутниковых снимков – вычисление индексов, ГИС-инструменты анализа), так и современные методы, включая композитирование каналов, статистический анализ спектральных характеристик (метод главных компонент, классификация) [Brown et al., 2000; Kuhn et al., 2018; Shevyrev et al., 2022]. Такие подходы обеспечивают интеграцию спектральных, геологических и геоморфологических данных, что необходимо для исследования процессов криолитозоны АЗРФ.

Решение задач геодинамического мониторинга методами ДЗЗ в Арктике сопряжено с рядом сложностей. Одной из ключевых проблем является высокая степень пространственной неоднородности природной среды в условиях криолитозоны АЗРФ. Характеристики почвенно-растительного покрова, термокарстовые процессы и особенности мерзлотных грунтов, экстремальные климатические условия Арктики в целом, приводят к значительной изменчивости спектральных характеристик ландшафтов. Данная проблема требует разработки методов коррекции данных и учета сезонных изменений. Составление корреляционных зависимостей геологических свойств от спектральных характеристик пород требует разработки новых подходов, которые также учитывают спектральные и текстурные особенности арктических ландшафтов [Brown et al., 2000; Kuhn et al., 2018; Shevyrev et al., 2022].

С учетом проведенного анализа была сформулирована цель диссертационной работы – разработка метода структурно-тектонического картографирования на основе комплексирования спектральных и текстурных

признаков космических снимков и геоинформационного моделирования для повышения достоверности выявления и интерпретации структурно-тектонических неоднородностей в условиях Арктической зоны Российской Федерации. анализов данных дистанционного зондирования Земли.

Для достижения цели сформулированы следующие **основные задачи**:

1. Проанализировать современные подходы к структурно-тектоническому картографированию и определить их возможности и ограничения, в том числе для условий Арктической зоны Российской Федерации.

2. Исследовать информативность различных типов данных ДЗЗ для выявления структурных и литологических неоднородностей в районах поиска и разведки месторождений полезных ископаемых.

3. Обосновать комплекс признаков, объединяющий спектральные индикаторы (индексы/компози́ты, методы выявления яркостных контрастов) и текстурные показатели на основе матрицы совместной встречаемости уровня серого, позволяющих выделять структурно-тектонические неоднородности на космоснимках.

4. Разработать метод структурно-тектонического картографирования на основе спектрометрического и текстурного анализа данных ДЗЗ для условий Арктической зоны Российской Федерации. Разработать алгоритм практической реализации метода для обработки, интерпретации данных ДЗЗ, обеспечивающий автоматизированное дешифрирование разломных зон и структурно-тектонических неоднородностей.

5. Провести апробацию разработанного методического подхода и алгоритмов на примере месторождений АЗРФ и оценить его применимость для решения задач структурного дешифрирования.

## **2 СПЕКТРАЛЬНЫЕ ПРИЗНАКИ ЛИТОЛОГИЧЕСКИХ РАЗЛИЧИЙ, ВТОРИЧНЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ И СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКИХ НАРУШЕНИЙ ПО ДАННЫМ ДЗЗ**

### **2.1 Спектральные свойства различных литотипов пород**

Спектральные характеристики горных пород в значительной степени определяются их минералогическим составом и текстурой [El-Desoky et al., 2024; Zhou et al., 2017]. Спектры различных минералов имеют характерные полосы поглощения в определенных диапазонах: например, присутствие переходных металлов ( $Fe^{2+}$ ,  $Fe^{3+}$ ) вызывает поглощение в видимой и ближней ИК-области (0.4–1.0 мкм), гидроксильные группы ( $OH^-$ ) и молекулы воды – поглощения в коротковолновом ИК (1.4; 1.9; 2.2 мкм) [Doublier et al., 2012; Abweny et al., 2016]. Следовательно, породы различного литологического типа имеют отличающиеся спектры отражения [Kamps et al., 2018; Amraoui et al., 2025; Zafaty et al., 2022].

Кроме состава, на характер спектра влияет и текстура: мелкозернистые, стекловатые лавы могут иметь более сглаженные спектры, тогда как кристаллические породы – четкие узкие полосы, поскольку крупные кристаллы дают более чистые спектральные отклики [Kamps et al., 2018; Zafaty et al., 2022]. Поэтому при дешифрировании данных ДЗЗ текстурные особенности пород следует рассматривать как самостоятельный фактор интерпретации, способный усиливать, сглаживать или частично маскировать диагностические спектральные признаки на космических снимках разных типов.

На рисунке 2.1 представлены сопоставленные репрезентативные спектры отражения основных литотипов горных пород, сформированные по открытым спектральным данным, включающим как прямые численные спектры из библиотеки ECOSTRESS Spectral Library v1.0, так и кривые, восстановленные по опубликованным графическим материалам [Meerdink et al., 2019; Longhi et al., 2001; Окуау et al., 2016]. Для сопоставления с

общепринятыми эталонными библиотеками спектральных данных могут также использоваться USGS Spectral Library Version 7 и ASTER Spectral Library Version 2.0 [Kokaly et al., 2017; Baldrige et al., 2009]. Для обеспечения сопоставимости данные были приведены к единому диапазону длин волн и представлены в виде коэффициента отражения в относительных единицах. Коэффициент отражения является безразмерной величиной, поскольку он характеризует отношение потока излучения, отраженного поверхностью, к потоку падающего на нее излучения. Для повышения наглядности визуального сравнения спектральные кривые были сглажены без изменения их диагностически значимой формы. Сопоставление полученных спектров позволило выделить характерные спектральные признаки литотипов, проявляющиеся в различиях общего уровня отражения, формы кривой и положения полос поглощения в диапазонах VIS, NIR и SWIR.

Сопоставление спектральных кривых показывает, что по общему уровню коэффициента отражения на графике наиболее высокие значения характерны для доломита, песчаника и кварцита, тогда как минимальные – для габбро и базальта. Гранит, гранодиорит и известняк занимают промежуточное положение, однако различаются по форме спектра: гранит демонстрирует выраженный рост отражения в VIS с максимумом в красной области и последующее постепенное снижение в NIR–SWIR, тогда как гранодиорит характеризуется более сглаженной и в целом более низкой спектральной кривой. Для базальта и габбро типичны темные, слабоамплитудные спектральные кривые с небольшими вариациями по всему диапазону; при этом базальт несколько светлее габбро и обладает более выраженной выпуклостью в видимой области. Песчаник и кварцит, напротив, отличаются устойчивым ростом отражения от VIS к NIR и далее в SWIR, однако кварцит сохраняет более высокий общий уровень отражения и более крутой подъем после 1.3–1.5 мкм.

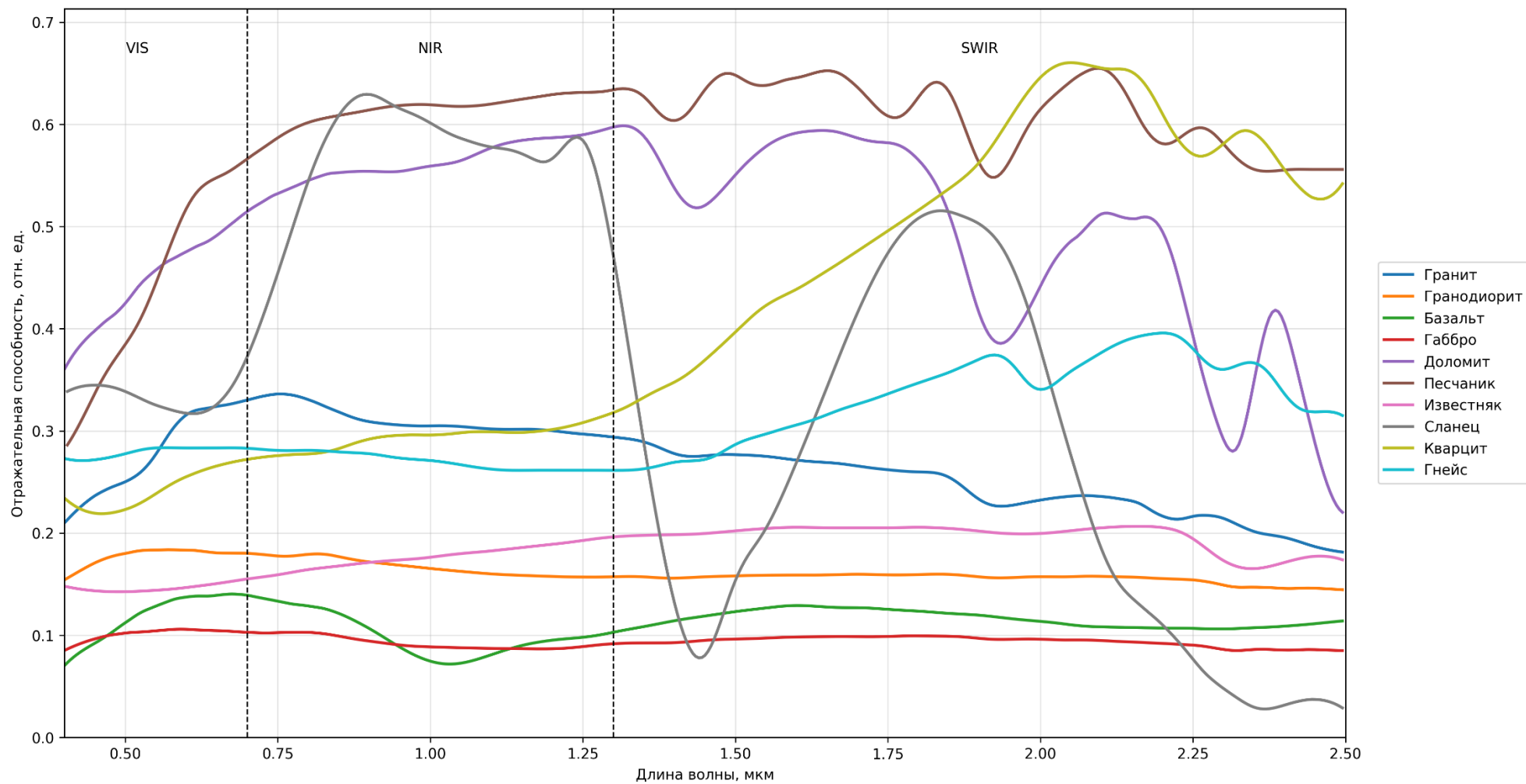


Рисунок 2.1 – Усредненные спектры отражения основных литотипов горных пород

Наиболее отчетливые диагностические признаки проявляются в SWIR-диапазоне. Для доломита фиксируются глубокие полосы поглощения в областях около 1.9 и 2.3–2.35 мкм, что делает его спектральную кривую наиболее контрастной среди карбонатных литотипов. Известняк также демонстрирует минимум в зоне 2.3–2.35 мкм, но он выражен слабее. Сланец выделяется наиболее сложной конфигурацией спектра: после повышенного уровня отражения в NIR его кривая приобретает резко расчлененный характер с глубокими минимумами в области около 1.4 и особенно 2.2–2.35 мкм. Гнейс распознается по сочетанию умеренного отражения в VIS–NIR, локального минимума вблизи 1.3 мкм и последующего роста в SWIR.

Анализ показал, что в VIS лучше различаются темные мафические и более светлые кислые породы, в NIR – кварцит, песчаник и сланец, а в SWIR наиболее диагностичными являются доломит, известняк и сланец, поскольку здесь наиболее отчетливо проявляются их полосы поглощения и различия формы спектральной кривой.

## **2.2 Спектральные признаки вторичных преобразований пород**

### **2.2.1 Спектральные признаки метаморфизма**

Метаморфические процессы оказывают влияние на спектральные свойства горных пород не непосредственно, а через изменение их минерального состава и степени сохранности спектрально активных фаз. Наиболее информативными в диапазоне VNIR–SWIR являются минералы, содержащие гидроксильные группы и молекулярную воду, поскольку они формируют диагностические полосы поглощения в областях около 1.4, 1.9, 2.20 и 2.25–2.35 мкм. Поэтому изменение интенсивности и положения этих полос может рассматриваться как один из косвенных признаков метаморфических преобразований пород [Doublier et al., 2012; Kamps et al., 2018].

Для низкой степени метаморфизма, особенно для пород зеленосланцевой фации, характерно сохранение гидратированных минералов – хлорита, серицита, эпидота, иллита и мусковита. Присутствие этих фаз обуславливает хорошо выраженные полосы поглощения, связанные с ОН-группами и молекулярной водой. В частности, полосы около 1.4 и 1.9 мкм отражают наличие гидроксильных групп и молекулярной воды, полоса около 2.20 мкм связана преимущественно с Al-OH-связями в мусковите/иллите и сериците, а интервал 2.25–2.35 мкм характеризует Mg-OH и Fe-Mg-OH-связи, типичные для хлоритов и других Fe-Mg-силикатов [Doublier et al., 2010; Doublier et al., 2012].

При переходе к более высоким степеням метаморфизма интенсивность указанных полос постепенно уменьшается. Это связано с дегидратацией минеральных ассоциаций, разрушением части гидроксильных фаз и переходом вещества в менее спектрально активные безводные силикатные минералы. Для амфиболитовой и особенно гранулитовой фаций характерно относительное «обеднение» VNIR–SWIR-спектров: снижается выраженность полос ОН, H<sub>2</sub>O, Al-OH и Mg-OH/Fe-Mg-OH, а в минеральной ассоциации возрастает роль граната, пироксенов, кианита и других минералов, которые не всегда имеют яркие диагностические полосы в VNIR–SWIR-диапазоне [Doublier et al., 2012; Kamps et al., 2018].

Для наглядного представления данной зависимости была построена обобщенная диаграмма изменения относительной выраженности основных диагностических полос поглощения в зависимости от степени метаморфизма (рисунок 2.2). Под относительной выраженностью полос поглощения понимается нормированная глубина спектрального минимума по отношению к фоновому уровню отражательной способности. Значения, близкие к 1, соответствуют хорошо выраженным полосам, тогда как значения, близкие к 0, указывают на их слабое проявление или отсутствие.

Диаграмма является обобщенной литературной тенденцией изменения выраженности диагностических полос поглощения при возрастании степени

метаморфизма [Doublier et al., 2012; Doublier et al., 2010; Kamps et al., 2018; Abweny et al., 2016]. Значения по оси Y являются условными нормированными показателями и не представляют собой результаты прямых лабораторных измерений конкретных образцов.

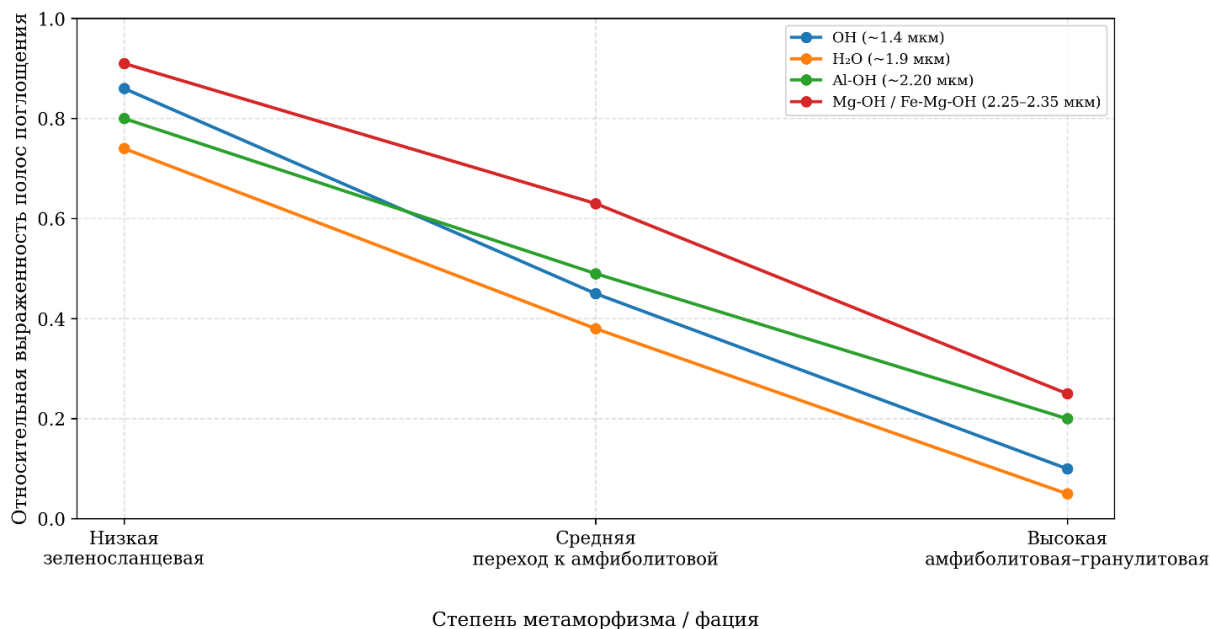


Рисунок 2.2 – Изменение относительной выраженности диагностических полос поглощения при возрастании степени метаморфизма.

Из рисунка 2.2 видно, что наиболее выраженные полосы характерны для низкой степени метаморфизма, где сохраняются гидратированные минералы. При переходе к амфиболитовой и гранулитовой фациям интенсивность полос последовательно уменьшается, что отражает дегидратацию минеральных ассоциаций и снижение роли слоистых силикатов в спектральном отклике пород. В этом смысле относительная выраженность диагностических полос может использоваться как сравнительный индикатор степени сохранности гидратированных минералов, но не как самостоятельный прямой критерий определения метаморфической фации.

Отдельное значение имеет положение полосы Mg-OH/Fe-Mg-OH у хлоритов. Низкотемпературные Mg-хлориты, характерные для низкой степени метаморфизма, обычно имеют выраженное поглощение около 2.35 мкм. В

породах более высокой степени метаморфизма, где возрастает содержание Fe в хлорите, эта полоса может смещаться в область меньших длин волн – примерно к 2.25–2.30 мкм [Kamps et al., 2018]. Такое смещение отражает изменение Fe/Mg-состава хлорита и может использоваться как индикатор метаморфической зрелости. Близкая логика применяется и при оценке низкой степени метаморфизма по положению Al-OH-полосы в мусковите/иллите в рамках подхода Illite Spectral Maturity [Doublier et al., 2010].

Дополнительно характер изменения спектрального отклика можно представить через обобщенные VNIR–SWIR-спектры минеральных ассоциаций, соответствующих различной степени метаморфизма (рисунок 2.3). Такой график не является прямой заменой лабораторных спектров конкретных образцов, но позволяет визуально показать ключевую тенденцию: уменьшение глубины гидроксильных и водных полос и смещение хлоритовой полосы при изменении состава минералов [Doublier et al., 2012; Kamps et al., 2018].

На рисунке 2.3 показано, что спектральная кривая, соответствующая низкой степени метаморфизма, характеризуется более выраженными минимумами в областях около 1.4, 1.9, 2.20 и 2.30–2.35 мкм [Doublier et al., 2010; Doublier et al., 2012; Kamps et al., 2018].

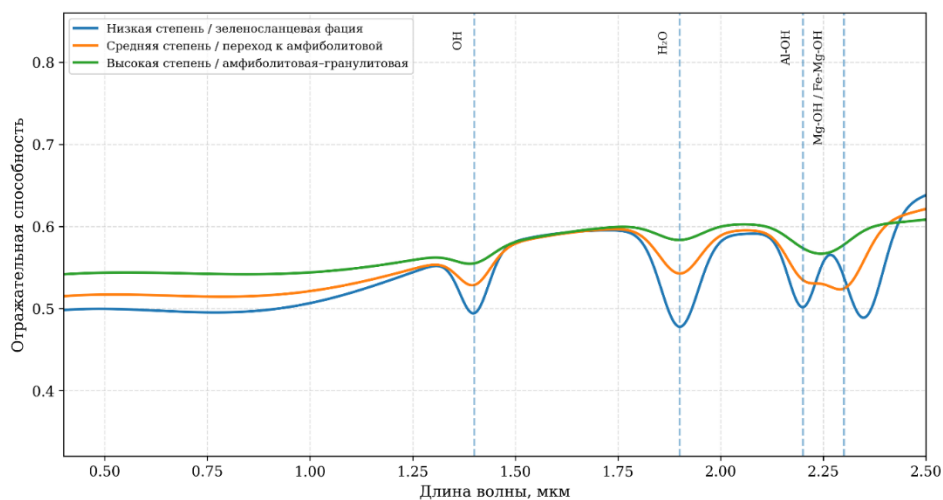


Рисунок 2.3 – Обобщенные VNIR–SWIR-спектры минеральных ассоциаций при разной степени метаморфизма

Для средней и высокой степени метаморфизма эти минимумы становятся менее выраженными, что отражает уменьшение содержания спектрально активных гидратированных фаз. Смещение полосы Mg-OH/Fe-Mg-OH в сторону меньших длин волн может быть связано с изменением Fe/Mg-состава хлоритов.

Следует подчеркнуть, что диагностика степени метаморфизма по спутниковым данным имеет существенные ограничения. Высокометаморфизованные породы часто бедны спектрально активными гидратированными минералами, а их минеральный состав может быть представлен фазами, слабо проявляющимися в VNIR–SWIR-диапазоне. Кроме того, спутниковая съемка фиксирует интегральный отклик поверхности, который зависит не только от минерального состава, но и от степени выветривания, растительного покрова, влажности, зернистости, освещенности и пространственного разрешения данных. Поэтому спектральные признаки метаморфизма следует рассматривать не как прямой критерий выделения фаций, а как косвенный индикатор минеральных преобразований.

Тем не менее, при наличии качественных спектральных данных и корректной геологической интерпретации такие признаки могут быть полезны для локального выявления метаморфических различий. Спектральные измерения пород кратона Пилбара в Западной Австралии показали возможность разделения образцов амфиболитовой и зеленосланцевой фаций по количественным характеристикам их SWIR-спектров [Abweny et al., 2016]. Это подтверждает, что метаморфизм влияет на спектральные свойства пород преимущественно через изменение минеральной среды.

### **2.2.2 Воздействие выветривания и гидротермальных процессов**

Погодное выветривание и гидротермальные изменения существенно модифицируют отражательные свойства обнажений пород. При химическом выветривании первичные породообразующие минералы разрушаются с образованием новых вторичных фаз – глинистых минералов, оксидов железа,

гидрооксидов алюминия и др. Эти новые минералы, как правило, ярче и обладают характерными спектральными признаками. Так, при окислении и пиритизации рудных зон возникают лимонитовые корки с высоким содержанием  $\text{Fe}^{3+}$ -оксидов (гетит, гематит), которые проявляют рост отражения в красно-желтой области спектра и типичный "плечевой" повышенный альбедо после  $\sim 0.5$  мкм [Suryantini et al., 2005]. Кроме того,  $\text{Fe}^{3+}$  дает широкое поглощение около 0.9–1.0 мкм, часто наблюдаемое на спектрах выветрелых базальтов. Аргиллизация (образование глин) приводит к появлению интенсивных полос Al-OH около 2200 нм (например, в каолините, галлуазите) и Mg-OH  $\sim 2300$ – $2350$  нм (смектиты, хлориты). На спектрах выветрелых пород появляются также выраженные полосы молекулярной воды  $\sim 1.9$  мкм за счет адсорбированной влаги и гидратации минералов [Gascon et al., 2017]. В целом, выветрелые поверхности обычно ярче свежих в видимом диапазоне (из-за удаления темных ферромагнезиальных минералов, образования светлых глинистых пленок) и имеют более крутой положительный уклон спектра. Например, для риолита и гранита в пустынных условиях различия между спектрами выветрелых корок и свежих сколов минимальны (меняется преимущественно общая яркость), тогда как для основных вулканитов и диабазов различия значительны: у выветрелого базальта появляется характерный "красный уклон" из-за  $\text{Fe}^{3+}$  и широкие полосы  $\text{OH}^-$  при 1.4 и 1.9 мкм, отсутствующие на спектре свежего базальта [Zhou et al., 2017].

В процессах супергенеза хлорит и другие первичные гидросиликаты часто полностью разрушаются, уступая место каолиниту и железистым продуктам – это приводит к исчезновению полосы 2350 нм (Mg-OH хлорита) и усилению полосы 2200 нм (Al-OH каолинита) [Suryantini et al., 2005].

Таким образом, спектральные признаки выветривания включают: изменение общего наклона кривой (покраснение или обесцвечивание поверхности), появление/исчезновение определенных полос поглощения (например, пропажа полос хлорита, появление полос каолинита), смещение

положения полос за счет избирательного выщелачивания элементов – так, основной пик поглощения серицита  $\sim 2200$  нм может сместиться на  $\pm 5-10$  нм в зависимости от выветрелости (чем более выветрелый слюдистый минерал, тем ближе максимум к 2200 нм из-за обеднения Al). Белая слюда (мусковит) сохраняется даже при интенсивном выветривании, оставаясь надежным индикатором гипергенных ореолов, тогда как хлорит разрушается и поэтому менее пригоден для дистанционного поиска зон изменения [Suryantini et al., 2005].

## **2.3 Спектральные проявления структурно-тектонических особенностей пород**

### **2.3.1 Анизотропия отражения при сланцеватости**

Направленное напряжение и тектоническая деформация нередко придают горным породам плоскостную сланцеватость или линейность, что может вызывать анизотропию их отражательных свойств. Это означает, что спектральная яркость образца способна меняться в зависимости от геометрии освещения-наблюдения. Лабораторные эксперименты с гониоспектрометрами подтверждают, что шлифованные или естественно сланцеватые поверхности пород отражают больше света при освещении, падающем вдоль плоскости сланцеватости, и меньше – при освещении под острым углом к ней [Curtis, 2022]. Физически это связано с эффектом объемной анизотропии – ориентированные кристаллы (например, чешуйки мусковита, хлорита) действуют подобно зеркальным микроповерхностям, давая повышенное зеркальное отражение в определенных направлениях. В масштабах дистанционного зондирования (съемка спутником почти с зенита) проявления анизотропии пород сглажены, но на локальном уровне могут приводить к разнице спектральных индексов в разных направлениях сканирования. Например, исследования показывают, что при увеличении фазового угла (между направлением на Солнце и на сенсор) глубина полос

поглощения уменьшается, а наклон спектра («краснота») увеличивается независимо от типа поверхности [Curtis, 2022]. Сланцеватые породы (филлиты, кристаллические сланцы) могут демонстрировать несколько иной отклик, если освещены параллельно сланцеватости или перпендикулярно. Для практики спектрального картографирования это означает необходимость коррекции ДФОС (двулучевой функции отражательной способности) при анализе склонов и рассланцованных массивов [Hugli et al., 1983]. Однако в целом вклад чисто геометрической анизотропии сравнительно невелик по сравнению с минерагическим фактором: сильно деформированные, но минерально неизменные породы будут давать спектры, близкие к исходным, если их поверхность достаточно матовая (диффузно-отражающая). Таким образом, структурная анизотропия способна влиять на количественные показатели (интенсивность отражения, индексы), но не создает новых полос поглощения – она лишь осложняет их обнаружение без соответствующей калибровки и учета угловых эффектов.

### **2.3.2 Спектральные индикаторы тектонических нарушений**

Тектонические нарушения отражаются в спектральных характеристиках пород через совокупность сопровождающих их процессов: дробление, милонитизацию, катаклаз, вторичное изменение минерального состава, окисление, карбонатизацию и гидротермальную переработку. Поэтому в задачах дистанционного анализа следует говорить не о «спектре разлома» как самостоятельном объекте, а о спектральных последствиях тектонической переработки пород, проявляющихся в изменении уровня отражения, формы спектральной кривой и положения диагностических полос поглощения.

Для оценки таких эффектов были сопоставлены пары спектров, характеризующие некоторые породы вне зоны нарушения и породы в зоне разлома либо их условные спектральные аналоги, адаптированные из открытых библиотек и научных публикаций [Kokaly et al., 2017; Sultan et al., 1987; Madani et al., 2011]. В качестве прямых пар использовались

сопоставления, где одна кривая отражает менее нарушенное состояние породы, а вторая – разломную породу или тектонизированный аналог сходного протолита. В случаях отсутствия строго прямых сопоставлений применялись условные аналоги, позволяющие проследить спектральные последствия процессов, типичных для разломных зон: измельчения материала, вторичного изменения поверхности, минералого-геохимической переработки и формирования новых фаз.

Для количественного сопоставления спектров использовались следующие метрики:

1. средние значения отражательной способности в диапазонах VIS, NIR и SWIR, характеризующие общий уровень отражения в видимой, ближней инфракрасной и коротковолновой инфракрасной областях спектра;
2. средняя межспектральная разность, отражающая усредненный уровень расхождения между двумя кривыми по всему диапазону длин волн;
3. максимальная межспектральная разность, показывающая наибольший локальный контраст между спектрами длина волны максимального расхождения, фиксирующая участок спектра, в котором различие между сопоставляемыми кривыми выражено наиболее сильно;
4. коэффициент корреляции, позволяющий оценить степень сходства формы спектральных кривых независимо от абсолютного уровня отражения;
5. спектральный угол SAM (Spectral Angle Mapper), характеризующий различие спектров как векторов в многомерном пространстве и тем самым позволяющий учитывать различия их общей конфигурации.

Использование данного набора метрик было направлено на формализацию различий между породами вне зоны разлома и породами зоны тектонического нарушения либо их условными аналогами, а также снизить субъективность визуальной интерпретации.

Наиболее надежную основу для интерпретации спектральных различий, связанных с тектонической переработкой пород, дают прямые пары, в которых

сопоставляются порода вне зоны разлома и порода, сформированная в условиях интенсивной деформации. Для пары «гранитный гнейс – кварц-полевошпатовый милонит» характерно устойчивое снижение отражательной способности у милонита по сравнению с исходной породой, особенно заметное в ближнем и коротковолновом инфракрасных диапазонах (рисунок 2.4).

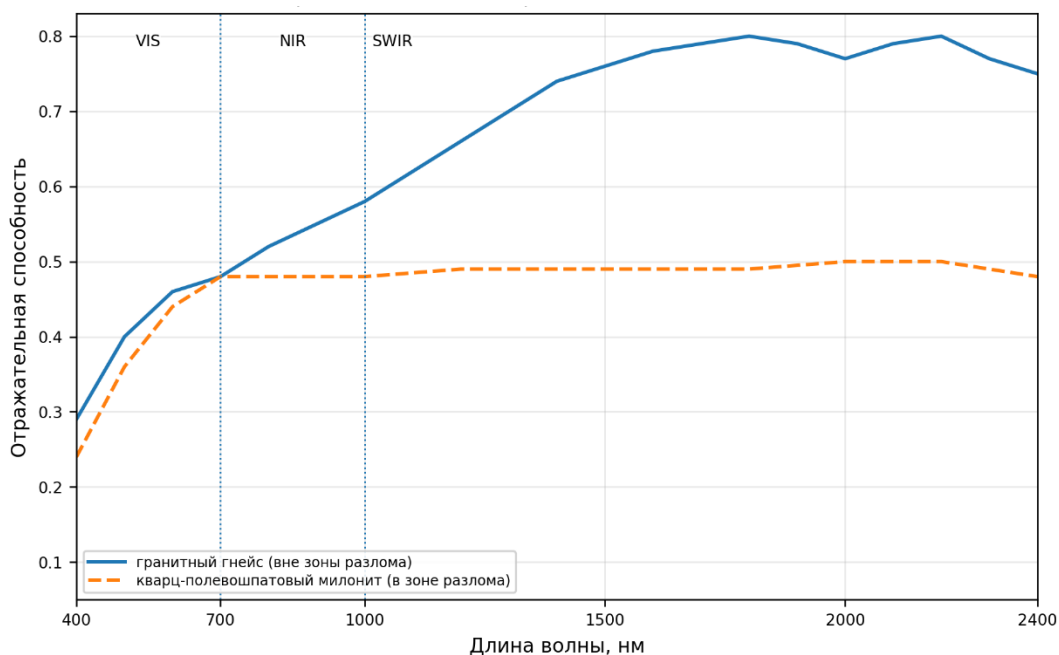


Рисунок 2.4 – Спектры отражательной способности гранитного гнейса и кварц-полевошпатового милонита.

Средняя отражательная способность гранитного гнейса составляет около 0.413 в диапазоне VIS, 0.533 в NIR и 0.744 в SWIR, тогда как для кварц-полевошпатового милонита соответствующие значения равны 0.385, 0.480 и 0.491. Средняя абсолютная разность между кривыми достигает около 0.190, а максимальное расхождение составляет около 0.310 и приходится примерно на 1800 нм. Коэффициент корреляции между спектрами равен 0.758, а спектральный угол составляет  $8.540^\circ$ , что указывает на различие как по уровню отражения, так и по общей форме кривых.

Иной характер наблюдается для пары «массивный амфиболит – мафический милонит» (рисунок 2.5).

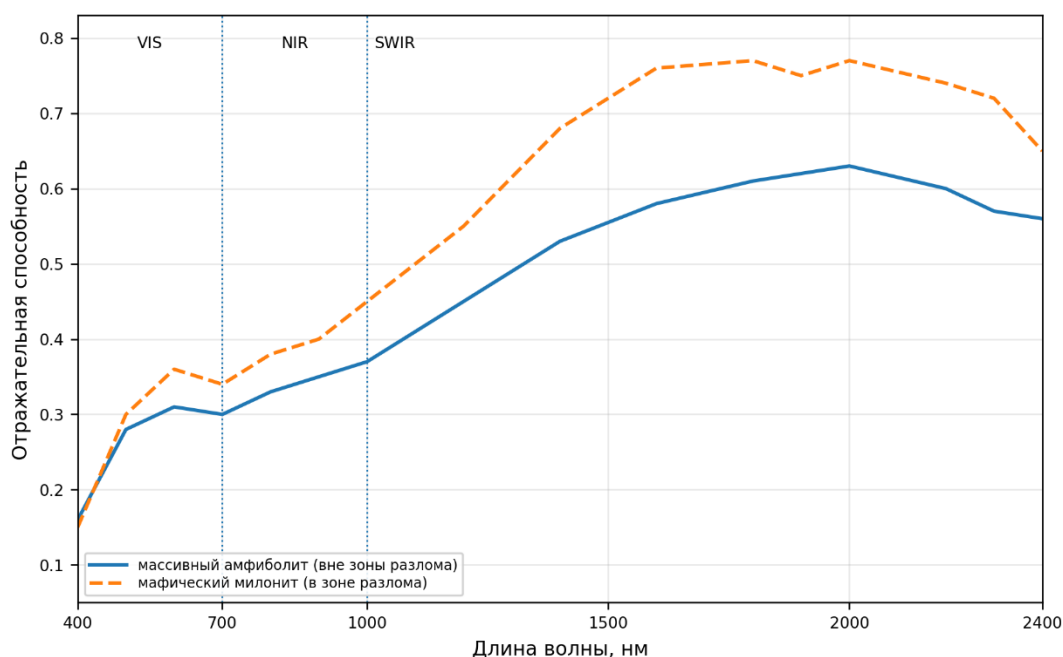


Рисунок 2.5 – Спектры отражательной способности массивного амфиболита и мафического милонита.

В данном случае спектр милонита располагается выше спектра массивного амфиболита практически по всему диапазону длин волн. Средняя отражательная способность массивного амфиболита составляет около 0.271 в VIS, 0.338 в NIR и 0.550 в SWIR, тогда как для мафического милонита эти значения возрастают до 0.298, 0.392 и 0.687 соответственно. Средняя абсолютная разность между спектрами составляет около 0.108, максимальная – около 0.180 при длине волны порядка 1600.0 нм. При этом коэффициент корреляции между спектрами очень высок и достигает 0.995, а спектральный угол равен  $2.318^\circ$ , что указывает на близость формы кривых при систематически более высоком уровне отражательной способности у милонита. Подобное соотношение показывает, что спектральный эффект тектонической переработки не является однотипным для разных литологических групп: в одних случаях он выражается снижением отражения, в других – его повышением.

Следующую группу составляют условные аналоги, моделирующие спектральные последствия механического измельчения пород. В паре

«массивный амфиболит: свежая поверхность – порошкообразный материал»  
различие выражено особенно резко (рисунок 2.6).

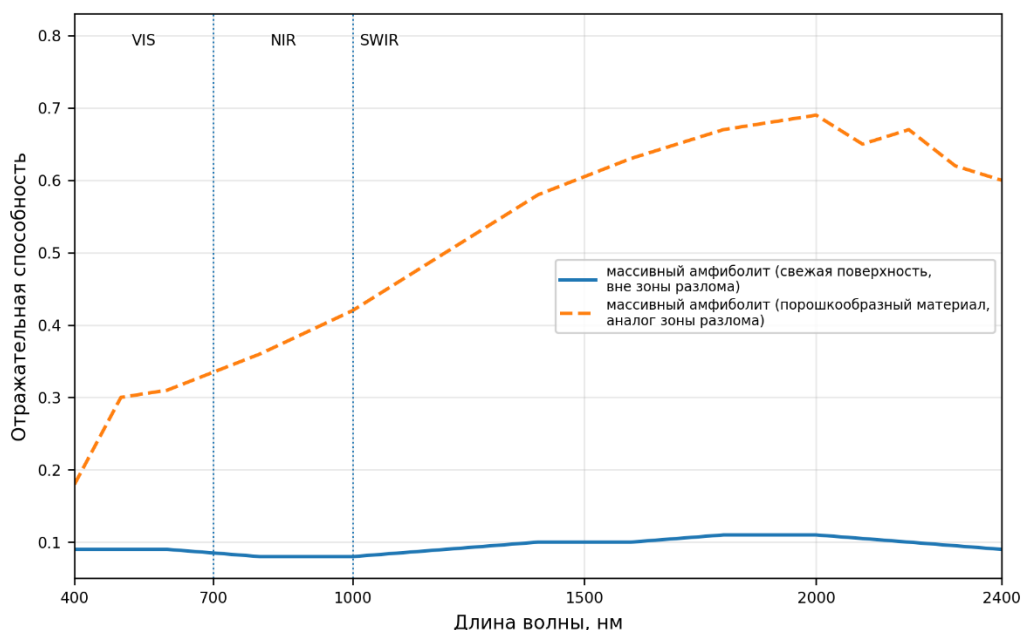


Рисунок 2.6 – Спектры отражательной способности массивного амфиболита: свежая поверхность и порошкообразный материал.

Для свежей поверхности массивного амфиболита средняя отражательная способность составляет около 0.089 в VIS, 0.081 в NIR и 0.099 в SWIR, тогда как для порошкообразного материала эти значения возрастают до 0.287, 0.376 и 0.603. Средняя абсолютная разность между спектрами достигает 0.426, а максимальная – около 0.580 при длине волны порядка 2000.0 нм. Коэффициент корреляции между кривыми равен 0.813, спектральный угол составляет 11.194°. Эти данные указывают на крайне сильный эффект измельчения, особенно в NIR- и SWIR-областях, где относительное увеличение отражательной способности составляет 364.5 % и 508.2 % соответственно. Данная пара не является прямым аналогом разломной породы, однако хорошо моделирует один из наиболее характерных эффектов зон дробления.

Аналогичная закономерность прослеживается и для пары «мелкозернистый гранит: свежая поверхность – порошкообразный материал» (рисунок 2.7).

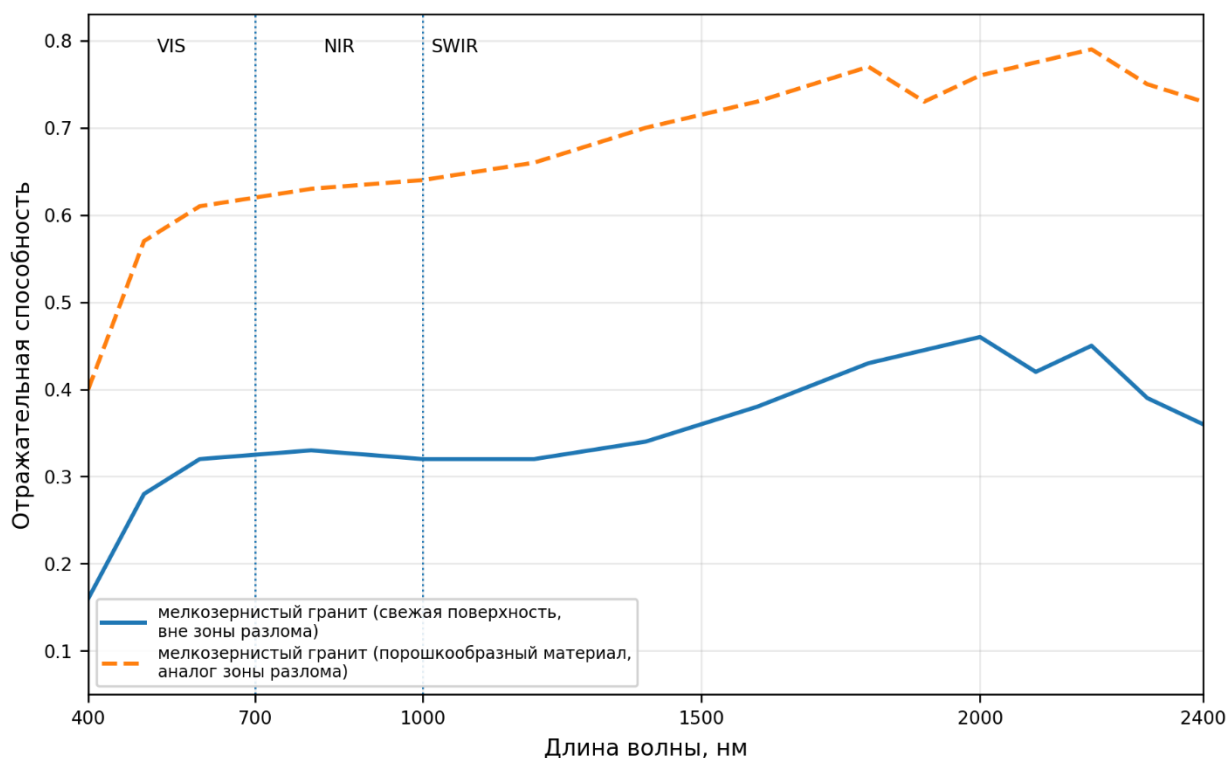


Рисунок 2.7 – Спектры отражательной способности мелкозернистого гранита: свежая поверхность и порошкообразный материал.

Переход от свежей поверхности к порошкообразному материалу сопровождается ростом средних значений отражения с 0.278 до 0.560 в VIS, с 0.326 до 0.632 в NIR и с 0.384 до 0.724 в SWIR. Средняя абсолютная разность составляет около 0.326, максимальная – около 0.370 при длине волны порядка 2400.0 нм. Коэффициент корреляции равен 0.942, а спектральный угол –  $4.111^\circ$ , то есть формы спектров остаются близкими, а основное различие связано с ростом общего уровня отражения. Как и в предыдущем случае, данная пара служит моделью спектрального эффекта, сопровождающего интенсивное механическое разрушение породы.

Отдельный интерес представляют условные аналоги, основанные не на измельчении, а на вторичном изменении поверхности. Для пары «массивный

амфиболит: свежая поверхность – поверхность со вторичным изменением» спектр измененной поверхности располагается выше спектра свежей поверхности по всему диапазону длин волн (рисунок 2.8).

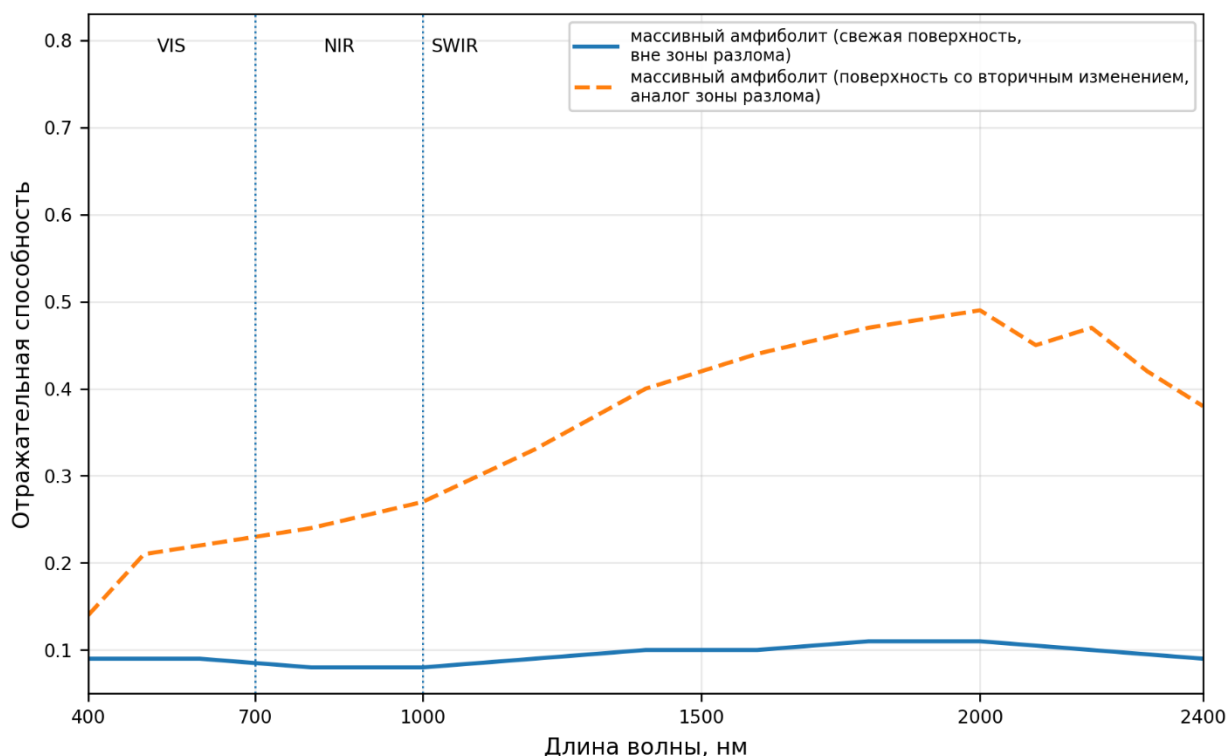


Рисунок 2.8 – Спектры отражательной способности массивного амфиболита: свежая поверхность и поверхность со вторичным изменением

Средние значения отражательной способности возрастают с 0.089 до 0.204 в VIS, с 0.081 до 0.248 в NIR и с 0.099 до 0.414 в SWIR. Средняя абсолютная разность между кривыми составляет около 0.263, максимальная – около 0.380 при длине волны порядка 2000.0 нм. Коэффициент корреляции равен 0.863, а спектральный угол – 11.292°. Следовательно, вторичное изменение в данном случае приводит к выраженному повышению уровня отражения, особенно в SWIR-области, где относительное увеличение достигает 317.9 %.

В случае пары «мелкозернистый гранит: свежая поверхность – поверхность со вторичным изменением» наблюдается противоположная картина (рисунок 2.9).

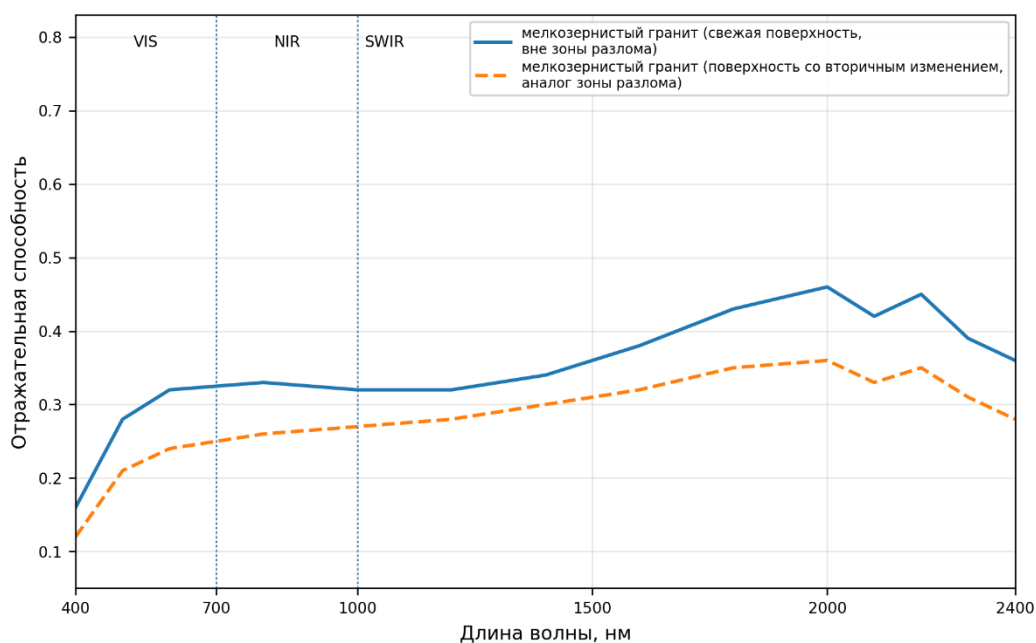


Рисунок 2.9 – Спектры отражательной способности мелкозернистого гранита: свежая поверхность и поверхность со вторичным изменением.

Измененная поверхность характеризуется более низкой отражательной способностью по сравнению со свежей поверхностью гранита. Средние значения отражения снижаются с 0.278 до 0.210 в VIS, с 0.326 до 0.262 в NIR и с 0.384 до 0.317 в SWIR. Средняя абсолютная разность составляет 0.067, максимальная – около 0.100 при длине волны порядка 2000.0 нм. Коэффициент корреляции между спектрами равен 0.961, а спектральный угол составляет  $2.686^\circ$ , то есть форма кривых в целом сохраняется, но общий уровень отражения уменьшается. Это показывает, что вторичное изменение поверхности не имеет универсального спектрального эффекта и в зависимости от состава вторичных фаз может как усиливать, так и ослаблять отражение.

Особую группу образуют пары, рассматриваемые как условные аналоги процессов глубокой метасоматической переработки ультраосновных пород в тектонически активных зонах. Например, в паре «серпентинит – лиственит», спектр лиственита устойчиво располагается выше спектра серпентинита по всему диапазону (рисунок 2.10): средняя отражательная способность

возрастает с 0.125 до 0.215 в VIS, с 0.123 до 0.228 в NIR и с 0.138 до 0.241 в SWIR.

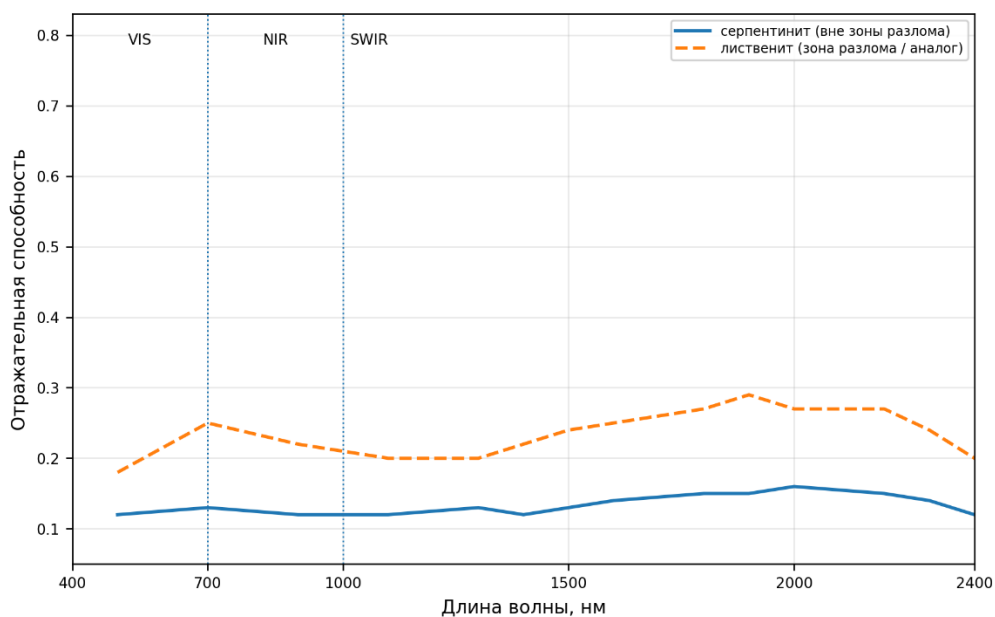


Рисунок 2.10 – Спектры отражательной способности серпентинита и лиственита.

Средняя абсолютная разность между спектрами составляет около 0.102, максимальная – около 0.140 при длине волны порядка 1900.0 нм. Коэффициент корреляции равен 0.903, спектральный угол –  $3.011^\circ$ . Подобное соотношение соответствует представлению о лиственитизации как о глубоком вторичном преобразовании ультрамафитов, часто контролируемом зонами разломов и сдвиговых деформаций.

В совокупности рассмотренные графики показывают, что спектральные признаки тектонических нарушений проявляются в нескольких формах. Для прямых пар характерны либо систематическое снижение отражательной способности в деформированной породе, как в случае гранитного гнейса и кварц-полевошпатового милонита, либо, напротив, ее повышение, как в случае массивного амфиболита и мафического милонита. Для условных аналогов, моделирующих дробление, типичен резкий рост отражения при переходе к порошкообразному состоянию. Для пар, связанных со вторичным

изменением поверхности, спектральный эффект оказывается менее однозначным и может выражаться как в повышении, так и в снижении отражательной способности. Наконец, пары серпентинита и лиственита демонстрируют спектральные последствия метасоматического преобразования, тесно связанного с тектонически активными зонами и гидротермальной переработкой пород.

Следовательно, спектральные индикаторы тектонических нарушений следует интерпретировать как совокупность взаимодополняющих признаков, включающих изменение общего уровня отражения, усиление или ослабление контраста в диапазонах VIS, NIR и SWIR, а также преобразование формы спектральной кривой. Наиболее диагностическими в большинстве рассмотренных пар оказываются различия в NIR- и особенно SWIR-областях, где контраст между исходными и преобразованными состояниями пород выражен сильнее всего. При этом сами численные оценки должны трактоваться как приближенные, поскольку они получены по дискретизированным спектральным наборам, однако даже в таком виде они позволяют существенно повысить объективность интерпретации и формализовать спектральные различия между породами вне зоны разлома и породами зоны тектонической переработки либо их условными аналогами.

#### **2.4 Вычисление геологических индексов на основе спектральных данных ДЗЗ**

Переход от анализа исходных спектров к расчету геологических спектральных индексов позволяет формализовать различия между типами поверхности и представить их в виде количественных признаков, пригодных для дешифрирования и картографирования. Вместе с тем спектральные индексы не являются прямыми индикаторами разломных зон. Их значение заключается в том, что они усиливают контрасты, связанные с минералогическими, литологическими и вторично измененными участками,

которые в ряде случаев пространственно приурочены к структурно-тектоническим элементам.

Геологические спектральные индексы являются результатом математических расчетов, проводимых над каналами спутниковой съемки в видимом и инфракрасном диапазонах, и позволяют оценивать содержание железа, оксидов или органического вещества в породах и почвах [Asadzadeh et al., 2024; Пшеченкова и др., 2024; Kalinowski et al., 2004].

Суть выбора, расчета и интерпретации геологического индекса заключается в следующем. Опытным путем или на основе лабораторных спектров минералов определяют, в каких диапазонах (каналах) съемки искомая порода выглядит максимально ярко, а в каких, наоборот, максимально темно, после чего подбирают математическую комбинацию этих каналов, позволяющую подчеркнуть контраст; например, для обнаружения глиносодержащих пород часто используется отношение ближнего инфракрасного канала к коротковолновому инфракрасному, а для оценки содержания оксидов железа применяются комбинации красного и синего каналов. Далее происходит непосредственно расчет, который выполняется компьютером попиксельно для всего снимка: программа берет значения яркости каждого пикселя в выбранных каналах и подставляет их в формулу, чаще всего использующую принцип нормализованной разности, когда разность яркостей двух каналов делится на их сумму – это позволяет получить безразмерную величину в диапазоне от минус единицы до плюс единицы, которая не зависит от общих условий освещенности и теней. Наконец, происходит визуализация и интерпретация полученного результата: компьютер преобразует все рассчитанные значения в новое черно-белое или псевдоцветное изображение, где, например, значения, близкие к плюс единице, становятся ярко-белыми, значения около нуля – серыми, а близкие к минус единице – черными, и в итоге исследователь получает карту, на которой целевые минералы или породы буквально «высвечиваются» на фоне всех

остальных объектов, что позволяет быстро выявлять зоны их распространения и намечать участки для дальнейших полевых исследований.

Для решения геологических задач наибольшее распространение получили следующие группы индексов:

*Ферритные* – позволяют выявить повышенное содержание оксидов железа в горных породах, что является косвенным индикатором наличия разломов и других геологических структур (таблица 2.1). В ряде исследований демонстрируется, как анализ спутниковых изображений с использованием таких индексов в сочетании с пробоотбором и рентгенофлуоресцентной спектроскопией позволяет оценивать содержание  $Fe^{2+}$  и  $Fe^{3+}$  с полуколичественной точностью [Пшеченкова и др., 2024].

Таблица 2.1 – Спектральные индексы-индикаторы железосодержащих горных пород [Ducart et al., 2016; Al-Quraishi et al., 2022]

Название	Описание	Отношение каналов	Примечание
Iron ( $Fe^{3+}/Fe^{2+}$ ) Oxides Ratio (IOR)	Используется для выделения всех оксидов железа	$\frac{RED}{BLUE}$	Каналы Landsat-8
Ferric Iron, $Fe^{3+}$ (FI3)	Выделение $Fe^{3+}$	$\frac{RED}{GREEN}$	
Ferrous Iron, $Fe^{2+}$ (FI2)	Выделение $Fe^{2+}$	$\frac{SWIR2}{\frac{NIR}{GREEN} + RED}$	
Ferrous Minerals Ratio (FMR)	Выделение всех железосодержащих материалов	$\frac{SWIR1}{NIR}$	

*Глинистые* – позволяют выделять области с повышенным содержанием глинистых минералов, применяются для локализации покровных образований и слабых зон в толще (таблица 2.2).

*Карбонатные и сульфатные* – применяются для интерпретации карбонатных платформ, участков метасоматоза, зон гидротермальных изменений (таблица 2.3).

Таблица 2.2 – Спектральные индексы-индикаторы глинистых горных пород [Drury, 1987; Rowan et al., 2003; Fatima et al., 2017; Ninomiya, 2003]

Название	Описание	Отношение каналов	Примечание
Clay Minerals Ratio (CMR)	Используется для выделения областей, обогащенных глинистыми минералами, и зон гидротермального изменения	$\frac{SWIR1}{SWIR2}$	Каналы Lansat-8
Clay Alteration Index (CLAI)	Применяется для картографирования аргиллитизированных ореолов вокруг рудных тел	$\frac{band4 + band6}{band5}$	Каналы ASTER (Terra)
Kaolinite Index 1 (KAI1)	Позволяют выделять зоны каолиновых изменений	$\frac{band8}{band7}$	
Kaolinite Index 2 (KAI2)		$\frac{band4}{band7} * \frac{band8}{band5}$	
Kaolinite Index 3 (KAI3)		$\frac{band4 + band7}{band6}$	
Montmorillonite Index (MONI)	Применяется для поиска смектит-обогащенных зон	$\frac{band4 + band6}{band7}$	

Таблица 2.3 – Спектральные индексы-индикаторы карбонатных и сульфатных пород [Ninomiya, 2003; Fatima et al., 2017]

Название	Описание	Отношение каналов	Примечание
Alunite Index (ALUI)	Применяется для выделения зон сульфатных изменений в гидротермальных системах и рудных полях	$\frac{(band7)^2}{band5 * band7}$	Каналы ASTER (Terra)
Calcite Index (CALI)	Используется для выделения карбонатных горизонтов, прожилков кальцита и известняков/доломитов	$\frac{band6 + band9}{(band8)^2}$	
Carbonate Index (CARI)	Позволяет картографировать области, обогащенные карбонатами (Ca- и Mg-карбонаты) в песках, осадочных толщах и коре выветривания	$\frac{band13}{band14}$	
Dolomite Index (DOLI)	Чувствителен к сочетанию полос поглощения Mg-карбонатов, что позволяет отделять	$\frac{band6 + band8}{band8}$	

	доломитизированные зоны от известняков и силикатного фона		
Magnesite Index (MAGI)	Используется для поиска магнезитовых линз и зон магнезиевого карбонатного замещения	$\frac{band6 + band8}{band7 + band9}$	
MgOH-Carbonate Abundance Index (MGAI)	Усиливает участки с комбинированными признаками Mg-карбонатов и гидросиликатов (доломит, магнезит, серпентинит-карбонатные брекчии и др.)	$\frac{band9 + band6}{band8}$	

Перечисленные индексы могут быть объединены в единый композит, для более комплексного изучения яркостных контрастов. Например, в работе [Sabins, 1999] был предложен композит из индексов (рисунок 2.11):

1. Индекс минералов, образованных оксидом железа (гематит, магнетит), который рассчитывается исходя из отношения интенсивностей отраженного света в красном (RED) и голубом диапазоне (BLUE), т.е. отношение каналов RED/BLUE соответственно (индекс IOR).

2. Индекс минералов, содержащих в себе железо (пироксен, оливин, амфибол). Рассчитывается из отношения интенсивностей отраженного света в первом коротковолновом инфракрасном диапазоне (SWIR1) и ближнем инфракрасном диапазоне (NIR) (индекс FMR).

3. Индекс минералов-гидроокислов (каолинит, мусковит, эпидот, хлорит), который находится отношением интенсивностей отраженного света в первом коротковолновом инфракрасном диапазоне (SWIR1) и втором коротковолновом инфракрасном диапазоне (SWIR2) (индекс CMR).

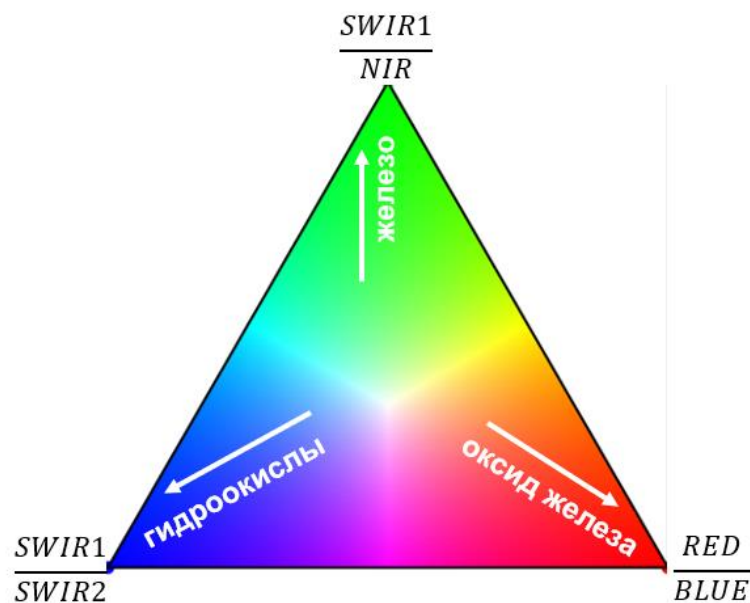


Рисунок 2.11 – RGB-модель композита Сабинса [Sabins, 1999]

Апробация композита Сабинса на территории Колмозерского месторождения лития показала сложное пространственное распределение яркостных контрастов [Камаев и др., 2024]. На рисунке 2.12 выделяются два основных типа цветовых контрастов. Первый тип представлен ярко-зелеными участками, которые интерпретируются как зоны повышенного содержания железосодержащих минералов, прежде всего лимонита и пирита. Второй тип соответствует фиолетовым участкам, отражающим повышенную выраженность гидроокислов и ассоциируемым с мусковитом и серицитом, характерными для рудных тел сподуменовых пегматитов. Кроме того, на изображении фиксируются отдельные локальные точечные контрасты, близкие по спектральным характеристикам к оксидам железа.

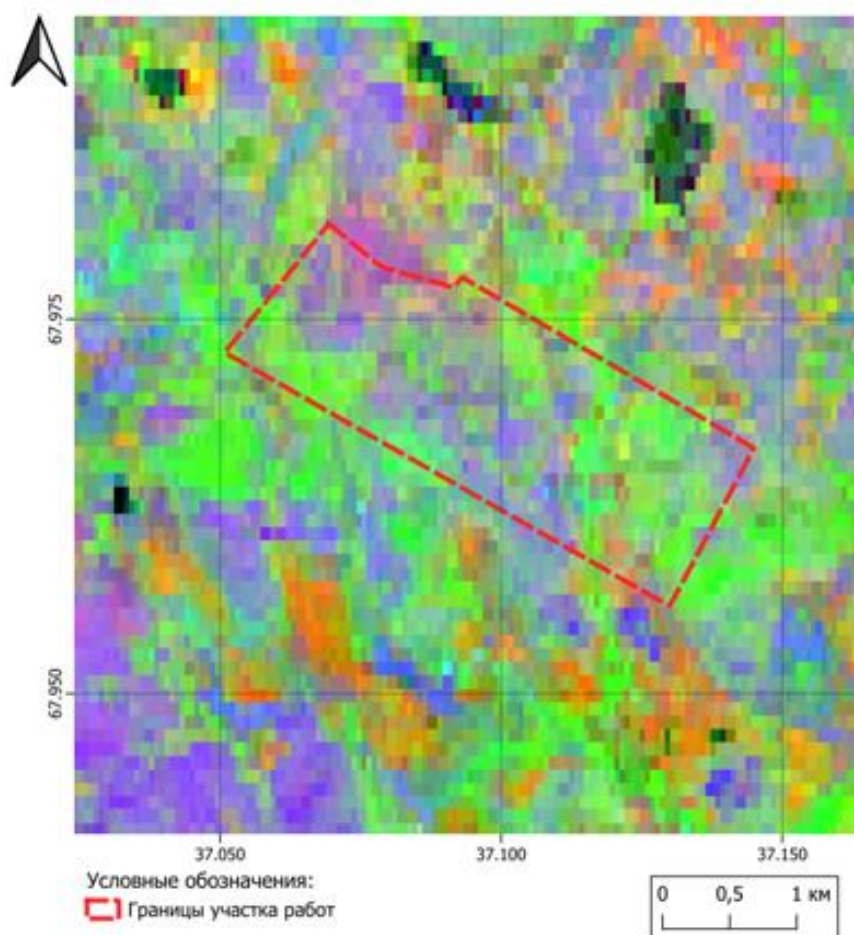


Рисунок 2.12 – Цветовой композит модели Сабинса территории Колмозерского месторождения [Камаев и др., 2024]

Использование спектральных индексов и их комбинаций позволяет не только дешифровать литологические контрасты, но и служит подспорьем для геохимической и минералогической интерпретации. Однако необходимо учитывать, что большинство этих индексов были разработаны для умеренных широт и не всегда корректно работают в условиях АЗРФ, где спектральные свойства маскируются снегом, лишайниково-моховой растительностью, слежавшейся мерзлотной поверхностью и другими факторами. Это требует как локальной калибровки существующих индексов, так и создания новых, адаптированных к условиям криолитозоны.

## 2.5 Методы выделения информативных компонент/уменьшения размерности

Методы выделения информативных компонент и уменьшения размерности в дистанционном зондировании Земли – это математические процедуры, направленные на преобразование многоканальных данных (мульти- и гиперспектральных снимков) в компактное пространство признаков, в котором сохраняется максимально значимая информация. Эти методы уменьшают избыточность, подавляют шум, усиливают скрытые спектральные и структурные особенности и повышают эффективность последующей классификации, дешифрирования и геологической интерпретации. В таблице 2.4 приведены наиболее распространенные из данной группы методов с их кратким описанием.

Таблица 2.4 – Методы выделения информативных компонент/уменьшения размерности

Название	Краткое описание/назначение	Упоминание
Principal Component Analysis (PCA)	Линейное ортогональное преобразование – данные проецируются на новые оси (компоненты) так, что первая компонента дает максимум дисперсии, вторая – следующий максимум и т.д. Устраняет корреляцию, уменьшает размерность, выделяет направления максимальной изменчивости. Часто используется как базовый метод для сжатия спектральных данных.	Fauvel et al., 2009; Zabalza et al., 2014; Li et al., 2018
Minimum Noise Fraction (MNF)	Преобразование, которое сначала «отбеливает» шум (noise whitening), затем делает PCA – результирующие компоненты ранжируются не по дисперсии, а по отношению «сигнал/шум». Позволяет выделить информативные спектральные особенности на фоне шумов.	Green et al., 1988; Hajaj et al., 2025]
Independent Component Analysis (ICA)	Метод «слепого разложения», предполагает, что наблюдаемые спектры являются смесью независимых источников; ICA выделяет статистически независимые компоненты. Позволяет извлекать «чистые» спектральные сигнатуры (эндмемберы), обнаруживать редкие материалы, контрасты, разделять смешанные пиксели.	Chiang et al., 2002; Falco et al., 2014
Autoencoders (автоэнкодеры)	Нелинейные нейросетевые методы сжатия данных – обучаются восстанавливать входные данные через узкое скрытое (латентное) пространство. Позволяют выделять сложные нелинейные зависимости и формировать	Ayuma et al., 2020; Hinton et al., 2006

	оптимальные признаки для последующей классификации или кластеризации.	
Manifold / нелинейные вложения (t-SNE, UMAP, manifold embedding и др.)	Нелинейные методы проекции, стремятся сохранить локальную и/или глобальную структуру данных при проекции на низкоразмерное пространство – хорошо выявляют кластеры, контрасты, нелинейные зависимости, когда спектральные данные имеют сложную геометрию. Полезны для визуализации, кластеризации, разведочного анализа.	Hong et al., 2020

Наиболее широко используемым из данной группы методов является *метод главных компонент*.

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) – один из фундаментальных статистических методов уменьшения размерности, применяемых при анализе мультиспектральных и гиперспектральных данных дистанционного зондирования Земли. Впервые был предложен Карлом Пирсоном [Pearson, 1901], в данный момент применяется в множественных сферах – исследованиях популяций, маркетинге, финансах, нейробиологии и многих других, в том числе ДЗЗ [Fauvel et al., 2009; Zabalza et al., 2014]. Метод позволяет выполнить линейное преобразование исходного набора коррелированных спектральных каналов в новое ортогональное пространство некоррелированных компонент, упорядоченных по убыванию дисперсии. Формально, пусть исходные данные представлены матрицей:

$$X_{n,b} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x_{b1} & x_{b2} & \dots & x_{bn} \end{pmatrix}, \quad (2.1)$$

где  $n$  – число пикселей,  $b$  – число спектральных каналов.

Чтобы уменьшить размерность исходных полос, необходимо вычислить собственные значения ковариационной матрицы. Эта матрица может быть рассчитана следующим образом:

$$C_{b,b} = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \dots & \sigma_{1j} \\ \cdot & \dots & \sigma_{2j} \\ \cdot & \dots & \cdot \\ \sigma_{i1} & \dots & \sigma_{ij} \end{pmatrix}, \quad (2.2)$$

где  $\sigma_{i,j}$  – ковариация каждой пары различных каналов.

Расчет ковариации производится следующим образом:

$$\sigma_{i,j} = \frac{1}{N-1} * \sum_{p=1}^N (DN_{p,i} - \mu_i) * (DN_{p,j} - \mu_j), \quad (2.3)$$

где  $DN_{p,i}$  – цифровое значение пикселя  $p$  в канале  $i$ ,  $DN_{p,j}$  – цифровое значение того же пикселя в канале  $j$ ;  $\mu_i$  и  $\mu_j$  – средние значения по каналам  $i$  и  $j$  соответственно.

Из матрицы дисперсий и ковариаций вычисляются собственные значения (eigenvalues)  $\lambda$  как корни характеристического уравнения:

$$\det(C - \lambda I) = 0, \quad (2.4)$$

где  $C$  – ковариационная матрица полос, а  $I$  – единичная (диагональная) матрица.

Полученные собственные значения указывают на количество сохраненной исходной информации. На основе этих значений можно определить долю исходной дисперсии, объясняемой каждой главной компонентой, вычислив отношение каждого собственного значения к сумме всех собственных значений. Те компоненты, которые содержат минимальную дисперсию (и, соответственно, минимум информации), могут быть отброшены.

Наконец, главные компоненты могут быть выражены в матричной форме как:

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \cdot \\ y_b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{1,b} \\ \cdot & \dots & \cdot \\ w_{b,1} & \dots & w_{b,b} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x_1 \\ \cdot \\ x_b \end{pmatrix}. \quad (2.5)$$

Обычно оказывается, что первые 2–4 компоненты содержат большую часть информации (~>90–95 % дисперсии), что дает основание для существенного уменьшения размерности при минимальных потерях информации [Fung et al., 1987]

Применение PCA в контексте анализа данных ДЗЗ связано с несколькими преимуществами:

- Снижение размерности – уменьшение числа каналов (полос) облегчает дальнейшую обработку, визуализацию, ускоряет алгоритмы классификации и сегментации.
- Усиление контрастности – проекции на компоненты часто усиливают различия между различными типами поверхности (растительность, вода, порода, урбанизированные зоны), что облегчает тематическую классификацию, выделение минералогических яркостей или зон изменения землепокрова.
- Подавление корреляций и шума – поскольку спектральные каналы часто коррелированы, PCA устраняет избыточность и выделяет наиболее информативные направления в пространстве признаков.

В геологических, геоморфологических и криогенных задачах PCA может использоваться для: тематической интерпретации, первичной дешифровки линейных и текстурных контрастов, детектирования изменений поверхности, предварительной подготовки данных перед классификацией, сегментацией или машинным обучением.

Применение PCA имеет ограничения – поскольку это линейный метод, направления максимальной дисперсии (компоненты) не обязательно обеспечивают наилучшее разделение классов (типы пород, поверхности), особенно если структурные различия малозаметны или погужены в шум.

Кроме того, результат очень чувствителен к предварительной предобработке: радиометрической и геометрической нормализации, атмосферной коррекции, согласованию сцен и др.

## **2.6 Выводы по главе 2**

Проведенный анализ показал, что спектральные характеристики горных пород определяются прежде всего их минералогическим составом, степенью гидратации, текстурными особенностями и характером вторичных преобразований. Это позволяет использовать данные дистанционного зондирования Земли для выделения литологических различий, зон выветривания, гидротермальных изменений и участков тектонической переработки пород.

Установлено, что различные литотипы обладают характерными спектральными особенностями в диапазонах VIS, NIR и SWIR. Наибольшей диагностической значимостью обладают участки спектра, связанные с проявлением гидроксильных групп, молекулярной воды, карбонатных и железосодержащих соединений. Эти различия формируют основу для дистанционного распознавания типов пород и выделения участков с измененным минеральным составом.

Вторичные процессы, включая метаморфизм, выветривание и гидротермальные преобразования, существенно изменяют исходный спектральный отклик пород. В условиях структурной нарушенности эти процессы часто усиливаются вследствие повышенной проницаемости разломных зон и циркуляции флюидов. Поэтому структурно-тектонические неоднородности в материалах ДЗЗ проявляются не только как геометрические или морфологические элементы, но и как зоны измененного спектрального отклика.

Анализ спектральных аналогов тектонической переработки пород показал, что наиболее информативные различия между исходными и преобразованными состояниями обычно проявляются в диапазонах NIR и

SWIR. При этом спектральные эффекты тектонической нарушенности носят не универсальный, а контекстно-зависимый характер: в одних случаях они выражаются снижением отражательной способности, в других – ее повышением или изменением формы спектральной кривой. Это требует интерпретировать спектральные признаки тектонических нарушений как совокупность взаимодополняющих индикаторов, а не как единичный диагностический критерий.

Геологические спектральные индексы позволяют переводить спектральные различия в форму количественных признаков, пригодных для картографирования и сравнения. Однако сами по себе индексы не являются прямыми индикаторами разломных зон; их значение состоит в усилении контрастов, связанных с минералогическими, литологическими и вторично измененными участками поверхности.

Методы уменьшения размерности многоканальных данных, прежде всего метод главных компонент, позволяют существенно сократить избыточность исходной информации, подавить межканальную корреляцию и повысить контрастность геологически значимых объектов. Это делает PCA и сходные методы эффективным этапом предварительной обработки материалов ДЗЗ перед дешифрированием, классификацией и интеграцией с другими источниками данных. Вместе с тем показано, что линейная природа PCA ограничивает его возможности при анализе сложных нелинейных геологических признаков, что требует привлечения более современных подходов, включая MNF, ICA, автоэнкодеры и manifold-методы.

Данные дистанционного зондирования Земли в сочетании со спектральным анализом, расчетом геологических индексов, методами уменьшения размерности и визуальным дешифрированием образуют эффективную основу для выявления геодинамических структур. Комплексное применение этих подходов позволяет перейти от простого распознавания яркостных и текстурных контрастов к геологически обоснованной интерпретации тектонических нарушений и зон современной

геодинамической активности, что создает методическую базу для последующей разработки метода структурно-тектонического картографирования.

Эти результаты обеспечили основу для научного обобщения и формулировки **первого научного положения.**

**Обоснован комплекс геологических спектральных индексов для геоинформационного моделирования, позволяющий при поиске и разведке месторождений в условиях Арктической зоны РФ выделять спектральные контрасты, ассоциированные с литологическими различиями и проявлениями структурно-тектонических неоднородностей.**

### **3 РАЗРАБОТКА МЕТОДА СТРУКТУРНО-ТЕКТОНИЧЕСКОГО КАРТОГРАФИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ДЗЗ**

Для практической реализации теоретических и методических положений выявления геодинамических структур по данным дистанционного зондирования Земли, изложенных в предыдущей главе, был разработан алгоритм и спектральный и текстурный модули метода, описанные ниже.

#### **3.1 Алгоритм практической реализации разработанного метода и критерии отбора сцен**

Алгоритм представляет собой формализованную последовательность операций, обеспечивающих переход от исходных данных ДЗЗ к итоговой схеме структурно-тектонического картографирования. В отличие от подходов, основанных преимущественно на визуальном дешифрировании либо на изолированном использовании отдельных спектральных и текстурных показателей, в настоящей работе предложена воспроизводимая схема обработки, в которой каждый этап имеет фиксированную функциональную роль и связан с формированием определенного промежуточного результата. Принципиальной особенностью данной схемы является то, что в ее основу положены подходы цифрового анализа изображений, ранее не использовавшиеся в данной комбинации, в такой постановке задачи и в логике последовательной геологической интерпретации применительно к задачам структурно-тектонического картографирования в условиях АЗРФ. Тем самым разработанный метод является не простым заимствованием отдельных вычислительных процедур, а их целенаправленной адаптацией к задачам наук о Земле и включением в единый алгоритм интерпретации данных ДЗЗ, ориентированный на снижение субъективности дешифрирования и повышение сопоставимости результатов [Drusch et al., 2012; Gorelick et al., 2017; Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

Обобщающая последовательность алгоритма представлена на рисунке 3.1.

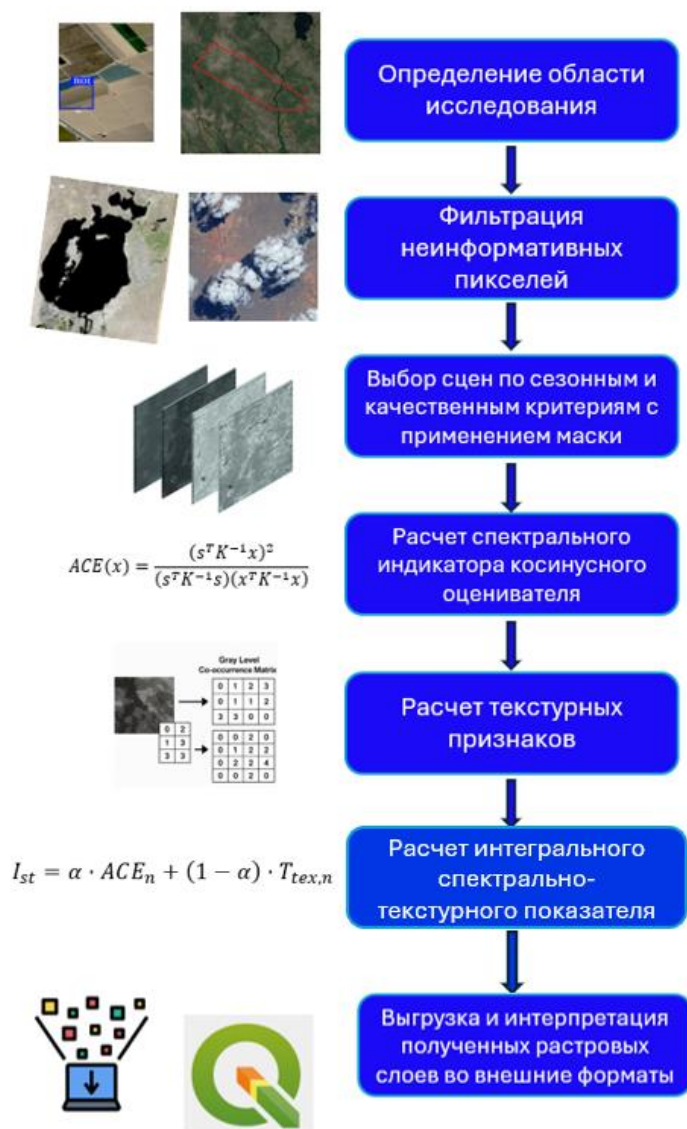


Рисунок 3.1 – Упрощенная блок-схема к разработанному методу структурно-тектонического картографирования на основе дешифрирования космических СНИМКОВ

Целостная структура алгоритма в виде блок-схемы представлена на рисунке 3.2, где отражена последовательность перехода от отбора и предварительной подготовки спутниковых данных к формированию двух взаимодополняющих аналитических слоев и их последующему комплексированию в единый интерпретационный продукт.

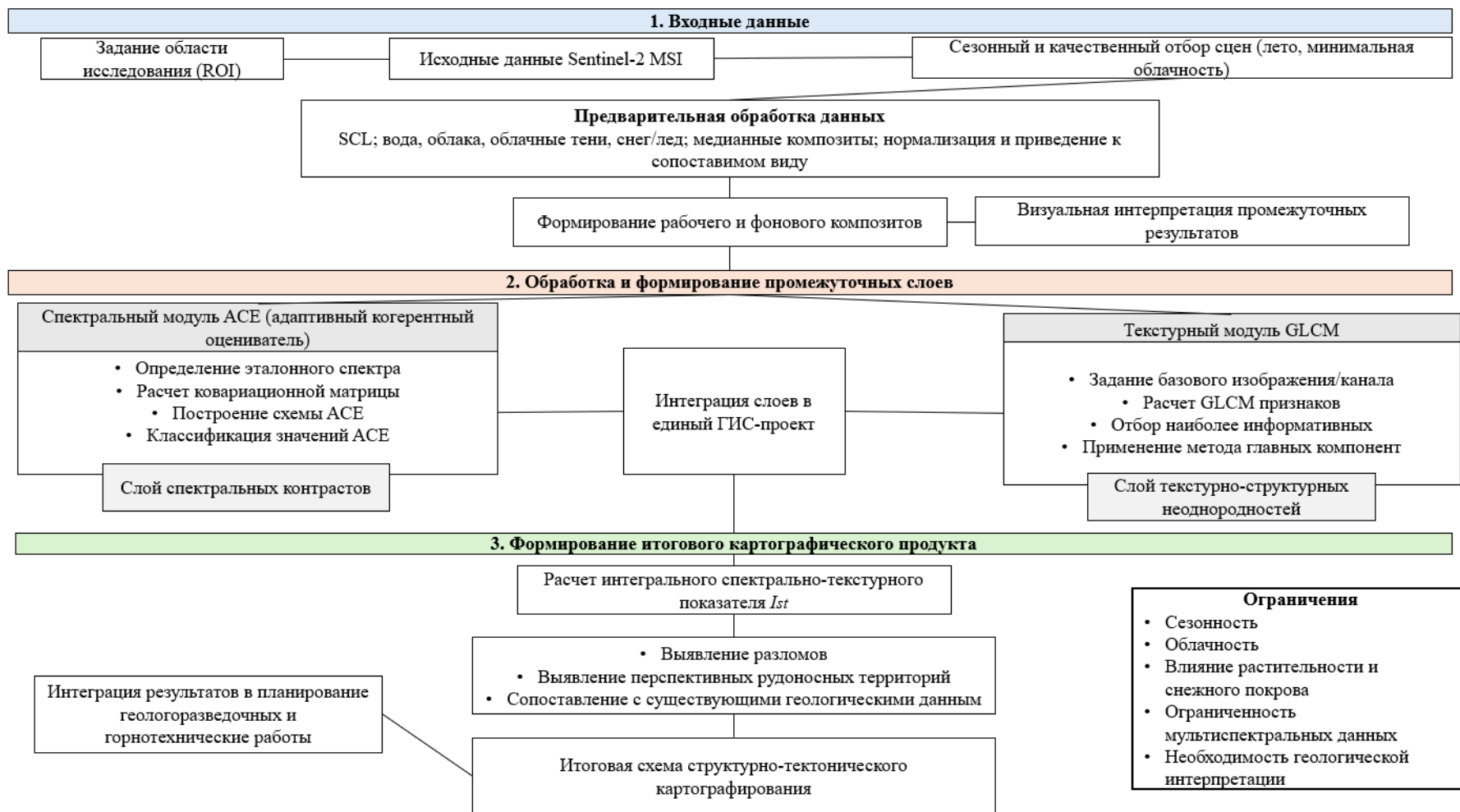


Рисунок 3.2 – Блок-схема алгоритма практической реализации разработанного метода структурно-тектонического картографирования на основе данных ДЗЗ

Исходным этапом выступает отбор пригодных сцен Sentinel-2, далее выполняется их предварительная обработка и маскирование неинформативных участков, после чего последовательно реализуются спектральный модуль и текстурный модуль. Результатом работы первого из них является слой спектральных контрастов, тогда как второй формирует слой текстурно-структурных неоднородностей. Их совместная интерпретация, дополненная визуальной верификацией, обеспечивает переход к итоговой схеме структурно-тектонического картографирования. Такая композиция позволяет рассматривать разработанный метод как целостную процедуру анализа данных ДЗЗ, а не как набор независимых операций, применяемых разрозненно [Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

**Спектральный модуль** разработанного метода ориентирован на выявление участков, спектральный отклик которых статистически сближается с эталонным спектральным образом. В качестве эталона используется не абстрактная спектральная кривая, а вектор признаков, сформированный на основе лабораторных спектров диагностически значимых минеральных и измененных пород. Далее по рабочему композиту рассчитывается ковариационная матрица фоновой среды, отражающая структуру взаимосвязей между каналами и позволяющая учитывать естественную многомерную изменчивость спектрального фона. На этой основе определяется показатель адаптивного оценщика когерентности (Adaptive Coherence Estimator, ACE) как нормированная мера спектрального сходства пикселя с эталонным образом. Такой переход от многоканального набора данных к единому количественному полю значений обеспечивает возможность пространственного выявления зон, в которых спектральные свойства поверхности отклоняются от фона в сторону целевого образца [Karimzadeh, 2022; Lu et al., 2024].

Однако получаемое распределение значений ACE не интерпретируется как итоговая карта геологических объектов. Его результатом является

специализированный промежуточный продукт – слой спектральных контрастов, фиксирующий участки повышенного спектрального сходства с эталоном. Поскольку высокие значения АСЕ могут возникать не только в зонах вторичных изменений или структурной нарушенности, но и на участках локальной яркостной контрастности, переувлажнения либо техногенного нарушения поверхности, в алгоритм включается первичная фильтрация ложноположительных выделений. Она основана на сопоставлении с масками неинформативных участков, анализе пространственной связности и исключении мелких изолированных кластеров, не образующих устойчивых линейных или зональных конфигураций. Тем самым спектральный модуль завершает работу не построением итоговой схемы, а формированием аналитического слоя, который подлежит дальнейшему сопоставлению с результатами текстурного анализа [Karimzadeh, 2022; Камаев и др., 2025].

**Текстурный модуль** разработанного метода предназначен для выявления пространственных неоднородностей изображения, отражающих линейную расчлененность, зональную перестройку рисунка поверхности и статистические признаки нарушенного строения. В отличие от спектрального модуля, ориентированного на поиск сходства с эталонным спектральным образом, здесь анализ строится на характеристиках пространственного соседства пикселей. В качестве базового изображения выбирается растр, обеспечивающий устойчивый текстурный рисунок и достаточный контраст открытых геологических поверхностей при минимальной чувствительности к остаточным атмосферным и гидрологическим искажениям. На его основе рассчитываются 18 GLCM-признаков, характеризующих контраст, однородность, энтропию, корреляцию и иные статистические свойства структуры изображения.

Поскольку полный набор GLCM-признаков содержит взаимосвязанные и частично избыточные переменные, следующий этап текстурного модуля связан с выделением наиболее информативных признаков и редукцией размерности признакового пространства. Для этого используется PCA,

позволяющий перейти от множества статистических характеристик к ограниченному числу главных компонент, концентрирующих основную часть вариации текстурного поля. На этом уровне становятся заметны линейные и зональные структуры, не всегда различимые на исходном изображении, но проявляющиеся как области нарушенной однородности, повышенного контраста и устойчивой направленности пространственного рисунка. Как и в случае спектрального модуля, итогом данного этапа выступает не готовая карта разломов, а промежуточный аналитический продукт – слой текстурно-структурных неоднородностей, отражающий участки статистически контрастной организации изображения и подлежащий дальнейшему сопоставлению со слоем спектральных контрастов [Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

В качестве основного источника спутниковых данных в разработанном методе выбраны мультиспектральные снимки Sentinel-2 MSI, что обусловлено сочетанием их пространственного разрешения, спектральной конфигурации каналов и высокой повторяемости съемки. Семейство спутников включает аппараты Sentinel-2A и Sentinel-2B, работающие на солнечно-синхронных орбитах и обеспечивающих повторное покрытие территории каждые 5 дней. Характеристики данных Sentinel-2 включают 13 оптических каналов в видимом, ближнем и коротковолновом инфракрасном диапазонах с пространственным разрешением 10, 20 и 60 м (таблица 3.1), что позволяет фиксировать как контрасты открытой поверхности, так и признаки, связанные с зонами изменения пород. Характеристики используемых каналов служат спектральной основой для реализации спектрального модуля [Drusch et al., 2012; Karimzadeh, 2022; Lu et al., 2024].

Следует подчеркнуть, что данные спутниковой миссии Sentinel-2 находятся в открытом доступе, этот факт сыграл важную роль при выборе источника данных. Схожими характеристиками обладают и другие космические миссии, например Landsat-8 и 9, однако найти их данных на интересующую территорию не представлялось возможным в виду их полного

отсутствия или непригодности (высокая зашумленность, крайне высокая облачность). Снимки российских спутниковых систем (Ресурс-П, Канопус-В и др.) также было решено не использовать в виду их коммерческого способа распространения, однако технические характеристики данных систем и спектр решаемых ими задач не уступают зарубежным аналогам.

Таблица 3.1 – Характеристики каналов съемки Sentinel-2 MSI

Наименование канала	Пространственный размер пикселя	Длины волн	Описание канала
B1	60 м	443.9 нм (S2A) / 442.3 нм (S2B)	Aerosols
B2	10 м	496.6 нм (S2A) / 492.1 нм (S2B)	Blue
B3	10 м	560 нм (S2A) / 559 нм (S2B)	Green
B4	10 м	664.5 нм (S2A) / 665 нм (S2B)	Red
B5	20 м	703.9 нм (S2A) / 703.8 нм (S2B)	Red Edge 1
B6	20 м	740.2 нм (S2A) / 739.1 нм (S2B)	Red Edge 2
B7	20 м	782.5 нм (S2A) / 779.7 нм (S2B)	Red Edge 3
B8	10 м	835.1 нм (S2A) / 833 нм (S2B)	NIR
B8A	20 м	864.8 нм (S2A) / 864 нм (S2B)	Red Edge 4
B9	60 м	945 нм (S2A) / 943.2 нм (S2B)	Water vapor
B11	20 м	1613.7 нм (S2A) / 1610.4 нм (S2B)	SWIR 1
B12	20 м	2202.4 нм (S2A) / 2185.7 нм (S2B)	SWIR 2

Отбор сцен осуществлялся по совокупности сезонных и качественных критериев, непосредственно влияющих на достоверность последующей интерпретации. Для условий АЗРФ характерен короткий бесснежный сезон, резкая сезонная изменчивость состояния поверхности и частая облачность, что предъявляет повышенные требования к доступности пригодных наблюдений. Поэтому арктических и субарктических территорий приоритет должен отдаваться снимкам с околонулевой облачностью, периодам максимального

освобождения поверхности от снежного покрова и сезонного переувлажнения, когда степень обнаженности возрастает, а спектральные и текстурные различия литолого-структурных элементов проявляются наиболее отчетливо даже при визуальном анализе (рисунок 3.3).

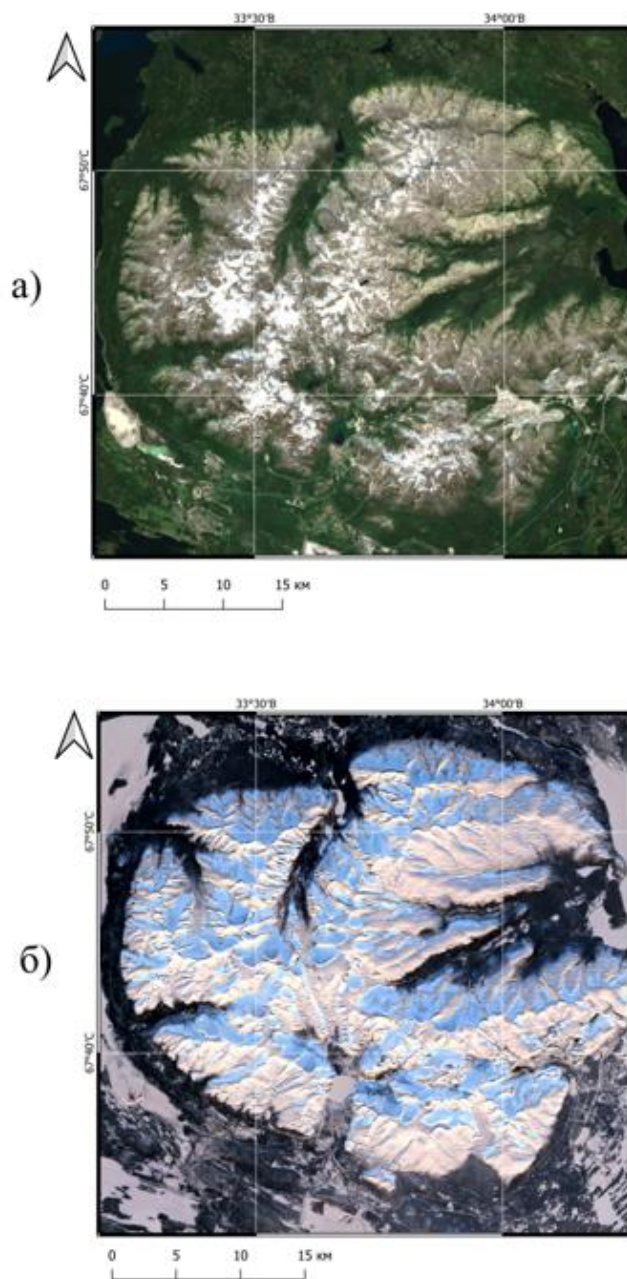


Рисунок 3.3 – Спутниковые изображения Хибинского массива: а) полученное в летний период; б) полученное в зимний период

Если значительная часть поверхности закрыта снегом, спутник фиксирует уже не спектральный отклик пород, рыхлых отложений или зон

вторичных изменений, а в основном отклик снежного покрова. В результате целевой спектральный образ перестает сопоставляться с реальной геологической поверхностью. Снежный покров также сглаживает мелкие контрасты, скрывает границы литологических тел, ослабляет выраженность линейных нарушений и маскирует мозаичность поверхностного рисунка. Это означает потерю текстурных различий, которые нужны для выделения зон дробления, фрагментации и направленных структур. Кроме того, снежный покров может создавать собственную ложную текстуру, связанную с надувами, пятнистостью снеготаяния, тенями, ледяными корками и микрорельефом снежной поверхности. Тогда алгоритм начинает фиксировать не структурную неоднородность пород, а неоднородность самого снежного покрова.

Интеграция слоя спектральных контрастов, полученного по результатам расчета ACE, и слоя текстурно-структурных неоднородностей, сформированного на основе GLCM-признаков и их последующего преобразования методом главных компонент, является центральным этапом алгоритма практической реализации разработанного метода. На этой стадии последовательность операций переходит от формирования промежуточных аналитических растров к построению содержательного картографического результата. Принципиально важно, что оба слоя фиксируют различные, но взаимодополняющие свойства исследуемой поверхности. Пространственное распределение значений ACE, позволяет локализовать участки спектрального сходства с эталонным образом и тем самым выявить зоны возможных вторичных изменений или иной спектрально выраженной неоднородности. В свою очередь, текстурный модуль, методически раскрытый через матрицу признаков и результаты PCA-анализа, выделяет нарушения статистической организации изображения, связанные с линейной расчлененностью и зональной перестройкой рисунка поверхности. Только совместное рассмотрение этих двух слоев позволяет перейти от фиксации отдельных

контрастов к выявлению структурно значимых объектов [Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

Изолированная интерпретация каждого из слоев методически недостаточна. Высокие значения ACE не всегда свидетельствуют о структурно-тектонической природе выделенного контраста, поскольку сходный спектральный отклик может быть связан с переувлажненными участками, оголением рыхлого материала, техногенно нарушенными поверхностями или локальными эффектами освещенности. Аналогично и текстурно-структурные неоднородности, выделенные по GLCM/PCA, не обладают однозначной геологической интерпретацией, так как могут формироваться не только в зонах разломной нарушенности, но и в пределах эрозионно расчлененного рельефа, дренажных форм либо антропогенных объектов. По этой причине интеграция понимается не как простое наложение двух растров, а как процедура последовательного взаимного подтверждения признаков, при которой наибольшую интерпретационную значимость получают участки, где спектральная контрастность пространственно согласуется с выраженной текстурной неоднородностью и образует устойчивые линейные или зональные конфигурации. Такая логика существенно уменьшает количество ложноположительных выделений и повышает надежность дешифрирования [Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024].

В формализованном виде данная процедура может быть представлена как правило совместного отбора пикселей по спектральному и текстурному критериям. В отличие от интуитивного визуального сопоставления слоев, используемого в ряде работ, в предлагаемом методе вводится явное условие интерпретационной значимости выделяемых участков.

Дополнительная верификация интегрированного результата может осуществляться на основе геоморфологических и визуально-интерпретационных признаков. На этом этапе анализируется согласованность аномальных зон с элементами рельефа, линейными формами поверхности,

особенностями склоновой морфологии, положением дренажной сети и границами морфоструктурных блоков. Эти признаки не подменяют количественные результаты спектрального и текстурного анализа, а выступают завершающим инструментом их геологического уточнения. В результате в итоговую схему включаются только те объекты, которые сохраняют устойчивость интерпретации сразу в нескольких независимых информационных измерениях. Практическая ценность разработанного метода состоит не в доведении обработки данных ДЗЗ до набора разрозненных аналитических карт, а в формировании итоговой схемы структурно-тектонического картографирования, включающей разломы, зоны дробления, структурные границы и локальные перспективные участки. Данный этап создает методическую основу для последующей апробации, рассмотренной в главе 4, где интегрированная интерпретация анализируется уже на конкретных объектах исследования [Singh et al., 2019; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

### **3.2 Спектральный модуль разработанного метода (детектирование по эталонным спектральным подписям с использованием адаптивного оценщика когерентности)**

В структуру разработанного алгоритма включен детектор ACE как специализированный инструмент первичного спектрального скрининга, предназначенный для быстрого и формализованного выявления участков, спектральный отклик которых демонстрирует сходство с заранее заданным эталонным образом. Его функциональная роль в логике алгоритма состоит не в окончательной геологической интерпретации, а в раннем выделении потенциально значимых зон, требующих дальнейшего анализа и сопоставления с результатами других модулей. Такое решение принципиально снижает зависимость процедуры от субъективного визуального дешифрирования, поскольку переносит начальный этап поиска контрастов из плоскости экспертного распознавания в плоскость воспроизводимой численной оценки спектрального сходства. Для задач структурно-

тектонического картографирования с применением мультиспектральных данных ДЗЗ это является методической основой при поиске объектов, не образующих отчетливых визуальных контуров на исходном изображении, но проявляющихся через слабые или пространственно разобщенные спектральные отклонения [Karimzadeh, 2022; Van der Meer et al., 2012; Камаев и др., 2025].

Необходимость такого спектрального модуля возрастает при работе с арктическими территориями и большими площадями анализа, где совокупное влияние неоднородной освещенности, фрагментарной обнаженности, сезонного переувлажнения и пространственной разреженности геологических проявлений делает визуальный отбор контрастных участков неустойчивым. В предлагаемой схеме АСЕ используется именно как средство предварительной локализации зон спектрального интереса, позволяющее сократить область последующей интерпретации и структурировать дальнейшую работу с данными ДЗЗ. Благодаря этому спектральный модуль выполняет в разработанном методе роль первого аналитического фильтра, который формирует воспроизводимую основу для последующего сопоставления с текстурными и геоморфологическими признаками, а не подменяет собой итоговое картографическое решение [Karimzadeh, 2022; Goodenough et al., 2018; Камаев и др., 2025].

Среди методов, которые потенциально могут использоваться для решения сходных задач спектрального сопоставления, следует отметить подходы прямого сравнения спектров, такие как Spectral Angle Mapper (SAM), Spectral Information Divergence (SID) и Spectral Feature Fitting (SFF), а также ряд пороговых и индексных схем выделения. Однако в разработанном методе АСЕ выбран потому, что он позволяет учитывать не только близость пикселя к эталонному спектру, но и статистическую структуру *фоновой среды* – совокупности нецелевых спектральных откликов поверхности в пределах анализируемой территории (спектральных откликов обнажений пород, рыхлых отложений, фрагментов растительного покрова, техногенно

нарушенных поверхностей и других компонентов поверхности, которые не относятся к целевому спектральному образу, но определяют естественную изменчивость сцены), – через ковариационную матрицу. Фоновая среда аппроксимируется совокупностью всех валидных пикселей в пределах рабочей области, поскольку предполагается, что целевой объект занимает лишь ограниченную долю сцены.

У каждого пикселя есть набор значений  $x$  по каналам  $i$ , выраженный одноэлементной матрицей, например:

$$x = \begin{pmatrix} B2 \\ B3 \\ B4 \\ B8 \\ B11 \\ B12 \end{pmatrix}. \quad (3.1)$$

Определяется средний вектор фона  $\mu_b$ , характеризующий усредненное спектральное состояние сцены и служащий опорой для дальнейшего расчета отклонений каждого пикселя от фонового уровня:

$$\mu_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (3.2)$$

где  $x_i$  – спектральный вектор  $i$ -го фонового пикселя,  $N$  – число пикселей, включенных в оценку фона.

Ковариационная матрица  $K$  является обобщенной статистической характеристикой, описывающей многомерную структуру фоновой среды. Она показывает, каким образом значения отражательной способности в различных спектральных каналах изменяются совместно в пределах нецелевой части сцены. Такая матрица используется для того, чтобы сравнение пикселя с эталонным спектром выполнялось не по абсолютным значениям каналов, а в контексте фоновой спектральной изменчивости. Она позволяет отделить

сходство, обусловленное обычной структурой фона, от сходства, которое действительно может указывать на присутствие целевого объекта. Следовательно, интерпретация элементов ковариационной матрицы связана с оценкой силы и направления взаимосвязей между каналами, тогда как ее прикладной смысл заключается в статистической нормализации детектора и снижении вероятности ложноположительных выделений. Ее расчет происходит следующим образом:

$$K = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_b)(x_i - \mu_b)^T. \quad (3.3)$$

Разность  $x_i - \mu_b$  представляет собой вектор отклонения спектра очередного фонового пикселя от среднего фона. Для каждого фонового пикселя вычисляется это отклонение, после чего формируется матрица внешнего произведения этого отклонения на его транспонированный вид. Далее такие матрицы суммируются по всей фоновой выборке, что позволяет накопить информацию о совместной изменчивости спектральных каналов. Деление на  $N - 1$  нужно для того, чтобы перейти от суммы отклонений всех пикселей к их средней согласованной изменчивости, то есть получить итоговую ковариационную матрицу фоновой среды.

Диагональные элементы матрицы соответствуют дисперсиям отдельных каналов, а внедиагональные элементы показывают ковариации между каналами. Для трех каналов она будет выглядеть следующим образом (на диагонали стоят дисперсии каналов, вне диагонали – их взаимные ковариации):

$$K = \begin{pmatrix} D(B1) & cov(B1, B2) & cov(B1, B3) \\ cov(B2, B1) & D(B2) & cov(B2, B3) \\ cov(B3, B1) & cov(B3, B2) & D(B3) \end{pmatrix}. \quad (3.4)$$

В общем виде показатель ACE рассчитывается по формуле:

$$ACE(x) = \frac{(s^T K^{-1} x)^2}{(s^T K^{-1} s)(x^T K^{-1} x)}, \quad (3.5)$$

где  $s$  – вектор целевого спектра,  $T$  – операция транспонирования,  $K^{-1}$  – обратная ковариационная матрица фонового сигнала.

Здесь  $K^{-1}$  учитывает фон сцены: уменьшает влияние тех спектральных признаков, которые сильно меняются на фоне, и сохраняет более значимыми те, которые лучше выделяют целевой объект.

Вектор целевого спектра представляет собой дискретизированное числовое представление эталонного спектрального образа, приведенное к системе каналов используемого сенсора. Он формируется на основе лабораторного спектра диагностически значимого объекта и далее используется как эталон при расчете степени спектрального сходства анализируемых пикселей. То есть берется лабораторный спектр интересующего минерала или горной породы как непрерывная кривая, которая в дальнейшем приводится к спектральным каналам (в данном случае Sentinel-2), и в результате получается дискретный набор значений, который затем подставляется в (3.5):

$$s = (B2, B3, B4, B8, B11, B12). \quad (3.6)$$

Пример такой свертки лабораторного спектра под спектральную дискретизацию спутниковой съемки будет представлен далее в разделе.

Значения ACE изменяются от 0 до 1, где 0 соответствует отсутствию сходства, а 1 – полному совпадению спектров с учетом фоновой статистики.

Опробовать детектор ACE было решено на Хибинском массиве (рисунок 3.2), расположенном на Кольском полуострове [Камаев, 2025] в пределах Фенноскандинавского щита, и относящемся к Кольской щелочной провинции. Это крупная многофазная щелочная интрузия кольцевого строения (площадь порядка 1300 км<sup>2</sup>), сложенная серией нефелиновых сиенитов и фойдолитов

(хибиниты, ришорриты, уртиты, ийолиты и др.) с поздними карбонатитами; последовательность магматических фаз хорошо выражена концентрически от краев к центру. Внутри массива локализованы гигантские апатит-нефелиновые рудные поля мирового класса, промышленно разрабатываемые с 1930-х гг. [Kalashnikov et al., 2016; Kogarko, 2018].

Геохронологически формирование рудно-магматической системы Хибин (и соседнего Ловозера) приходится на поздний девон-ранний карбон (около 380–370 млн лет), что подтверждено U-Pb SHRIMP-датировками титанита и согласуется с данными по субщелочной серии пород комплекса [Rodionov et al., 2018; Arzamastsev et al., 2024]. Эти результаты ограничивают время функционирования системы 15–20 млн лет и связывают ее с плюмовым магматизмом востока Фенноскандии.

Структурно-тектонически массив приурочен к зоне неопротерозойских-палеозойских реактиваций восточной Фенноскандии; вокруг крупных тел фойдолитов развиты зоны фенитизации и щелочных метасоматитов. Эти ореолы, наряду с уровнями насыщения апатитом, лопаритом и эвдиалитом в региональной провинции (Хибины-Ловозеро), фиксируют условия раннего насыщения расплавов фосфором и редкими металлами и контролируют локализацию рудных тел [Kogarko, 2023].

Минералого-геохимическая специфика массива критична для задач дистанционного картографирования редкоземельных элементов (РЗЭ) – группы из 17 металлов (15 лантаноидов плюс Sc и Y), востребованных в современной электронике, «зеленой» энергетике, опто- и магнитоэлектронике; при этом экономически значимые концентрации редки и локализуются в специфических геолого-петрологических обстановках (карбонатитовые и переалкалиновые комплексы, позднемагматические и гидротермальные системы), что стимулирует развитие дистанционных спектральных методов поиска и картографирования минералов-носителей РЗЭ [Balaram, 2019; Goodenough et al., 2018]. Основой этих методов является регистрация отражательных спектров поверхности в диапазонах VNIR-SWIR и их

интерпретация по узким электронным полосам  $3+$ -ионов редкоземельных элементов (прежде всего Nd, Pr, Sm, Dy), которые проявляются у минералов-носителей (монацит, бастнезит, ксенотим, эвдиалит и др.) в виде характерных минимумов отражения [Asadzadeh et al., 2024; Turner et al., 2014]. Наиболее устойчивые диагностические полосы фиксируются в интервалах 0.58–0.60 мкм, ~0.74 мкм, 0.80–0.82 мкм и ~0.87 мкм, а также как более слабые поглощения в ближнем ИК (1.3–1.6 мкм) (рисунок 3.4); их корректная идентификация требует высококачественных гиперспектральных данных и эталонных библиотек [Kokaly et al., 2017; Voesche et al., 2015].

Главный концентрат РЗЭ в хибинских рудах – фторапатит апатит-нефелиновых тел, обогащенный легкими РЗЭ и стронцием; типичный суммарный уровень РЗЭ в апатите достигает ~0.9 мас.% REE<sub>2</sub>O<sub>3</sub> (среднее по ряду месторождений), отношение Ce/Yb ~680, отрицательная Eu-аномалия выражена слабо [Kogarko, 2018, 2023]. Титанит, нефелин, эгирин и титаномагнетит формируют комплексные (ассоциированные) руды и хвосты, локально обогащенные Ti и редкими металлами [Gerasimova et al., 2018]. Эти особенности отражают длительную фракционную кристаллизацию и конвективную стратификацию магматической камеры уртит-ийолитовой фазы, где мелкозернистый апатит концентрировался в верхних частях камер, а нефелин – в нижних (уртитах) [Kogarko, 2018, 2023].

Значимость Хибин для дистанционного картографирования РЗЭ обусловлена двумя группами признаков: прямые спектральные особенности минералов-концентратов РЗЭ и косвенные признаки, связанные с вмещающими породами и метасоматической зональностью. В VNIR-SWIR диапазоне (0.4–2.5 мкм) РЗЭ дают узкие f-f полосы (Nd<sup>3+</sup>, Pr<sup>3+</sup>, Sm<sup>3+</sup> и др.) в минералах типа монацита, ксенотима и бастнезита; у апатита спектральная диагностичность ниже, но сочетание тонких REE-полос с полосами фосфатов, карбонатов и силикатов, а также люминесцентные свойства (Mn-центры, Eu<sup>2+</sup>) позволяют повышать селективность интерпретации при условии высоких SNR (Signal-to-Noise Ratio, отношение сигнал/шум) и гиперспектрального

разрешения [Van der Meer et al., 2012; Koerting et al., 2021]. Недавние работы показали успешное выделение РЗЭ-минералов по VNIR-SWIR с использованием спутниковой гиперспектральной съемки (например, EnMAP) и специализированных библиотек спектров [Van der Meer et al., 2012; Asadzadeh et al., 2024]. Для провинций со щелочными и карбонатитовыми ассоциациями продемонстрирована диагностичность сочетаний полос редкоземельных фторкарбонатов и фоновых карбонатов/фенитов [Van der Meer et al., 2012; Rowan et al., 2003].

С практической стороны это означает, что в Хибинах для задач ДЗЗ целесообразно: ориентироваться на гиперспектральные датчики с шагом  $\leq 10$  нм в VNIR и высокой чувствительностью в SWIR; использовать библиотечные эталоны спектров РЗЭ-содержащих минералов и апатитов, кросс-проверяя их лабораторными спектрами шлифов и сыпучих проб; картографировать ореолы фенитизации как индикаторы щелочного магматизма и вторичных процессов, совмещая спектральные индексы карбонатов, фосфатов и Fe-Mg-силикатов с методами субпиксельной декомпозиции и целевой классификации [Van der Meer et al., 2012; Asadzadeh et al., 2024].

В работе были задействованы девять каналов – B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8A, B11 и B12 – которые относятся к отражающей способности земной поверхности. Рабочий композит формировался из коллекции сцен, отобранных по пространственному положению, временному интервалу и общему уровню облачности. Из коллекции COPERNICUS/S2\_SR\_HARMONIZED были отобраны снимки за летне-осенний период (июль-сентябрь 2021 г.) с облачностью  $< 40\%$  для территории Хибинского массива. Из отобранных сцен был сформирован безоблачный медианный композит (рисунок 3.4).

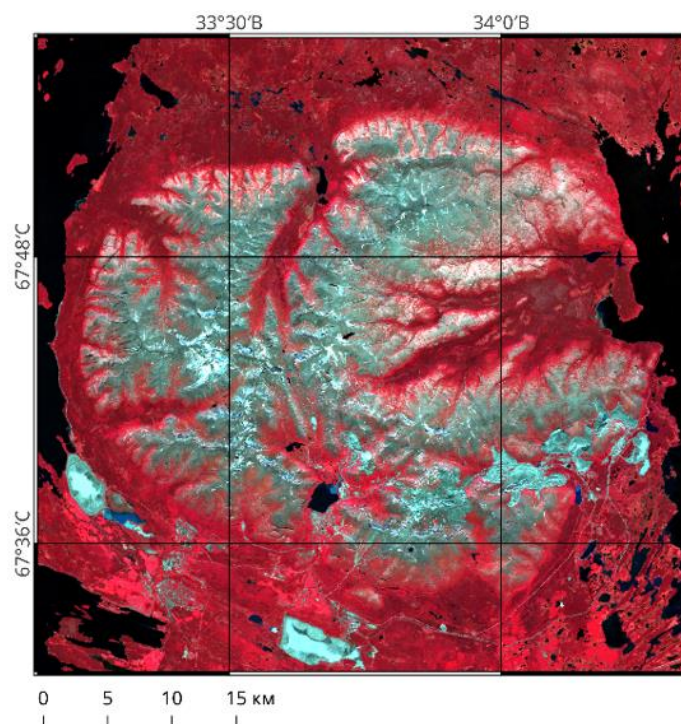


Рисунок 3.4 – Спутниковый образ Хибинского массива, цветовой синтез инфракрасного канала (NIR-RED-GREEN)

На снимке присутствуют снег, тени, выходы пород, вода и антропогенные поверхности, которые могут давать высокие значения АСЕ не из-за целевого минерала, а из-за спектрального контраста. Такой снимок пригоден для предварительного анализа и поиска потенциальных контрастов, но не для прямой интерпретации без подготовки данных. Перед расчетом необходимо исключить воду, снег, тени и по возможности техногенные объекты, а фон задавать не по всей сцене сразу, а более локально. Для этого использовался слой SCL (Scene Classification Layer) – штатный классификационный продукт Sentinel-2 Level-2A, формируемый процессором Sen2Cor в составе предварительно обработанных данных отражательной способности поверхности. Данный слой представляет собой тематическую классификацию пикселей сцены и содержит информацию о таких классах, как облака, облачные тени, вода, снежно-ледовые участки, растительность и незаросшая поверхность; в продукте Level-2A он представлен с пространственным разрешением 20 м. За счет исключения облаков, теней,

снежно-ледовых участков, воды и других классов, искажающих отражательные характеристики подстилающей поверхности, обеспечивалось построение рабочего композита, по которому далее рассчитывались показатели АСЕ и текстурные признаки.

Первичный визуальный анализ спутникового снимка Хибинского массива в синтезе NIR–RED–GREEN (B4–B3–B2) (рисунок 3.4) показывает хороший выраженный контраст между центральной горной частью и окружающими территориями. Периферийные участки окрашены в яркие красные, малиновые тона, что соответствует зонам с более развитым растительным покровом, поскольку растительность активно отражает излучение в ближнем инфракрасном диапазоне. За счет этого внешняя часть массива и прилегающие равнинные поверхности визуально выделяются как более биопродуктивные и покрытые растительностью.

Центральная часть массива представлена в целом светлыми голубовато-белыми оттенками, что характерно для каменистых, слабо зарастающих и скальных поверхностей, а также местами может быть связано с остаточным снежным покровом. Темные, почти черные пятна соответствуют водоемам, уверенно дешифрируемым благодаря низкой отражательной способности воды. Антропогенные объекты на данном снимке выделяются слабее, чем природные контрасты, но в южной и юго-восточной части массива заметны участки с нарушенным покровом и линейными структурами. Такие зоны соответствуют горнопромышленным площадкам, транспортной инфраструктуре, техногенным поверхностям и элементам городской и рекреационной застройки.

На фоне природной структуры массива антропогенные объекты лучше всего распознаются по геометричности формы, прямолинейности границ и локальной концентрации в периферийных частях территории. Особенно характерны линейные элементы, вероятно соответствующие дорогам или технологическим трассам, а также компактные площадные участки, связанные с хозяйственным освоением. При этом по одному изображению без

дополнительной картографической основы точно разделить промышленные, транспортные и селитебные объекты нельзя.

Для непосредственного расчета ACE использовалась облачная геоинформационная платформа Google Earth Engine (GEE), способная обрабатывать большие массивы дистанционных данных, и реализуемый в ней язык программирования JavaScript (JS). Платформа обеспечивает доступ к архивам многоспектральных спутниковых снимков, включая коллекции Sentinel-2, и позволяет выполнять анализ изображений без предварительной локальной загрузки, используя встроенные функции линейной алгебры, статистики и фильтрации данных.

В ходе программной реализации спектрального модуля в среде GEE формировался не только итоговый растр значений ACE, но и ряд промежуточных и производных данных, обеспечивающих воспроизводимость расчета и последующую интерпретацию результатов. К числу таких данных относятся сведения об исходных сценах, параметры экспериментальной постановки, статистические характеристики фоновой среды, непрерывное поле значений ACE, его классифицированное представление в виде классов спектрального контраста, а также сводные таблицы статистических и площадных показателей. Реализация расчетов происходила также посредством кодирования на JS.

Для фиксации условий программной реализации спектрального модуля была сформирована таблица параметров эксперимента *ACE\_experiment\_parameters*. В ней были отражены основные характеристики расчетной постановки: временной интервал обработки данных Sentinel-2, пространственное разрешение анализа, число сцен, использованных при формировании рабочего композита, площадь области исследования, число валидных пикселей, доля валидной поверхности, набор задействованных спектральных каналов и пороговые значения, примененные при классификации поля ACE. Для рассматриваемого расчета область исследования составила 1816.73 км<sup>2</sup>, период отбора сцен охватывал интервал

с 1 июля по 15 сентября 2021 г., а число использованных сцен достигло 40. После маскирования неинформативных элементов по слою SCL в анализе сохранилось 11 285 420 валидных пикселей, что соответствует 94.65% общей площади расчетной области.

В качестве эталонного спектра  $s$  использовались лабораторные значения отражательной способности минерала монацита, отобранные из открытой спектральной библиотеки USGS [Kokaly et al., 2017], адаптированные под спектральные каналы Sentinel-2 MSI методом свертки с функциями спектрального отклика сенсора (рисунок 3.5).

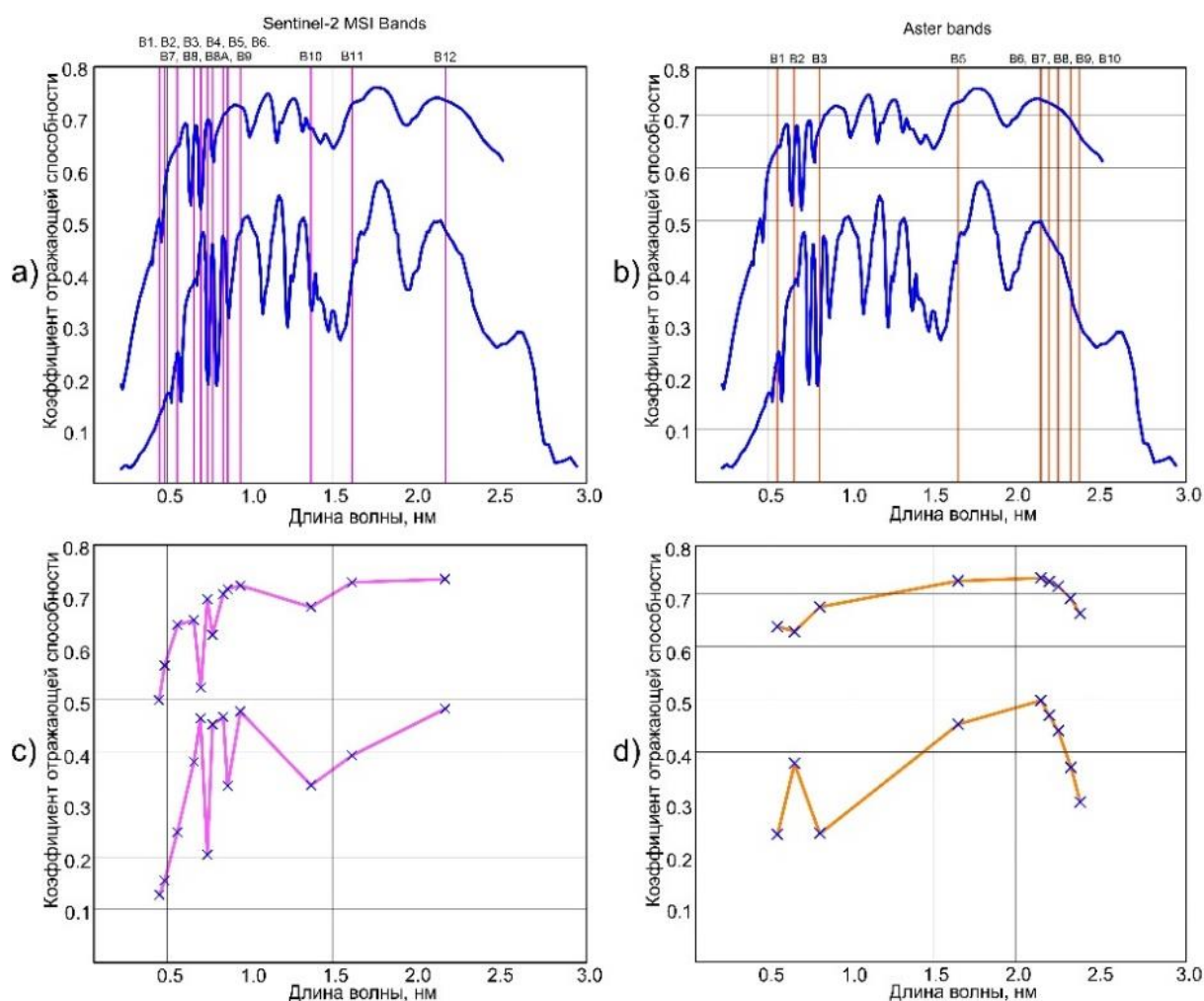


Рисунок 3.5 – а, b – лабораторные спектры монацита [Kokaly et al., 2017] и положения каналов Sentinel-2 MSI и ASTER, вертикальные линии указывают положения центров диапазонов каналов; с, d – спектры монацита, свернутые под спектральную дискретизацию Sentinel-2 MSI и ASTER

Была сформирована таблица *ACE\_background\_mean\_vector*, содержащая значения среднего спектрального вектора фоновой среды  $\mu_b$ , рассчитанного по совокупности валидных пикселей рабочей сцены. Полученные значения отражают усредненное состояние фоновой поверхности в выбранных каналах Sentinel-2 и используются как опорная характеристика при последующем вычислении отклонений спектрального вектора каждого пикселя от среднего фонового уровня. Наибольшие средние значения были отмечены в каналах ближнего инфракрасного и red-edge диапазонов, тогда как в видимом и коротковолновом инфракрасном диапазонах фоновые значения ниже (рисунок 3.6). Это указывает на то, что рассчитанный вектор  $\mu_b$  адекватно описывает типичную мультиспектральную структуру рабочей сцены.

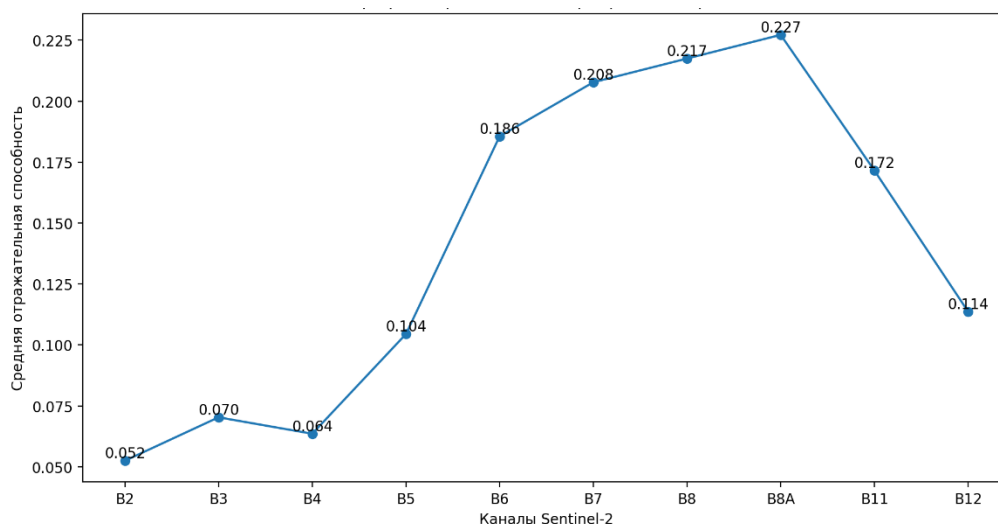


Рисунок 3.6 – Профиль среднего вектора фоновой среды

Для наглядного сопоставления статистически усредненного фонового состояния сцены и эталонного спектрального образа был построен сравнительный график среднего фонового спектра и целевого спектра монацита, приведенного к спектральной дискретизации рабочих каналов Sentinel-2 (рисунок 3.7). Полученная диаграмма показывает, что целевой спектр отличается от фоновой среды неравномерно по каналам, а наиболее заметные расхождения фиксируются в области B12, B5, B4, B7 и B8. Это свидетельствует о том, что различие пикселей по методу ACE

обеспечивается не единичным спектральным диапазоном, а совокупностью межканальных различий, интерпретируемых в контексте фоновой среды. Тем самым график подтверждает, что используемый вектор целевого спектра обладает достаточной спектральной контрастностью по отношению к среднему фону исследуемой территории и может применяться в качестве эталона для расчета АСЕ.

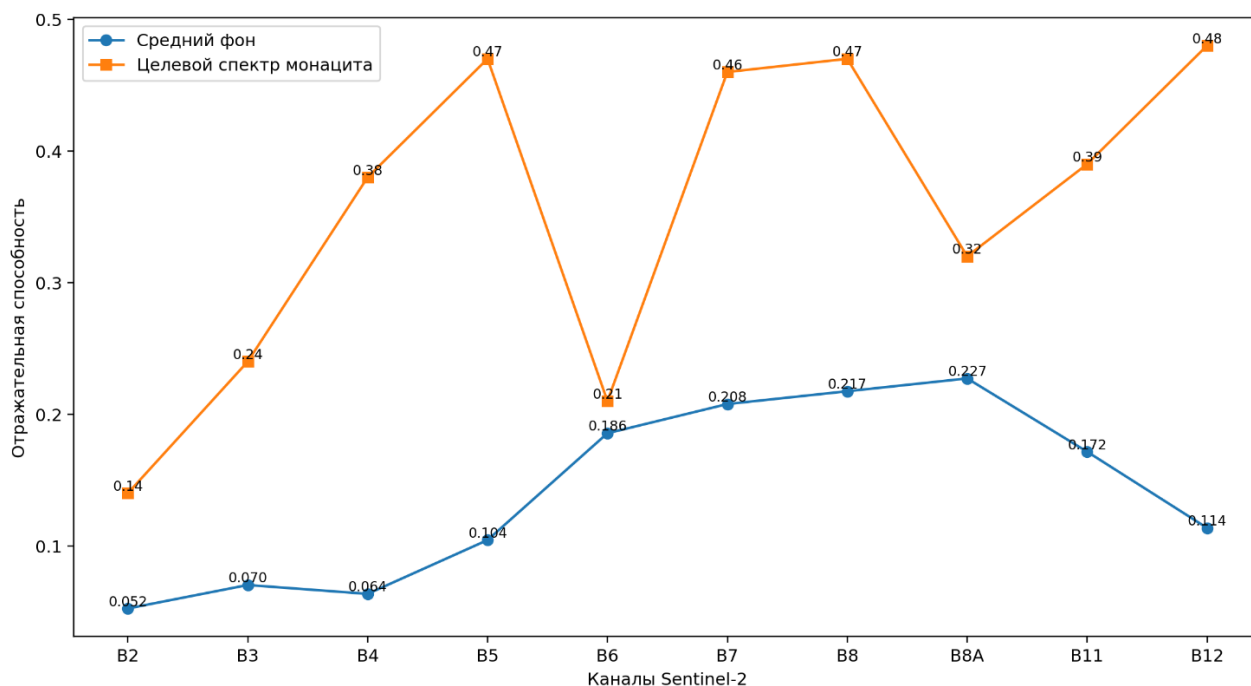


Рисунок 3.7 – Сопоставление среднего фонового спектра и целевого спектра месяца

Для наглядного представления многомерной структуры фоновой среды была построена тепловая карта ковариационной матрицы  $K$ , представленная на рисунке 3.8.

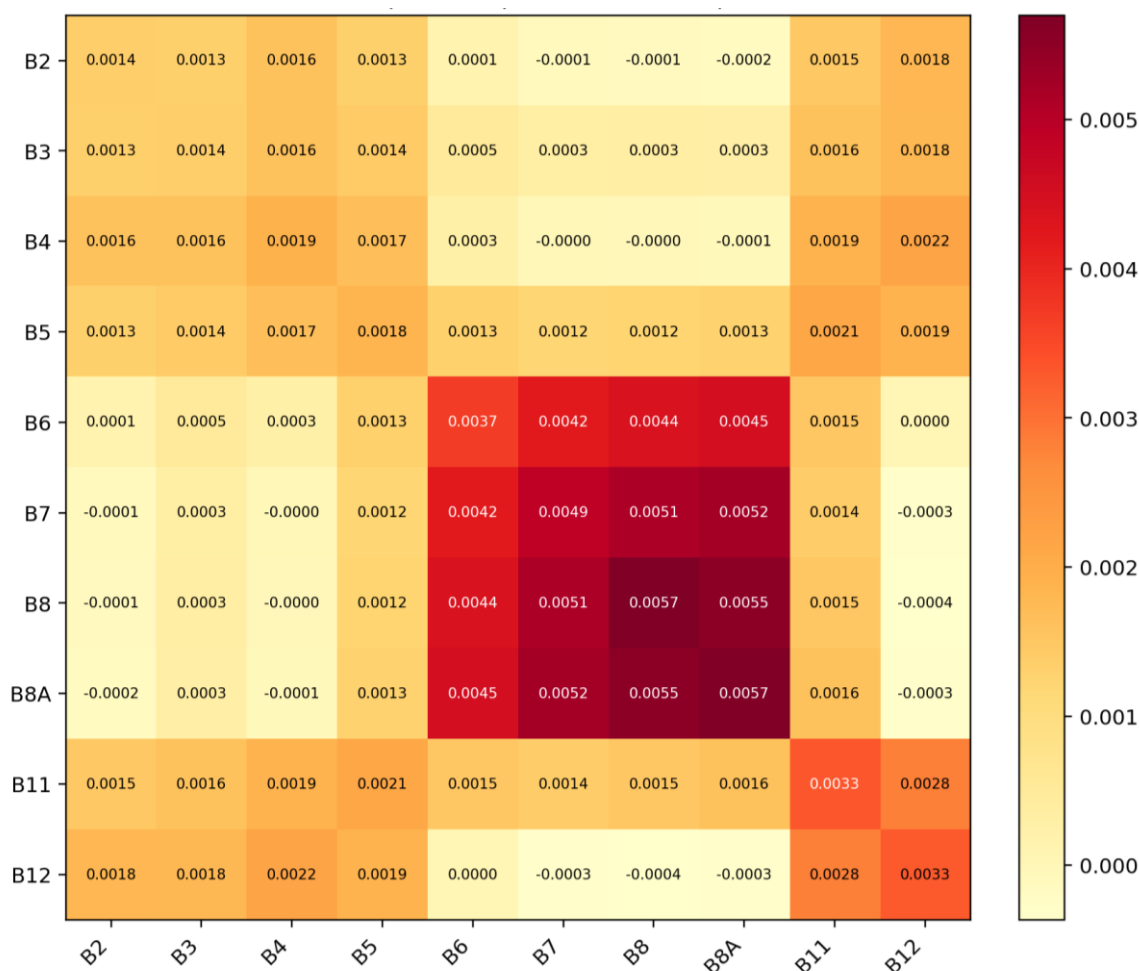


Рисунок 3.8 – Тепловая карта ковариационной матрицы K

Анализ этой матрицы, сформированной в таблице *ACE\_covariance\_matrix\_K*, показывает, что наибольшая изменчивость фона наблюдается в каналах Red-edge и ближнего инфракрасного диапазона, прежде всего B7, B8A и B8, а также в каналах B11 и B12. При этом наиболее выраженные положительные ковариации зафиксированы между каналами B6, B7, B8A и B8, что указывает на их согласованное поведение в пределах фоновой сцены. Напротив, часть связей между SWIR- и NIR-каналами характеризуется ослаблением или сменой знака, что отражает более сложную структуру многоканальной изменчивости. Полученные результаты подтверждают, что фоновая среда исследуемой территории обладает выраженной многомерной спектральной структурой, которая должна

учитываться при расчете АСЕ и не может быть сведена к независимому анализу отдельных каналов.

Интерпретация результатов расчета АСЕ выполнялась визуально с использованием естественно-цветного композита, псевдоцветного в ближнем инфракрасном и данных о растительности, водных объектах и антропогенных поверхностях (дороги, карьеры, отвалы, расположенные в нижней части массива), что позволило исключить ложноположительные участки, где высокие значения АСЕ могли быть обусловлены не минералогическими, а спектрально-контрастными объектами. Финальная схема АСЕ отражает вероятностное распределение зон с повышенной схожестью спектров поверхности с эталонным спектром монацита и может использоваться для поиска потенциальных редкоземельных проявлений в пределах Хибинского массива. По результатам расчетов была составлена схема распределения АСЕ (рисунок 3.9) и выделены потенциальные участки с присутствием РЗЭ. Высокая концентрация перспективных участков наблюдалась в известных полях, что является одним из факторов, подтверждающих адекватность метода анализа данных.

После расчета непрерывного поля значений АСЕ в пределах рабочей области была выполнена его классификация по уровням спектрального контраста. Классификация площадей выполнялась на основе предварительного ранжирования непрерывного поля АСЕ по интервалам спектрального контраста. Сначала каждому валидному пикселю присваивался класс в зависимости от величины АСЕ, после чего для каждого класса формировалась бинарная маска и рассчитывалась суммарная площадь входящих в него пикселей с использованием функции площади пикселя.

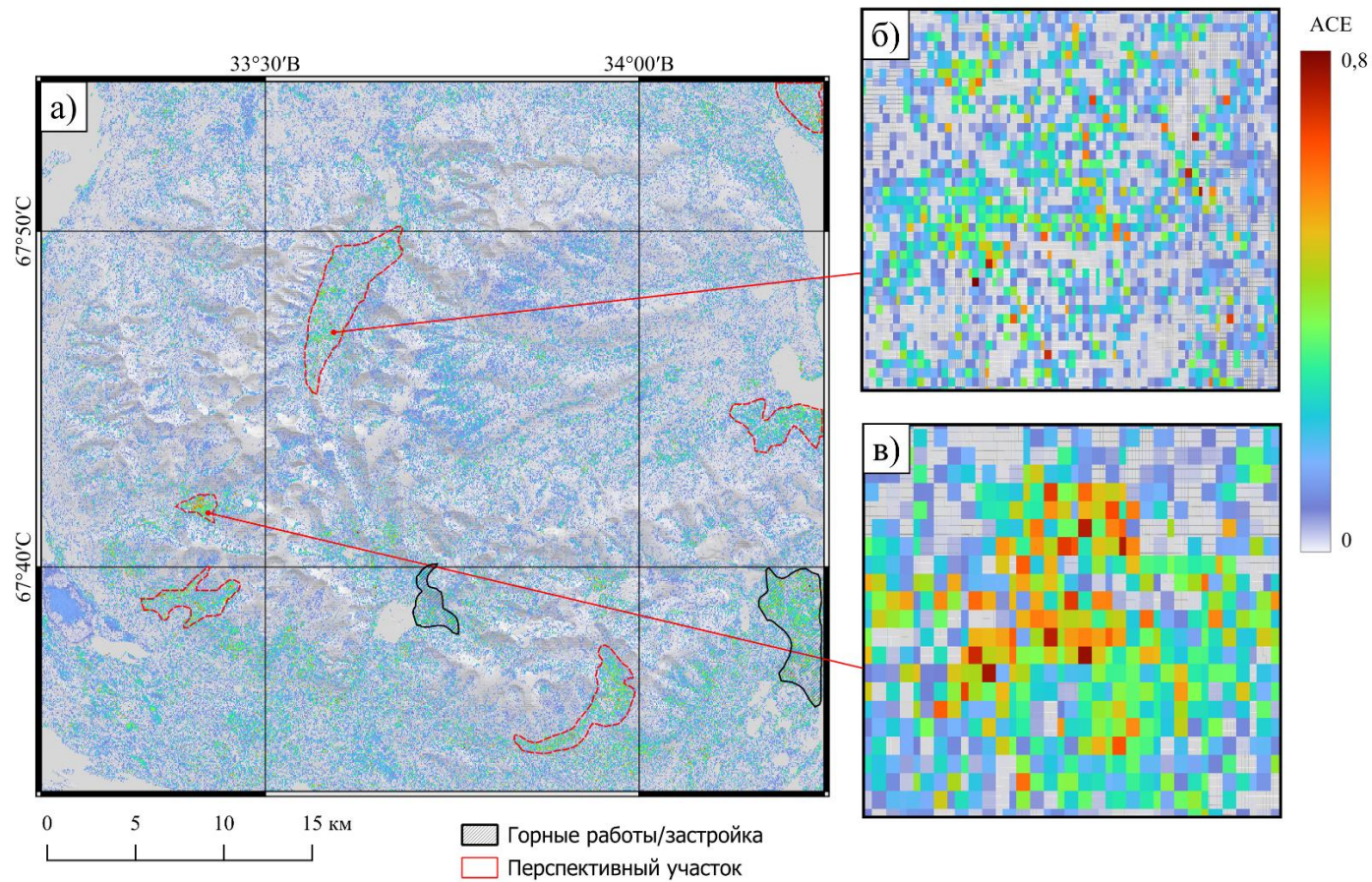


Рисунок 3.9 – Схема распределения значений ACE по Хибинскому массиву с выделением перспективных редкоземельных участков: а) распределение значений ACE в пределах исследуемой территории; б, в) увеличенные фрагменты аномальных зон

Классификация строилась по правилу:

$$C(x) = \begin{cases} 0, & ACE(x) < T_1 \\ 1, & T_1 < ACE(x) < T_2 \\ 2, & T_2 < ACE(x) < T_3 \\ 3, & ACE(x) \geq T_3 \end{cases} \quad (3.7)$$

где  $C(x)$  – класс пикселя, а  $T_1, T_2, T_3$  – пороги ранжирования, заданные как:

$$T_1 = 0.10, T_2 = 0.20, T_3 = 0.35.$$

На этой основе была сформирована таблица площадей классов спектрального контраста, по которой были построены графики площадей и их долей в общей валидной площади (рисунки 3.10, 3.11). Параллельно была составлена общая таблица статистик ACE, из которой были извлечены ключевые описательные характеристики распределения, включая минимум, процентильные уровни, медиану, среднее значение и максимум (рисунок 3.12).

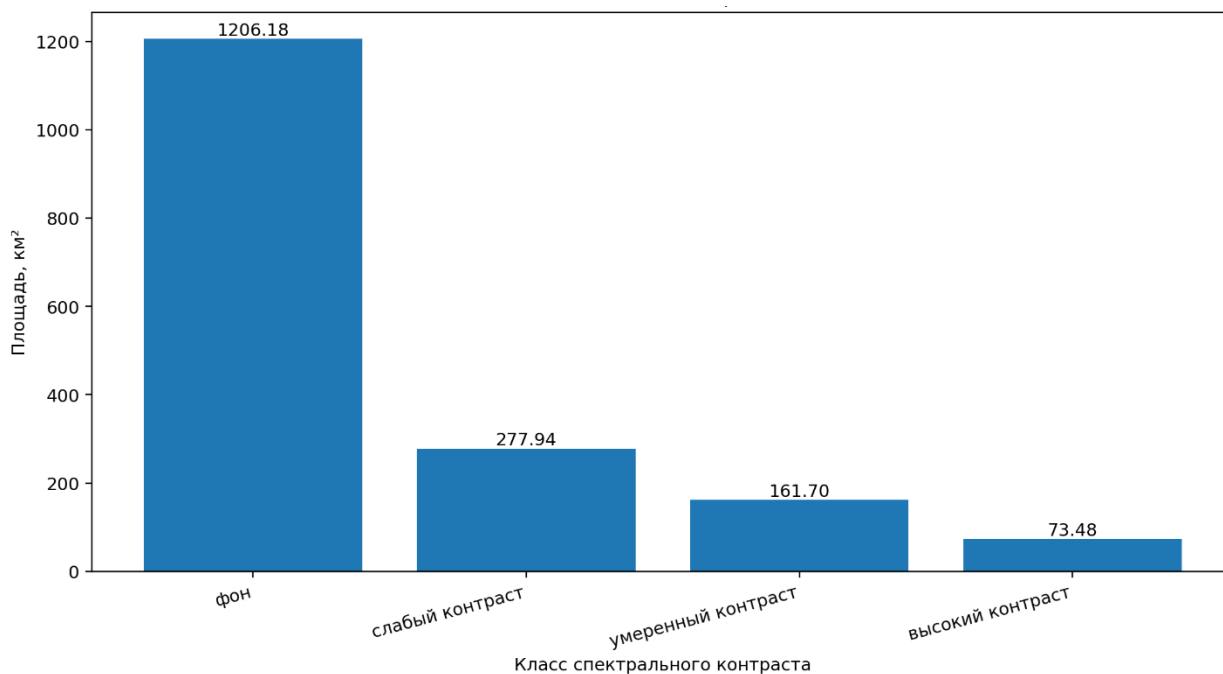


Рисунок 3.10 – Площади классов спектрального контраста ACE территории Хибинского массива

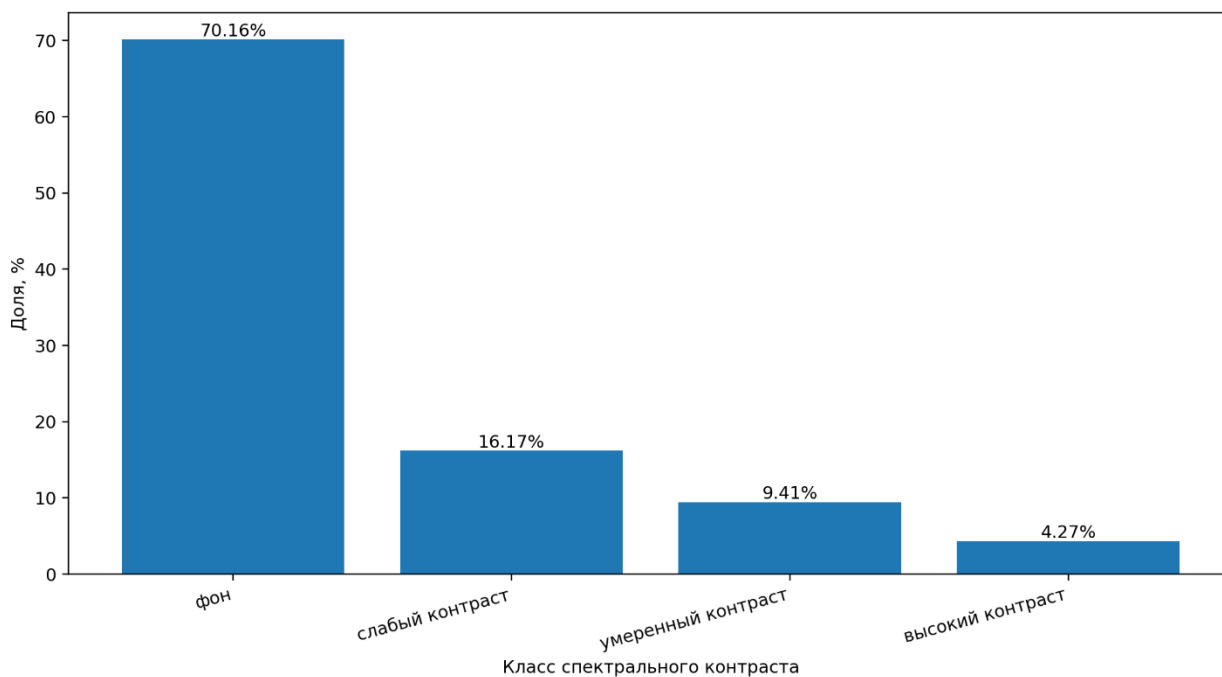


Рисунок 3.11 – Доли классов от суммарной валидной площади

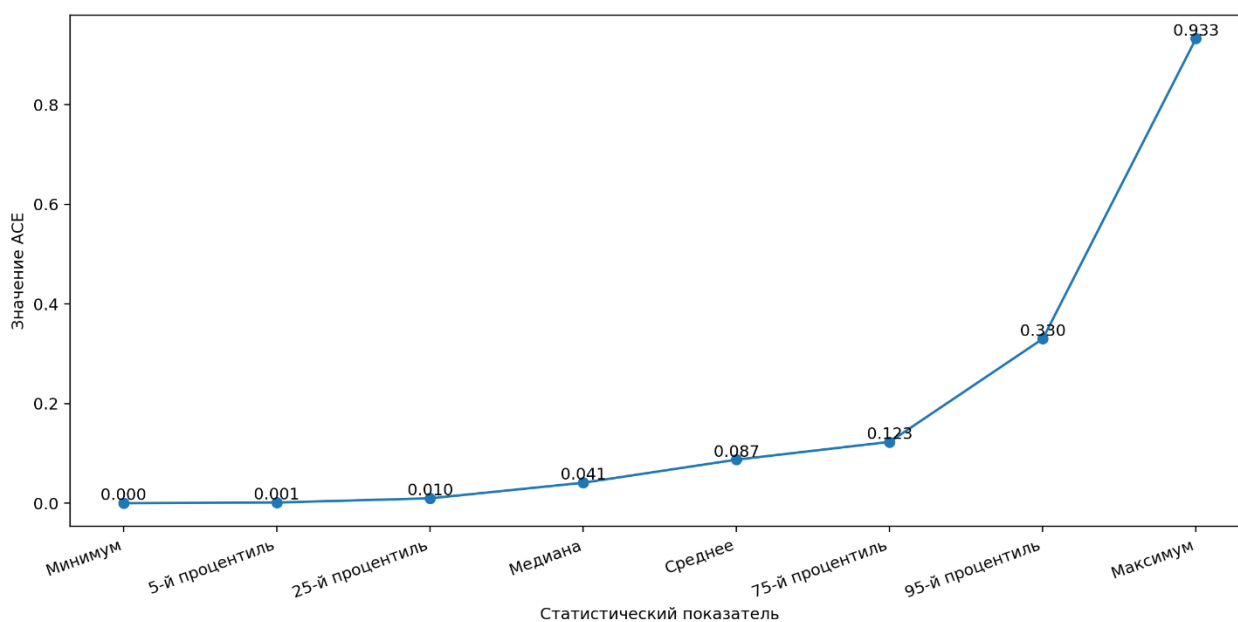


Рисунок 3.12 – Профиль распределения значений ACE

Площадное распределение классов спектрального контраста показывает, что основная часть территории относится к фоновому классу. Его площадь составляет 1206.18 км<sup>2</sup>, что соответствует примерно 70.8% валидной поверхности. Это свидетельствует о том, что спектральный модуль не формирует сплошного поля повышенного контраста и не приводит к

переоценке спектральной неоднородности территории. Напротив, фоновый класс сохраняет доминирующее положение, тогда как участки повышенного спектрального контраста локализируются лишь в ограниченной части пространства, что соответствует логике корректно работающего инструмента первичной геологической селекции. Слабый контраст охватывает 277.94 км<sup>2</sup>, или 16.3% валидной площади, умеренный – 161.70 км<sup>2</sup>, или 9.5%, высокий – 73.48 км<sup>2</sup>, или 4.3%. Следовательно, суммарная доля умеренного и высокого контраста составляет около 13.8%, то есть спектрально наиболее значимые участки занимают ограниченную часть территории и не подменяют собой общий фон сцены.

Был сделан вывод, что зоны слабого контраста образуют переходную область между фоном и наиболее выраженными выделениями и, вероятно, фиксируют участки, где спектральное сходство с эталонным образом присутствует, но еще не обладает достаточной определенностью для однозначного геологического отнесения. Напротив, умеренный и особенно высокий контраст представляют собой значительно более узкий спектр выделений, обладающих повышенной интерпретационной ценностью. Однако даже в этом случае речь идет не о готовом выделении структурных нарушений, а лишь о локализации участков, заслуживающих последующего сопоставления с текстурными и геоморфологическими признаками.

Профиль статистического распределения значений АСЕ дополнительно подтверждает локальный характер выявленных участков повышенного контраста. Минимальное значение практически равно нулю, 5-й перцентиль составляет 0.00129, 25-й перцентиль – 0.00969, медиана – 0.04100, среднее – 0.08734, 75-й перцентиль – 0.12303, 95-й перцентиль – 0.33006, тогда как максимум достигает 0.93286. Соотношение медианы и среднего указывает на выраженную асимметрию распределения: среднее значение заметно превышает медиану, что отражает влияние сравнительно небольшого числа высоких значений на общую структуру выборки. Еще более показательное различие между 75-м и 95-м перцентилем: если верхняя квартиль

распределения остается в области умеренных значений, то верхние 5% наблюдений демонстрируют резкий рост показателя. Такая конфигурация соответствует наличию правого хвоста распределения, то есть ситуации, при которой основная масса пикселей характеризуется низким фоновым уровнем спектрального сходства, а повышенные значения сосредоточены в ограниченном числе локальных участков.

Наличие правого хвоста показывает, что рассчитанное поле не является однородным и что высокие значения не распределены равномерно по всей сцене, а формируют избирательные зоны повышенного спектрального контраста. Это позволяет рассматривать полученные выделения как геологически значимые участки.

Совокупный анализ графиков показывает, что результаты расчета ACE для Хибинского массива обладают внутренней статистической и площадной согласованностью и могут быть интерпретированы как корректный выход спектрального модуля разработанного метода. Доминирование фонового класса при ограниченной доле умеренного и высокого контраста, а также выраженная правосторонняя асимметрия распределения указывают на то, что участки спектрального контраста имеют локальный, а не повсеместный характер. Это, в свою очередь, подтверждает, что спектральный модуль решает задачу предварительного отбора потенциально значимых участков и обеспечивает основу для их дальнейшего уточнения в рамках последовательного комплексирования признаков, а не подменяет собой итоговое структурно-тектоническое картографирование территории.

В таблице 3.2 представлены сводные показатели по выполненному расчету ACE.

Таблица 3.2 – Сводные показатели расчета

Показатель	Значение
Площадь ROI, км <sup>2</sup>	1816.727
Доля валидных пикселей, %	94.649
Фон, км <sup>2</sup>	1206.176

Слабый контраст, км <sup>2</sup>	277.937
Умеренный контраст, км <sup>2</sup>	161.702
Высокий контраст, км <sup>2</sup>	73.475
Умеренный + высокий контраст, км <sup>2</sup>	235.177
Фон, %	70.155
Слабый контраст, %	16.166
Умеренный контраст, %	9.405
Высокий контраст, %	4.274
Умеренный + высокий контраст, %	13.679

Результатом работы спектрального модуля, основанного на ACE, в разработанном методе является не итоговая карта геологических объектов, а промежуточный аналитический продукт – слой спектральных контрастов, или слой зон спектрального сходства. В логике алгоритма этот слой фиксирует участки, для которых рассчитанное значение ACE указывает на повышенную степень сходства с эталонным спектром, адаптированным к каналам Sentinel-2. Тем самым спектральный модуль выполняет задачу локализации потенциально значимых участков, но не задает окончательной интерпретации их природы [Karimzadeh, 2022; Kokaly et al., 2017; Камаев и др., 2025].

Сам по себе слой спектральных контрастов не описывает пространственную организацию поверхности и не позволяет надежно отличить участки, связанные со структурной нарушенностью, от зон, где сходный спектральный отклик формируется под влиянием иных факторов. По этой причине в разработанном методе он изначально рассматривается как промежуточная основа для дальнейшего сопоставления с текстурными признаками. Только в сочетании с данными о пространственной неоднородности изображения спектральные контрасты могут быть переведены в геологически содержательные объекты интерпретации. Следовательно, спектральный модуль решает задачу первичного выявления зон интереса, но не исчерпывает задачу структурно-тектонического картографирования, что и предопределяет необходимость его дополнения текстурным анализом, рассматриваемым далее [Karimzadeh, 2022; Asadzadeh et al., 2024; Камаев и др., 2025].

### **3.3 Текстуальный модуль разработанного метода (матрица совместной встречаемости уровней серого)**

Классические методы текстурного анализа на основе данных ДЗЗ используют методы направленной фильтрации. Исходное изображение последовательно преобразуется с использованием бинаризации, скелетизации, детектора границ Канни и преобразования Хафа. Эти методы позволяют выделять линейные и разветвленные элементы текстуры изображения – линеаменты. Полученные линейные признаки используются для анализа пространственной организации рельефа и интерпретации разломных зон. При этом в области наук о Земле практически не используются статистические признаки текстурных особенностей растровых изображений.

В логике полного алгоритма текстурный модуль включен как второй обязательный функциональный блок, компенсирующий методические ограничения спектрального анализа. Если спектральный модуль ориентирован на выявление участков, характеризующихся сходством с эталонным спектральным образом и потому чувствителен прежде всего к минералогическим различиям и признакам вторичных изменений, он не описывает пространственную организацию поверхности, то есть не фиксирует характер распределения яркостных переходов, их направленность, степень фрагментации и взаимное расположение. Между тем эти свойства зачастую являются определяющими при структурно-тектоническом дешифрировании, поскольку разломы, зоны дробления и блоковые границы проявляются не только как участки измененного состава, но и как области нарушенной, линейно организованной либо мозаичной текстуры. По этой причине в разработанном методе GLCM-анализ рассматривается не как дополнительная иллюстративная процедура, а как самостоятельный модуль, переводящий описание изображения из спектрального пространства в пространство статистически выраженных пространственных отношений [Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

В арктических территориях структурные элементы ландшафта часто представлены не непрерывными геоморфологическими линиями, а совокупностью частных текстурных признаков: изменением плотности расчленения рельефа, чередованием более и менее однородных участков, наличием линейных зон нарушенной структуры и мозаичностью поверхностного рисунка. Поэтому в предлагаемой схеме используется метод матрицы совместной встречаемости уровней серого (GLCM) как инструмент количественного описания характеристик изображения, не выявляемых при одном лишь спектральном анализе. Данный подход согласуется как с классическим определением текстуры, предложенным Робертом Хараликом (текстура как система пространственных зависимостей между уровнями серого), так и с современными работами, демонстрирующими эффективность GLCM в геологических приложениях и при картографировании неоднородных природных поверхностей [Haralick et al., 1973; Singh et al., 2019; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

GLCM представляет собой двумерную гистограмму, в которой подсчитывается, сколько раз в изображении встречаются пары яркостей на заданном расстоянии и под углом друг к другу [Lu et al., 2024; Singh et al., 2019]. По матрице совместной встречаемости вычисляется набор статистических текстурных признаков (характеристик второго порядка), описывающих распределение тонов. К наиболее употребляемым относятся: контраст (contrast), диссимилярность (dissimilarity), однородность (homogeneity, она же обратный момент разности), энергия или ASM (Angular Second Moment – угловой второй момент), энтропия (entropy) и корреляция (correlation).

Для опробования данного метода текстурного анализа по территории Павловского месторождения, расположенного в северо-западной части острова Южный архипелага Новая Земля (Архангельская область) были вычислены текстурные признаки [Камаев и др., 2025].

Месторождение представляет собой стратиформное карбонатное свинцово-цинковое оруденение раннедевонского возраста, локализованное в толщах доломитов и известняков [Галямов и др., 2016]. Геологически Павловское месторождение характеризуется неглубоким залеганием рудных тел, что позволяет вести открытую добычу карьерным способом. Рудные тела имеют относительно простое строение и хорошую обогатимость. Месторождение разделено на три блока: Западный, Центральный и Восточный [Бортников и др., 2015]. Основные полезные ископаемые – свинец, цинк и серебро. По состоянию на 2017 год балансовые запасы оцениваются в 2 млн тонн цинка, 465 тыс. тонн свинца и 670 тонн серебра, а прогнозные ресурсы свинца и цинка суммарно достигают 19 млн тонн [Бортников и др., 2015].

Вычисления проводились также с использованием платформы GEE. Из архива спутниковых снимков Sentinel-2 были отобраны кадры, охватывающие область месторождения за летние месяцы (июль-август) в течение нескольких последних лет для минимизации снежного покрова. После этого из очищенных пикселей был создан единый безоблачный медианный композит, представляющий собой статистически усредненный вид поверхности (рисунок 3.13).

Этот многоканальный цветной композит был преобразован в одноканальное изображение в оттенках серого путем выбора одного спектрального канала (красного 'B4') и масштабирования его значений в стандартный 8-битный диапазон (0–255).

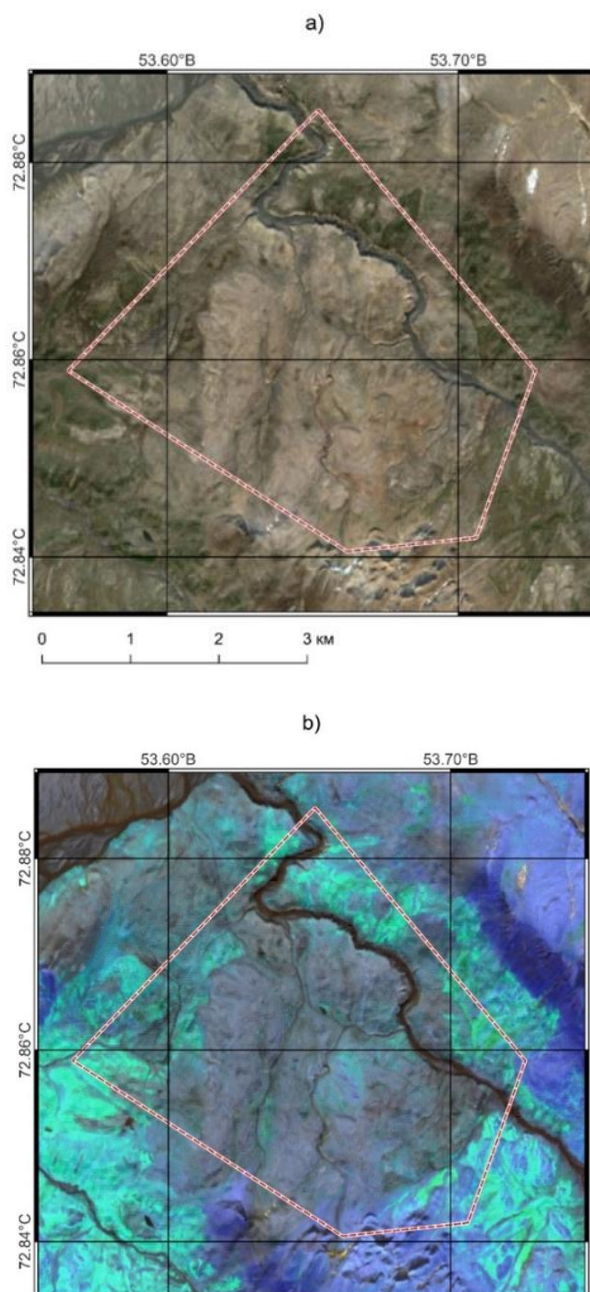


Рисунок 3.13 – Спутниковый образ территории Павловского месторождения.  
 а – цветовой синтез в естественных цветах (RED-GREEN-BLUE); б –  
 цветовой синтез инфракрасного цвета (SWIR-NIR-RED)

Канал В4 (красный видимый диапазон) был выбран как наиболее сбалансированный и универсальный вариант для анализа текстуры открытого грунта и геологических объектов. Он обеспечивает хороший контраст между разными типами пород и почв, что является ключевым для алгоритма GLCM, но при этом не создает экстремальных значений, как это мог бы сделать

инфракрасный канал из-за наличия воды или растительности. В отличие от синего канала, красный меньше страдает от атмосферной дымки, а в отличие от зеленого – слабее реагирует на мхи и лишайники, которые могли бы исказить геологическую текстуру. К полученному изображению была применена функция `glcmTexture`, которая вычисляет 18 текстурных признаков: ASM, CONTRAST, CORR, VAR, IDM, SAVG, SVAR, SENT, ENT, DVAR, DENT, IMCORR1, IMCORR2, MAXCORR, DISS, INERTIA, SHADE, PROM.

Принципиальным было не использовать полный набор из 18 автоматически рассчитываемых GLCM-показателей как таковой, а выделить те признаки, которые обладают наибольшей геологической интерпретируемостью применительно к задаче структурного дешифрирования. Поэтому отбор выполнялся не по формальному критерию статистической независимости или чисто вычислительной компактности, а по способности признака отражать конкретные стороны пространственной неоднородности, существенные для интерпретации разломной структуры.

В таблице 3.3 представлена краткая характеристика отобранных признаков. Контраст и диссимилярность отражают выраженность локальных перепадов яркости и потому наиболее чувствительны к линейным нарушениям, зонам дробления и резким текстурным переходам. Однородность и энергия, напротив, фиксируют степень упорядоченности и равномерности текстуры, что позволяет выделять участки, где структурная нарушенность ослаблена либо, наоборот, резко снижает регулярность поверхностного рисунка. Энтропия характеризует уровень хаотичности и сложности распределения тонов и потому особенно информативна для зон с мозаичным, разупорядоченным строением. Дисперсия описывает амплитуду вариаций яркости и усиливает участки текстурной контрастности, а корреляция позволяет оценивать пространственную согласованность соседних пикселей и тем самым улавливать элементы направленности и регулярной организации. Совокупно эти признаки охватывают разные стороны структурной неоднородности и поэтому в разработанном методе

рассматриваются как наиболее интерпретируемый и функционально достаточный набор для последующего перехода к компактному представлению текстурного поля [Haralick et al., 1973; Singh et al., 2019; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

Таблица 3.3 – Краткое описание текстурных признаков

Признак GLCM	Характеристика и интерпретация
Контраст (CONTRAST)	Мера локальных перепадов яркости: принимает высокие значения при наличии резких границ, контуров и линейных объектов на изображении. Характеризует выраженность структурных линий (разломов, трещин): чем более контрастна текстура, тем отчетливее структурный элемент на снимке.
Однородность (IDM, Inverse Difference Moment)	Обратна контрасту: тем выше, чем более однородна область изображения и меньше различия между соседними пикселями. Высокая однородность характерна для равномерных поверхностей (например, сплошных песчаниковых площадей), низкая – для пересеченных структурными линиями территорий.
Энтропия (ENT, Entropy)	Мера неопределенности (хаотичности) текстуры: высокие значения соответствуют сложным, неоднородным изображениям с большим разбросом серых уровней. Высокая энтропия отмечается, например, на мозаичных ландшафтах, разломанных зонах, где чередуются разные породы.

<p>Энергия (ASM, Angular Second Moment)</p>	<p>Мера упорядоченности текстуры (квадрат суммы вероятностей): высока для регулярных, повторяющихся текстур, низка для случайных. Высокая энергия наблюдается на однородных объектах (например, базальтовое плато без трещин), низкая – там, где текстура разнородна (области тектонической дробления).</p>
<p>Дисперсия (VAR, Variance)</p>	<p>Отражает разброс значений яркости относительно среднего; по смыслу близка к контрасту. Высокая дисперсия указывает на присутствие ярких и темных элементов, повышенную текстурность поверхности. Например, для расчлененного рельефа (ярко освещенные склоны и тени) дисперсия велика.</p>
<p>Диссимилярность (DISS, Dissimilarity)</p>	<p>Похожа на контраст, учитывает модуль разности яркостей. Высокие значения означают, что соседние пиксели часто имеют разные уровни серого. Полезна для выделения линейных объектов: зоны разломов часто проявляются чередованием темных и светлых пикселей, дающим высокую диссимилярность.</p>
<p>Корреляция (CORR, Correlation)</p>	<p>Характеризует степень линейной зависимости между значениями яркости соседних пикселей. При регулярных текстурах (например, чередование полос или слоев) корреляция высокая, при случайной структуре – низкая или отрицательная. В геологии высокая корреляция может указывать на ориентированный рисунок трещиноватости или слоистости.</p>

Анализ GLCM-показателей Павловского месторождения (рисунок 3.14) продемонстрировал выраженные различия в текстурных характеристиках внутри и вне контура месторождения.

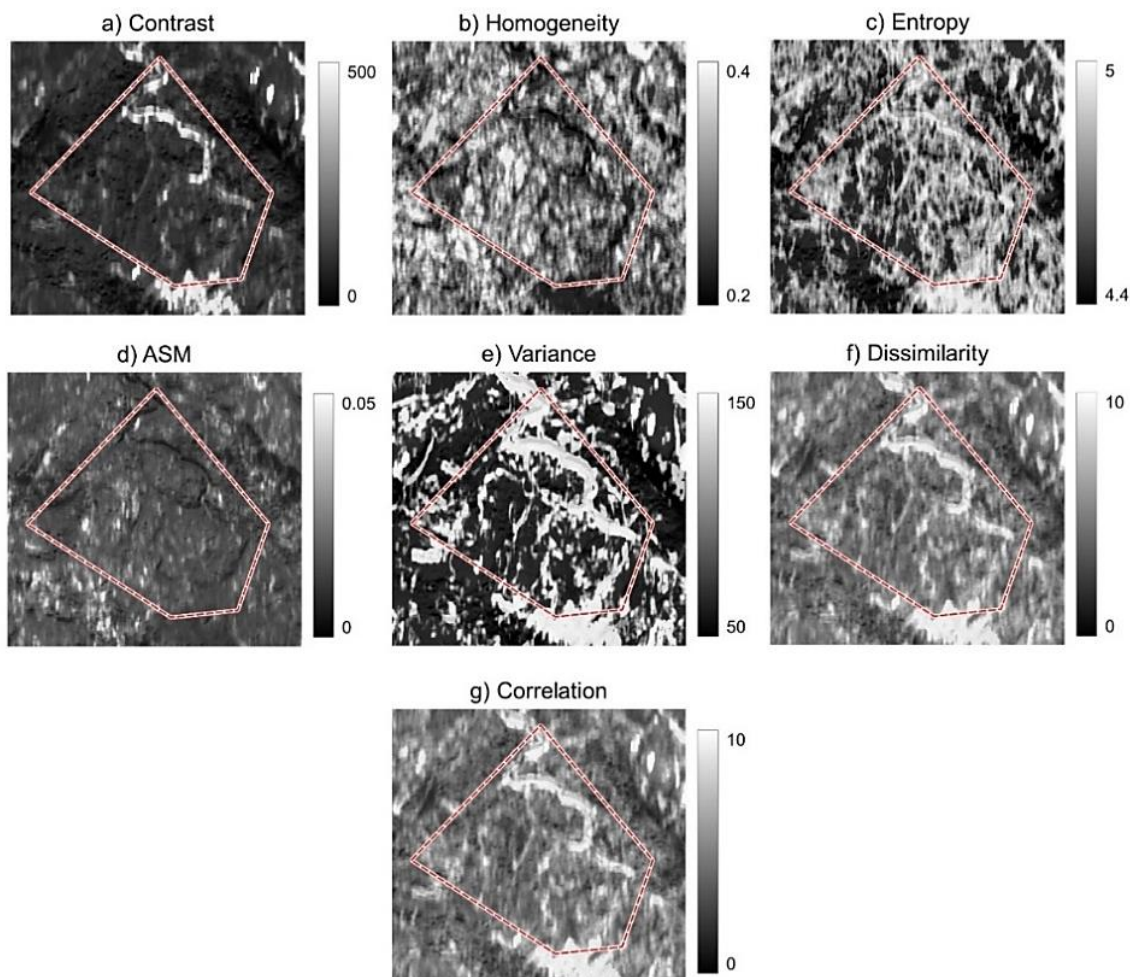


Рисунок 3.14 – Матрица GLCM-признаков, извлеченных из композита спутникового снимка Sentinel-2 в районе Павловского месторождения: а – контраст; б – однородность; в – энтропия; г – энергия; д – дисперсия; е – диссимиларность; ж – корреляция.

Анализ GLCM-показателей Павловского месторождения (рисунок 3.14) продемонстрировал выраженные различия в текстурных характеристиках внутри и вне контура месторождения. Схема контраста (рисунок 3.14а) выявляет зоны высокой неоднородности яркости, особенно в северо-восточной и юго-западной частях полигона, что может указывать на участки с

повышенной фрагментацией структуры и потенциально совпадать с зонами разломов. Однородность (рисунок 3.14b) показывает обратную картину – наиболее низкие значения фиксируются в тех же зонах, подтверждая наличие текстурных переходов, связанных с тектоническими нарушениями. Энтропия (рисунок 3.14c) демонстрирует высокие значения в центральной части и по периметру месторождения, что соответствует сложной, хаотичной текстуре пород и может отражать пересечение разломных систем. Энергия (ASM) (рисунок 3.14d) в целом низкая, и распределение показателя выглядит слабо информативным для выделения геологических структур. Дисперсия (рисунок 3.14e) четко разделяет области с разным уровнем вариации яркости; высокие значения концентрируются в северной и юго-западной частях полигона, где возможно расположение минерализованных зон, связанных с тектоникой. Диссимилярность (рисунок 3.14f) и корреляция (рисунок 3.14g) показывают выраженные линейные структуры, совпадающие по направлению с предполагаемыми тектоническими линиями, особенно в восточном сегменте месторождения. В целом, наиболее информативными для интерпретации разломов оказались карты контраста, однородности, энтропии, дисперсии и диссимилярности; показатели энергии и частично корреляции дают меньший вклад в структурное дешифрирование.

Для того чтобы не терять информацию, содержащуюся в отдельных текстурных признаках, все рассчитанные GLCM-показатели были объединены методом главных компонент. Полученные первые три компонента визуализированы в виде цветового синтеза (рисунок 3.15), где каждая из компонент (PCA1, PCA2, PCA3) отвечает за свой вклад в общую вариацию текстуры. На изображении хорошо прослеживаются линейные и зональные контрасты, отражающие различия в структуре поверхности и распределении текстурных характеристик. В итоге анализа пространственного распределения цветовых контрастов была выделена система тектонических нарушений двух порядков. Крупные разломы (рисунок 3.15) формируют протяженные линейные структуры, пересекающие как внутреннюю, так и внешнюю часть

контура месторождения. Второстепенные разломы имеют меньшую протяженность, но и располагаются вблизи или параллельно основным линиям, образуя разветвленную сеть структурных элементов.

Выделенные линии были дешифрированы на основе текстурных особенностей, зафиксированных в компонентном анализе, что повышает достоверность интерпретации в условиях ограниченной видимости геоморфологических признаков. Локальные разломы, отнесенные к категории второстепенных, представляют особый интерес, так как могут быть зонами вторичных гидротермальных изменений. Эти зоны могут указывать на потенциальные участки, перспективные для эксплуатационной геологоразведки.

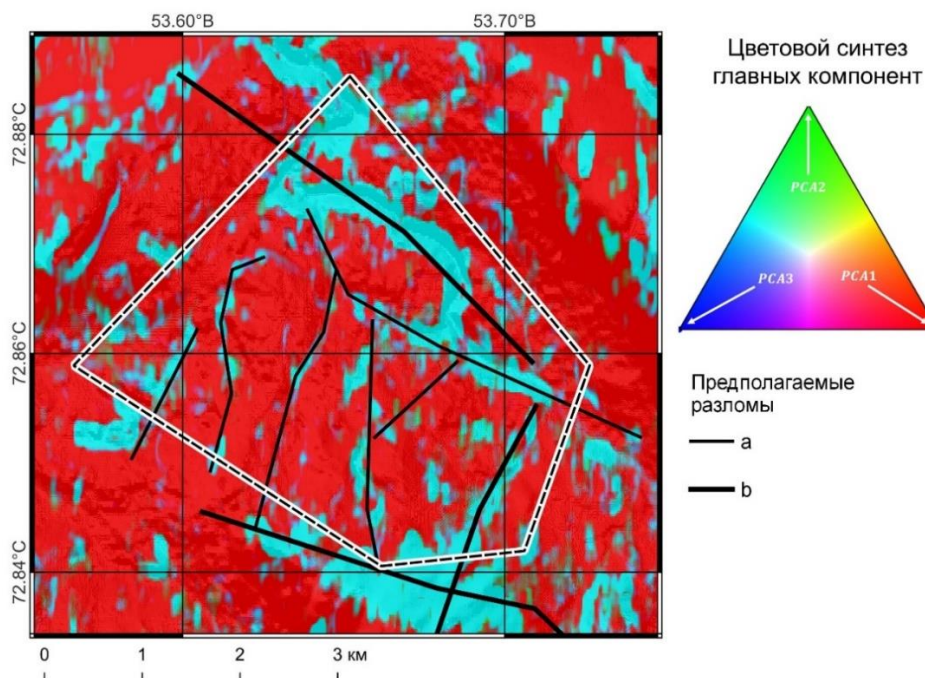


Рисунок 3.15 – Анализ главных компонент GLCM-признаков и дешифрирование возможных тектонических нарушений в районе Павловского месторождения: а – второстепенные разломы; б – крупные разломы.

Результатом работы текстурного модуля в предлагаемой схеме является не итоговая карта разломов, а промежуточный аналитический продукт – слой

текстурно-структурных неоднородностей. Его содержательный смысл состоит в выделении участков, где пространственная организация изображения статистически отклоняется от фоновой и приобретает признаки, характерные для линейной нарушенности, повышенной фрагментации или зональной перестройки поверхностного рисунка. Именно этот слой служит основой для последующего выявления линейных нарушений, зон дробления и участков повышенной мозаичности, однако сам по себе он еще не равен геологической интерпретации. В логике алгоритма текстурный модуль решает задачу локализации пространственно выраженных неоднородностей, которые затем подлежат сопоставлению со слоем спектральных контрастов и с морфологическими признаками поверхности [Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

### **3.4 Принципы комплексирования спектральных и текстурных признаков, условия применимости и ограничения разработанного метода**

Научная новизна разработанного метода определяется не использованием алгоритма адаптивного оценителя когерентности ACE и текстурного анализа на основе матриц совместной встречаемости уровней серого GLCM как самостоятельных и давно известных инструментов анализа изображений, а созданием воспроизводимой методической схемы их иерархического совместного применения для решения задачи структурно-тектонического картографирования территорий Арктической зоны Российской Федерации. В рамках предлагаемого подхода спектральные и текстурные признаки рассматриваются не как независимые результаты параллельной обработки снимка и не как разрозненные процедуры постобработки, а как функционально связанные уровни интерпретации, каждый из которых вносит собственный тип геологической информации в итоговую картографическую модель [Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Asadzadeh et al., 2024; Камаев и др., 2025].

Содержательный смысл комплексирования состоит в том, что спектральный и текстурный модули фиксируют различные, но взаимодополняющие свойства исследуемой поверхности. Спектральный модуль ориентирован на выявление участков, спектральный отклик которых статистически сближается с эталонным образом, и тем самым выполняет функцию геологической селекции. Его результатом является слой спектральных контрастов, отражающий степень сходства пикселей с заданным эталонным спектром на фоне многомерной статистики сцены. Текстурный модуль, напротив, анализирует пространственную организацию изображения и позволяет выделять участки нарушенной однородности, линейной расчлененности, фрагментации и зональной перестройки рисунка поверхности. Его результатом является слой текстурно-структурных неоднородностей, характеризующий пространственную и морфолого-структурную выраженность анализируемой территории. Следовательно, спектральный модуль отвечает на вопрос о том, где проявляются геологически значимые спектральные отклонения, тогда как текстурный модуль отвечает на вопрос, обладают ли эти участки пространственной организацией, типичной для структурно нарушенных зон. [Karimzadeh, 2022; Haralick et al., 1973; Lu et al., 2024; Камаев и др., 2025].

Изолированная интерпретация каждого из слоев методически недостаточна. Высокие значения ACE не всегда указывают на структурно-тектоническую природу выделенного контраста, поскольку сходный спектральный отклик может быть связан с локальными особенностями увлажнения, оголением рыхлого материала, растительностью, техногенно нарушенными поверхностями или эффектами освещенности. В свою очередь, выраженные текстурные неоднородности могут формироваться не только в зонах разломной нарушенности, но и в пределах эрозионно расчлененного рельефа, дренажных форм, береговых линий, заболоченных участков либо антропогенных объектов. Поэтому в рамках разработанного метода интерпретационную значимость приобретают прежде всего те участки, где

спектральные и текстурные признаки пространственно согласуются и образуют устойчивые линейные или зональные конфигурации. Такая постановка позволяет существенно сократить количество ложноположительных выделений и повысить достоверность картографической интерпретации [Karimzadeh, 2022; Lu et al., 2024].

Комплексирование спектральных и текстурных признаков в разработанном методе может быть выполнено на различных уровнях. На первом уровне результаты обоих модулей используются для взаимной визуально-аналитической проверки, когда участки повышенного спектрального сходства сопоставляются с зонами выраженной текстурной неоднородности и с морфологическими признаками поверхности. Такой подход обеспечивает первичную геологическую верификацию результатов и позволяет оценить пространственную согласованность различных типов признаков. На втором уровне выполняется формализованное объединение результатов в виде интегрального спектрально-текстурного показателя, который используется для итогового ранжирования территории по степени совмещенного проявления спектральной аномальности и структурной выраженности.

Для обеспечения сопоставимости разнотипных признаков перед их объединением выполняется их приведение к безразмерной нормированной шкале. Для спектрального показателя ACE нормирование может быть записано в следующем виде:

$$ACE_n = \frac{ACE - ACE_{\min}}{ACE_{\max} - ACE_{\min}}, \quad (3.8)$$

где  $ACE_n$  – нормированное значение спектрального показателя,  $ACE$  – исходное значение адаптивного оценителя когерентности,  $ACE_{\min}$  и  $ACE_{\max}$  – минимальное и максимальное значения признака в пределах анализируемой территории или репрезентативной выборки. После такой процедуры значения

$ACE_n$  изменяются в диапазоне от 0 до 1, что делает возможным их дальнейшее совместное использование с текстурными характеристиками.

Аналогичным образом нормируются и текстурные показатели. Если в качестве текстурной компоненты используется сводный интегральный текстурный признак, рассчитанный по набору нескольких GLCM-характеристик, то в общем виде он может быть представлен как:

$$T_{glcm} = \sum_{i=1}^m \beta_i T_{i,n}, \quad (3.9)$$

$$\sum_{i=1}^m \beta_i = 1,$$

где  $T_{glcm}$  – интегральный текстурный признак;  $T_{i,n}$  – нормированные значения отдельных текстурных характеристик;  $\beta_i$  – весовые коэффициенты;  $m$  – число используемых текстурных показателей.

В частном случае при равном вкладе всех признаков данная формула переходит в простое среднее:

$$T_{glcm} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m T_{i,n}. \quad (3.10)$$

Если интегральный текстурный признак  $T_{glcm}$  формируется как взвешенная сумма нормированных текстурных характеристик при условии, что сумма весовых коэффициентов равна единице, то он сам может непосредственно использоваться в качестве нормированной текстурной компоненты, то есть

$$T_{tex,n} = T_{glcm}. \quad (3.11)$$

Если же в качестве текстурной компоненты используется не сводный индекс, а отдельный исходный текстурный показатель, то он предварительно приводится к нормированному виду:

$$T_{tex,n} = \frac{T_{tex} - T_{tex,min}}{T_{tex,max} - T_{tex,min}}, \quad (3.12)$$

где  $T_{tex}$  – исходное значение выбранного текстурного показателя;  $T_{tex,min}$  и  $T_{tex,max}$  – соответственно его минимальное и максимальное значения в пределах рабочей области;  $T_{tex,n}$  – нормированное значение текстурной компоненты.

В роли  $T_{tex}$  могут выступать как производные интегральные оценки, так и отдельные GLCM-характеристики, если по результатам предварительной оценки они демонстрируют наибольшую диагностическую ценность для рассматриваемого объекта.

Тогда интегральный спектрально-текстурный показатель в общем случае записывается в виде

$$I_{st} = \alpha \cdot ACE_n + (1 - \alpha) \cdot T_{tex,n}, \quad (3.13)$$

где  $I_{st}$  – интегральный спектрально-текстурный показатель;  $ACE_n$  – нормированное значение спектральной компоненты;  $T_{tex,n}$  – нормированное значение текстурной компоненты;  $\alpha$  – весовой коэффициент спектрального показателя, принимающий значения в интервале от 0 до 1.

При такой постановке спектральная компонента отражает геологическую селективность контрастов, тогда как текстурная компонента характеризует степень пространственной и морфолого-структурной упорядоченности выделяемого участка. Соответственно, высокий итоговый ранг получают лишь те участки, где спектральное сходство с эталоном подтверждается выраженной текстурной неоднородностью, типичной для

структурно нарушенных зон [Karimzadeh, 2022; Lu et al., 2024; Asadzadeh et al., 2024; Камаев и др., 2025].

В зависимости от свойств исследуемой территории, характера подстилающей поверхности, пространственного разрешения снимка и задач интерпретации в качестве текстурной компоненты может использоваться любой информативный нормированный показатель, наиболее адекватно отражающий пространственную неоднородность изображения. Таким показателем может быть как интегральный текстурный индекс, так и отдельный GLCM-признак – например контраст, энтропия, диссимилярность, дисперсия, однородность или иная производная характеристика, демонстрирующая наилучшее разделение целевых и фоновых участков.

Выбор конкретной текстурной компоненты должен осуществляться не априорно, а по результатам сопоставления нескольких кандидатных текстурных слоев с использованием количественных критериев информативности. В общем случае такая процедура может включать сравнение статистик внутри и вне эталонных контуров (например, рудных тел), анализ различий средних значений, использование нормированных мер разделения, оценку пространственной согласованности с известными геологическими объектами и подбор весовых коэффициентов интегрального показателя. Это позволяет адаптировать метод к специфике конкретного объекта исследования и избежать формального использования текстурных признаков, не обладающих достаточной диагностической значимостью.

Разработанный метод обладает определенными условиями применимости. Его использование наиболее эффективно для территорий, где сохраняется достаточная степень обнаженности поверхности, а спектральные и текстурные различия геологической среды не полностью маскируются растительным покровом, снежно-ледовыми образованиями, переувлажнением или техногенным нарушением. Наилучшие результаты достигаются при использовании летних безоблачных сцен, обеспечивающих максимальную выраженность спектральных и пространственных контрастов. Метод

особенно перспективен для районов с разломно-блоковым строением, где зоны нарушенности и связанные с ними вторичные изменения имеют поверхностное проявление и могут быть зарегистрированы многоспектральными данными Sentinel-2 или аналогичных спутниковых систем.

Вместе с тем разработанный подход имеет и ряд ограничений. Во-первых, спектральная интерпретация зависит от качества эталонного спектрального образа и от того, насколько корректно он отражает свойства целевых объектов в пределах конкретной сцены. Во-вторых, текстурные показатели чувствительны к пространственному разрешению данных, размеру анализируемого окна (локальной окрестности пикселя, в пределах которой вычисляются текстурные характеристики изображения), типу выбранного канала и особенностям нормировки изображения. В-третьих, высокая текстурная неоднородность может быть обусловлена не только тектоническими причинами, но и особенностями рельефа, гидрографической сети, заболачиванием, эрозионной расчлененностью либо антропогенными воздействиями. В-четвертых, интегральный показатель не устраняет полностью неопределенность интерпретации, а лишь снижает ее за счет совместного учета нескольких независимых групп признаков. Следовательно, результаты его применения должны рассматриваться как инструмент предварительного структурного районирования и целенаправленного выявления перспективных зон, а не как окончательное доказательство наличия разломов или рудных тел.

Гибкость выбора текстурной компоненты, возможность применения различных схем интегрирования и ориентация на количественную оценку информативности признаков обеспечивают адаптивность метода и его применимость к широкому кругу объектов.

### 3.5 Выводы по главе 3

В главе разработан метод структурно-тектонического картографирования на основе данных дистанционного зондирования Земли, ориентированный на выявление разломных зон, участков структурной нарушенности в пределах территорий Арктической зоны Российской Федерации. В отличие от подходов, основанных на изолированном использовании отдельных спектральных или текстурных показателей, предложенная схема представляет собой воспроизводимую последовательность операций, включающую отбор пригодных сцен, предварительную обработку данных, формирование специализированных аналитических слоев и их последующее комплексирование в единую интерпретационную процедуру.

Показано, что спектральный модуль, основанный на расчете адаптивного оценителя когерентности по эталонным спектральным подписям, выполняет функцию первичной геологической селекции и формирует слой спектральных контрастов, отражающий зоны повышенного сходства с целевым спектральным образом. При этом результат его работы не рассматривается как итоговая карта геологических объектов, а интерпретируется как промежуточный аналитический продукт, пригодный для дальнейшего сопоставления с другими признаками.

Тектурный модуль, основанный на анализе GLCM-признаков, обеспечивает выявление пространственной неоднородности изображения и формирует слой текстурно-структурных неоднородностей, отражающий линейность, мозаичность, фрагментацию и направленность структурного рисунка территории.

На основе рассмотренных спектрального и текстурного модулей предложены принципы их последовательного комплексирования, в соответствии с которыми итоговая интерпретация строится не на механическом наложении разнородных растровых слоев, а на их

согласованном сопоставлении с морфологическими и визуально-геоморфологическими признаками поверхности. Показано, что спектральные признаки выполняют функцию геологической селекции, тогда как текстурные признаки обеспечивают пространственно-структурную конкретизацию ранее выделенных участков.

Разработанный метод носит адаптивный характер и допускает выбор наиболее информативного текстурного слоя в зависимости от особенностей исследуемой территории и характера подстилающей поверхности.

Показаны также условия применимости и ограничения разработанного метода. Его использование наиболее эффективно в районах с частично обнаженной поверхностью и выраженной спектрально-текстурной неоднородностью, тогда как надежность результатов снижается при сильной маскировке поверхности растительностью, снежно-ледовыми образованиями, переувлажнением или техногенными объектами. Дополнительные ограничения связаны с пространственным разрешением исходных снимков, параметрами текстурного анализа, нормировкой признаков и способом их итогового объединения. Следовательно, разработанный метод следует рассматривать не как инструмент прямого автоматического выделения разломов, а как воспроизводимый и интерпретационно обоснованный инструмент вероятностного структурно-тектонического районирования, требующий дальнейшего геологического сопоставления с независимыми данными.

Полученные результаты позволили сформулировать **второе научное положение:**

**Разработанный метод структурно-тектонического картографирования, основанный на комплексировании спектральных и текстурных признаков космических снимков, повышает достоверность выявления спектрально-текстурных контрастов, связанных с разломными зонами и структурными неоднородностями при исследовании геосистем в Арктической зоне Российской Федерации.**

## 4 АПРОБАЦИЯ РАЗРАБОТАННОГО МЕТОДА НА КОЛМОЗЕРСКОМ МЕСТОРОЖДЕНИИ ЛИТИЯ (КОЛЬСКИЙ ПОЛУОСТРОВ, МУРМАНСКАЯ ОБЛАСТЬ)

### 4.1 Геологические и тектонические условия района исследований

Колмозерское литиевое месторождение редкометалльных пегматитов находится в пределах Ловозерского района Мурманской области, географически расположенного за Северным полярным кругом в северо-восточной части Кольского полуострова (рисунок 4.1).

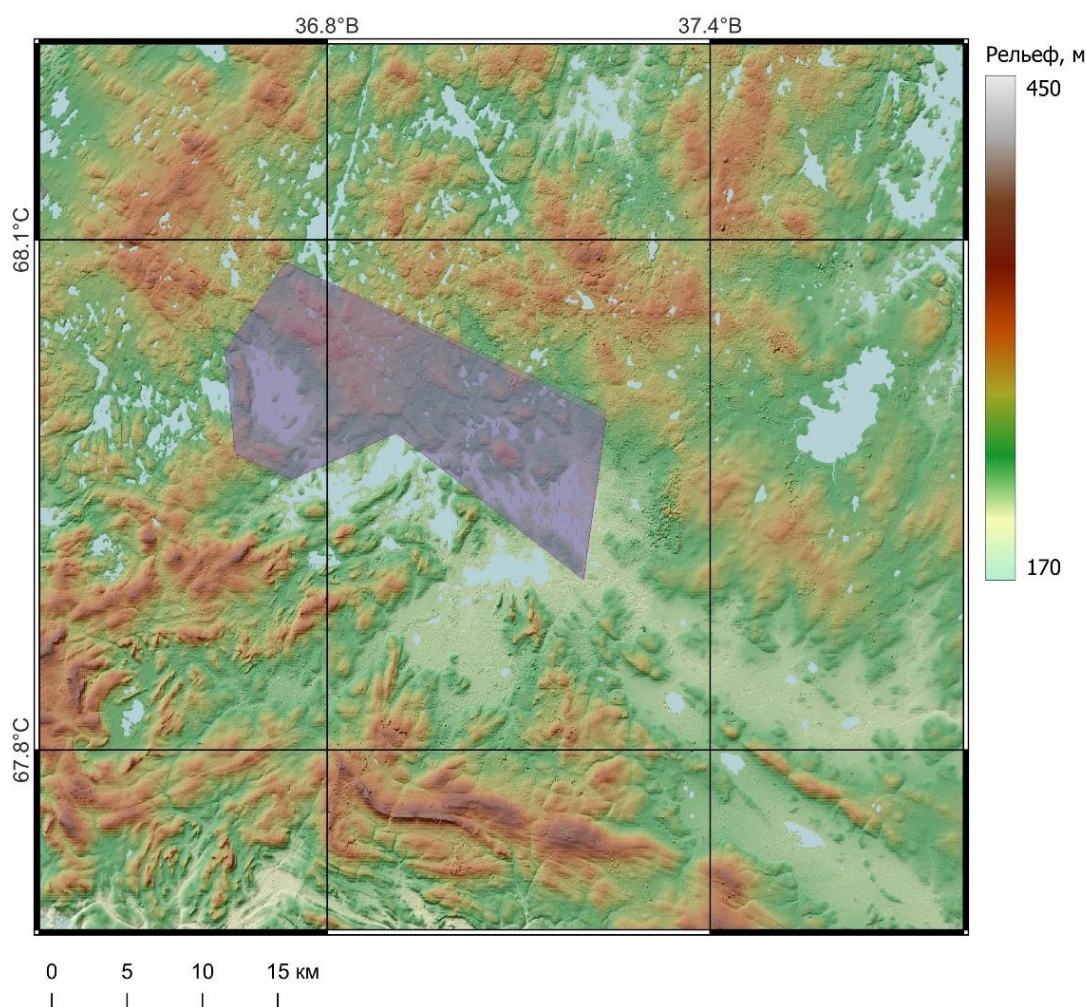


Рисунок 4.1 – Территория исследуемого участка

Участок недр площадью 4,8 км<sup>2</sup> приурочен к горным массивам Большой Патчемварек (максимальная отметка 308.5 м) и Малый Патчемварек (270.8 м),

разделенным заболоченной долиной реки Тичка – левого притока реки Иоканги. Рельеф территории сформирован под воздействием четвертичного оледенения и представляет собой типичную ледниково-аккумуляционную равнину с волнисто-грядовыми формами, многочисленными озерными котловинами и обширными верховыми болотами, занимающими до 25 км<sup>2</sup>. Гидрографическая сеть густая, включает реку Тичку, протекающую через месторождение, многочисленные безымянные ручьи и озера (в том числе Кальмозеро площадью 10 км<sup>2</sup>), относящиеся к бассейну реки Иоканги, впадающей в Баренцево море. Воды рек и озер по химическому составу являются ультрапресными гидрокарбонатными натриево-калиевыми.

Климат района характеризуется как резко континентальный субарктический с выраженным морским влиянием Баренцева моря, где сталкиваются теплые атлантические и холодные арктические течения. Это обуславливает высокую контрастность и неустойчивость погодных условий. Среднегодовая температура воздуха отрицательная, варьирующая от  $-0.4^{\circ}\text{C}$  до  $-4.3^{\circ}\text{C}$ . Зима продолжительная (5–7 месяцев), суровая, с частыми метелями, среднемесячная температура февраля составляет  $-13,3^{\circ}\text{C}$  при абсолютном минимуме  $-40.4^{\circ}\text{C}$ . Лето короткое и прохладное, средняя температура июля  $+11.5^{\circ}\text{C}$ , абсолютный максимум достигает  $+29.5^{\circ}\text{C}$ . Годовое количество осадков составляет 500–600 мм, увеличиваясь в Ловозерской тундре до 1000 мм и более. Для территории характерны сильные ветры (средняя скорость 5–6 м/с, при метелях – до 20 м/с), частые и продолжительные туманы. Географическое положение за полярным кругом определяет экстремальный световой режим с полярным днем продолжительностью 52 суток и полярной ночью – 25 суток.

Транспортная инфраструктура Ловозерского района развита крайне слабо. К Колмозерскому месторождению отсутствуют подъездные пути с твердым покрытием, железные дороги. Сообщение с районным центром – селом Ловозеро (87 км к западу) и селом Краснощелье (~75 км к югу) осуществляется по вездеходным дорогам и сезонным зимникам, которые

осложнены заболоченными участками и необходимостью переправ через водные преграды (в частности, через реку Воронью, где отсутствует мост). Ближайшая железнодорожная станция Оленегорск находится в 153 км от месторождения. Социально-экономическая обстановка характеризуется крайне низкой плотностью населения. Ближайшие к месторождению населенные пункты – оленеводческие базы на берегах озер Колмозеро и Поросозеро. Ловозерский район является местом компактного проживания коренных малочисленных народов Севера – саамов, а также коми и ненцев. Основу традиционного хозяйства составляет оленеводство (площадь пастбищ более 72 тыс. км<sup>2</sup>), а также рыболовство, охота и сбор дикоросов. Промышленный сектор в районе представлен в основном Ловозерским горно-обогатительным комбинатом (пос. Ревда), разрабатывающим лопаритовое месторождение. Важным природоохранным фактором является расположение в 2.9 км к юго-востоку от границы месторождения Мурманского тундрового республиканского заказника федерального значения, что накладывает особые требования на проведение геологоразведочных и потенциальных горных работ.

Район исследований расположен в сложной тектонической обстановке на стыке двух крупных архейских структур Фенноскандинавского щита – Мурманской и Кольской провинций. Зона их сочленения интерпретируется как архейский зеленокаменный пояс Колмозеро-Воронья (рисунок 4.2), являющийся ключевой металлогенической структурой региона.

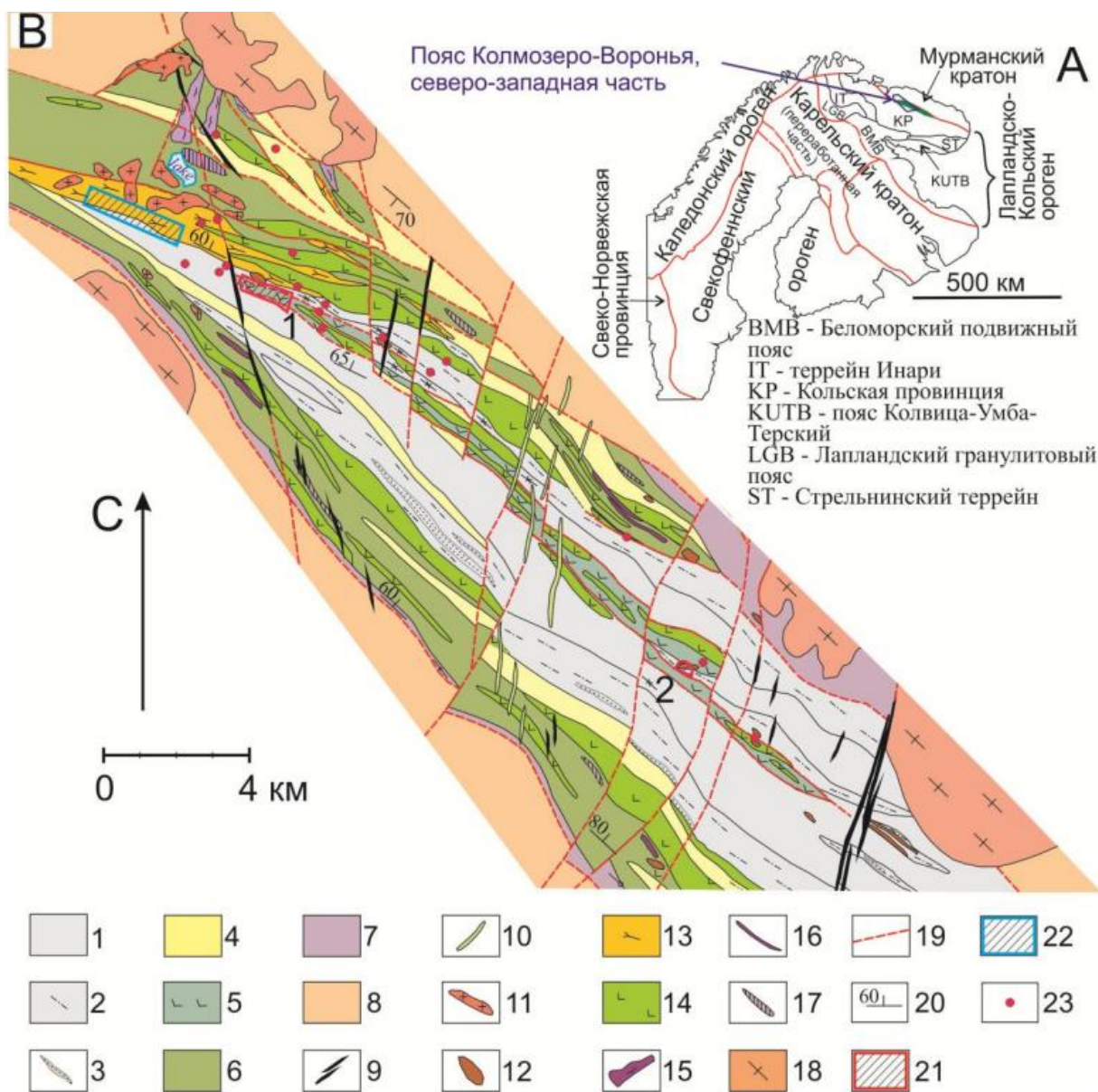


Рисунок 4.2 – Положение зеленокаменного пояса Колмозеро-Воронья на тектонической схеме Фенноскандинавского щита [Калинин, 2021; Daly et al., 2006] (А) и схематическая геологическая карта северо-западной части зеленокаменного пояса Колмозеро-Воронья [Калинин, 2021; Пакет предварительной геологической информации..., 1998] (В). 1–3 – поросозерская серия (LP2?): 1 – переслаивание гранатставролит (кианит)-биотитовых, гранат-биотитовых, гранат-биотит-кордиеритовых и биотит-мусковитовых плагиосланцев, 2 – метапесчаники и метагравелиты с прослоями метатуфов и туфо-лавобрекчий кисло-среднего состава, 3 – полимиктовые конгломераты, 4–7 – колмозерская серия: 4 –

вороньетундровская свита (LP2): порфиroidы, альбитофиры, андезитовые порфириты и туфолавы кислого и среднего состава, лептиты, 5 – оленинская толща – метавулканы основного состава, габброиды (LP2?), 6 – метавулканы полмостундровской свиты (LP2): плагиоамфиболиты по metabазальтам, 7 – метаосадочные породы лязозерской свиты: биотитовые, двуслюдяные, гранат-биотитовые плагиогнейсы (LP2), 8 – гнейсо-плагиограниты Мурманского блока и Кольско-Норвежского домена (AR), 9 – дайки долеритов, оливиновых долеритов и долеритовых порфиритов, пикритовых порфиритов (PR3–PZ?), 10 – дайки мелкозернистых долеритов, габбро-перидотитов, оливинсодержащих габбро (PR1?), 11 – турмалиновые и плагиомикроклиновые граниты (LP3–PR1); 12 – комплекс малых интрузий габбро-диорит-гранодиорит-плагиогранитного состава (LP2), 13 – гранит-порфиры, кварц-мусковитовые и мусковит-андалузитовые метасоматиты по ним (LP2), 14 – метагаббро, габбро-амфиболиты, комагматичные амфиболитам metabазальтам полмостундровской свиты и оленинской толщи (LP2), 15 – метаперидотиты, метапироксениты и серпентиниты по ним (LP2?), 16 – хлорит-тремолитактинолитовые сланцы по ультраосновным породам (LP2?), 17 – базит-ультрабазитовые образования коматиитовой формации (по Вревский, 1989), 18 – массивы гнейсоплагиогранитов, гнейсогранодиоритов (LP3–PR1?), 19 – разрывные нарушения, 20 – элементы залегания пород, 21 – участки месторождений золота: 1 – Оленинское, 2 – Няльм-1, 22 – участок медно-молибден-порфирового рудопроявления Пеллапахк, 23 – пункты минерализации золота.

Структура района определяется системой региональных разломов северо-западного простирания (Колмозерский, Лязозерский, Вороньереченский), которые расчленяют зеленокаменный пояс на отдельные блоки. Колмозерское месторождение локализовано в зоне влияния этих разломов. В пределах рудного поля развита разрывная и трещинная тектоника. К до- и синрудным трещинам северо-западного простирания приурочены тела

пегматитов, к поздним трещинам северо-восточного простирания – дайки габбро-долеритов (рисунки 4.3, 4.4).

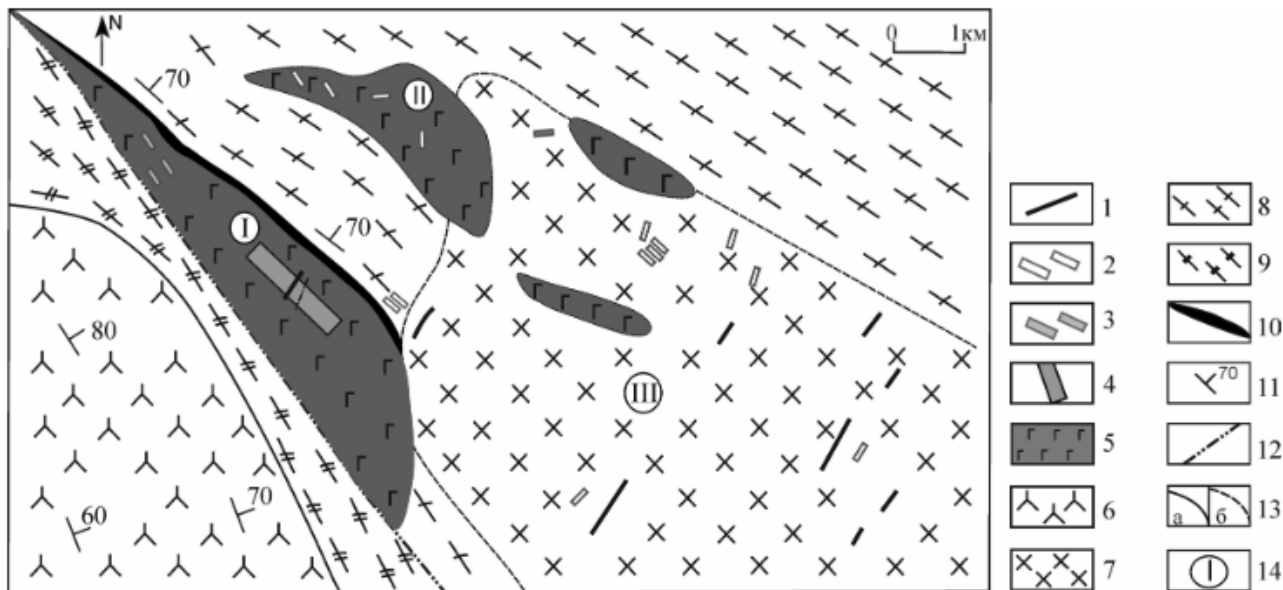


Рисунок 4.3 – Схема геологического строения Колмозерского пегматитового поля [Морозова, 2018]. 1 – дайки габбродолеритов; 2–4 – пегматиты: 2 – полевошпатовые, 3 – мусковит полевошпатовые, 4 – альбит-сподуменовые; 5 – метагаббро-анортозиты; 6 – щелочные граниты Западных Кейв; 7 – метагаббродiorиты; 8 – тоналит-трондjemитовые гнейсы; 9 – вулканогенно-осадочный комплекс Колмозеро-Воронья; 10 – хлоритовые и холмквиститовые сланцы; 11 – элементы залегания гнейсовидности; 12 – тектонические нарушения; 13 – геологические границы: а) установленные, б) предполагаемые; 14 – массивы: I – Патчемварекский, II – Поросозерский, III – Колмозерский.

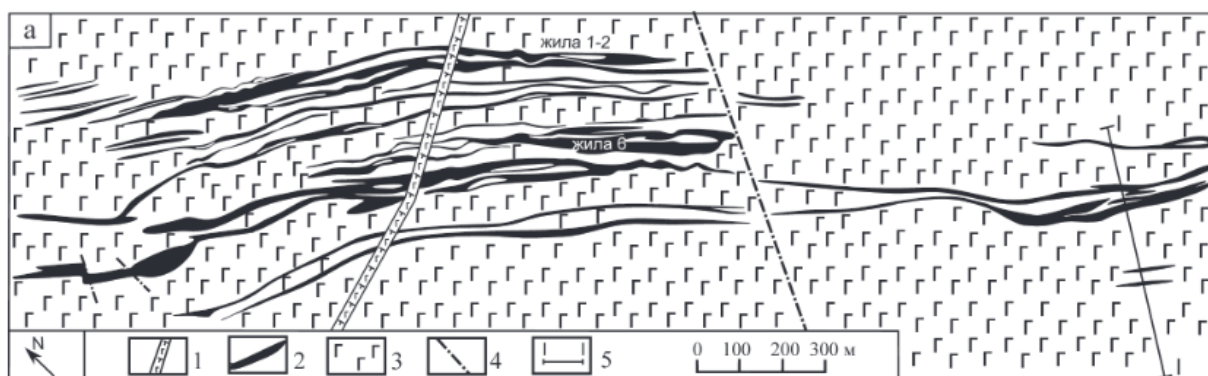


Рисунок 4.4 – Схема геологического строения Колмозерского месторождения [Морозова, 2018]. 1 – дайка габбродолеритов, 2 – жилы альбит-сподуменовых пегматитов, 3 – метагаббро и метаанортозиты, 4 – разломы

Оруденение представлено жилами альбит-сподуменовых пегматитов, сгруппированными в три основные рудные зоны: северо-восточную и юго-западную на г. Большой Патчемварек и зону на г. Малый Патчемварек. Всего выделяется 12 крупных рудных тел плитообразной формы с раздувами, пережимами и апофизами, круто падающих ( $45-75^\circ$ ) на юго-запад. Протяженность жил достигает 1680 м, мощность варьирует от 1.5 до 70.9 м. Пегматиты обладают четкой внутренней зональностью, включающей (от контактов к центру): 1) аплитовую оторочку, 2) средне-крупнозернистый кварц-альбитовый пегматит, 3) кварц-альбит-сподуменовый пегматит (составляет до 80% объема жилы), 4) кварц-полевошпат-сподуменовый пегматит блоковой (гигантозернистой) структуры в осевых частях. Широко развиты метасоматические преобразования с образованием сахаровидного альбита, замещающего ранние минеральные ассоциации.

Представленные пегматиты являются лейкократовыми породами со средним минеральным составом: кварц ( $\sim 32.5\%$ ), плагиоклаз ( $\sim 28\%$ ), микроклин ( $\sim 17\%$ ), сподумен ( $\sim 20\%$ ), мусковит ( $\sim 3\%$ ). Главным рудным минералом является сподумен  $\text{LiAl}(\text{Si}_2\text{O}_6)$  (рисунок 4.5), представленный несколькими генерациями. Кристаллы сподумена могут достигать 1.5 м в

длину, содержание  $\text{Li}_2\text{O}$  в минерале варьирует от 4.75 до 8.08%, составляя в среднем 7.44%. На сподумен приходится до 97% валового лития месторождения. Попутные полезные компоненты связаны с бериллом (натриево-литиевая разновидность) и минералами группы колумбита (колумбит-(Fe) – танталит-(Mn)), которые также образуют несколько генераций. Акцессорные минералы включают гранат (спессартин, альмандин), апатит, касситерит, трифилит-литофилит и другие.



Рисунок 4.5 – Кварц-сподуменовый пегматит. Сподумен – блоки светло серого цвета

Альбит-сподуменовые пегматиты характеризуются высокими содержаниями  $\text{SiO}_2$  (73.8%) и  $\text{Al}_2\text{O}_3$  (16.3%), низкими –  $\text{CaO}$ ,  $\text{MgO}$ ,  $\text{TiO}_2$ . Преобладает  $\text{Na}_2\text{O}$  над  $\text{K}_2\text{O}$ . По спектрам распределения редких элементов пегматиты резко обогащены литием (среднее 2.55%  $\text{Li}_2\text{O}$  в исследованных пробах), танталом (в среднем 59 ppm), ниобием (81 ppm), бериллием (142 ppm), рубидием (684 ppm), цезием (23 ppm) и обеднены стронцием, барием, цирконием и редкоземельными элементами ( $\Sigma\text{REE} < 3$  ppm). Характерен

умеренно дифференцированный спектр REE ((La/Yb) $\sim$ N $\sim$  = 6.9–27.7) с отрицательной Eu-аномалией.

Гидрогеологические условия, изученные в середине XX века, характеризуются как благоприятные для отработки. Пегматиты и вмещающие породы слабоводопроницаемы. Ожидаемый водоприток в карьер оценивался в 190–440 м<sup>3</sup>/ч в зависимости от глубины. Источником водоснабжения могут служить поверхностные воды. Однако в связи с существенным изменением климата за прошедшие десятилетия эти оценки требуют актуализации.

#### 4.2 Структурно-тектоническое картографирование территории исследований

Для анализа Колмозерского месторождения был использован композит Sentinel-2 из коллекции COPERNICUS/S2\_SR\_HARMONIZED за летний период 2021 г. с минимальной облачностью (рисунок 4.6).

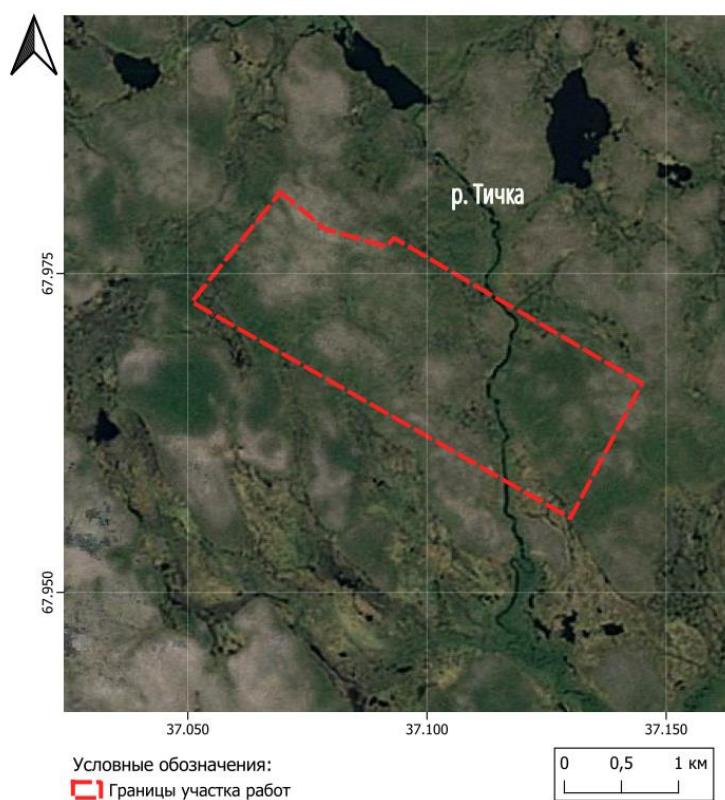


Рисунок 4.6 – Спутниковый снимок на исследуемую территорию в естественных цветах

В качестве эталонного спектра был принят образ альбит-сподуменового пегматита, приведенный к спектральной дискретизации каналов Sentinel-2 (рисунок 4.7).

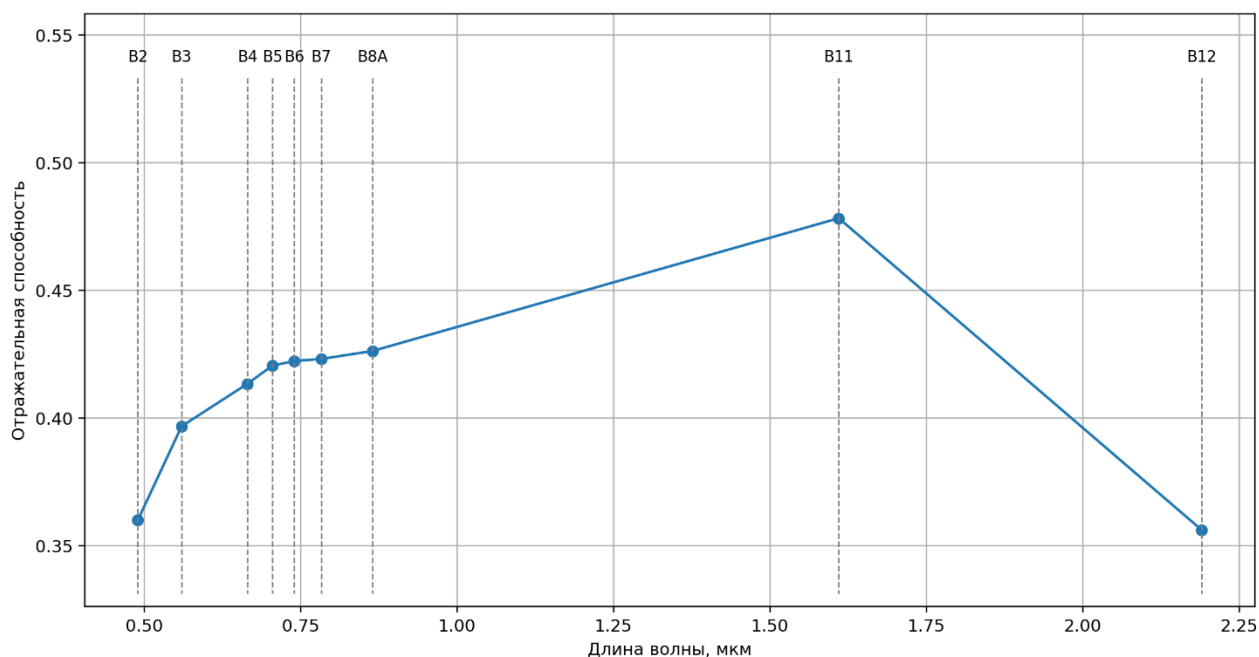


Рисунок 4.7 – Спектральная кривая альбит-сподуменового пегматита, дискретизированная по каналам Sentinel-2

Выбор данного эталона обусловлен тем, что рудные тела Колмозерского месторождения представлены альбит-сподуменовыми пегматитами, а сподумен является главным рудным минералом и основным носителем лития. При выборе рабочего спектрального аналога использовались материалы базы GREENPEG, в которой представлены спектры европейских редкометалльных пегматитов, близких к Колмозерскому месторождению по ведущей минеральной ассоциации и общей литий-редкометалльной специализации. Сопоставление минерального состава и геохимических характеристик Колмозерских пегматитов и выбранного аналога (Ленстер, Ирландия) показывает их принадлежность к одному сподуменосодержащему типу редкометалльных пегматитов, что дало право использовать данный спектральный образ в качестве эталона для расчета ACE.

Таблица 4.1 – Сопоставление альбит-сподуменовых пегматитов Колмозерского месторождения и спектрального аналога Ленстерского пегматитового пояса (Ирландия) [Морозова, 2018; Barros et al., 2022]

Параметр	Колмозерское месторождение (Россия)	Ленстерский пегматитовый пояс (Ирландия)
Геолого-генетический тип	альбит-сподуменовые редкометалльные пегматиты	сподуменсодержащие Li-Cs Ta (LCT) пегматиты
Кварц, %	~32.5	15–20
Альбит / плагиоклаз, %	~28	25–35
Микроклин / К-полевой шпат, %	~17	присутствует в подчиненном количестве
Сподумен, %	~20	10–40
Мусковит / Li-мусковит, %	~3	10–15
Li <sub>2</sub> O в породе	в среднем 2.55 %	0.4–0.8 %
Rb, ppm	684	255–700
Cs, ppm	23	49.3–77.4
Ta, ppm	59	отмечены повышенные содержания

Пространственное распределение рассчитанного показателя представлено на рисунке 4.8. На схеме видно, что повышенные значения АСЕ локализуются неравномерно и образуют ограниченные по площади участки, приуроченные к зонам спектрального контраста.

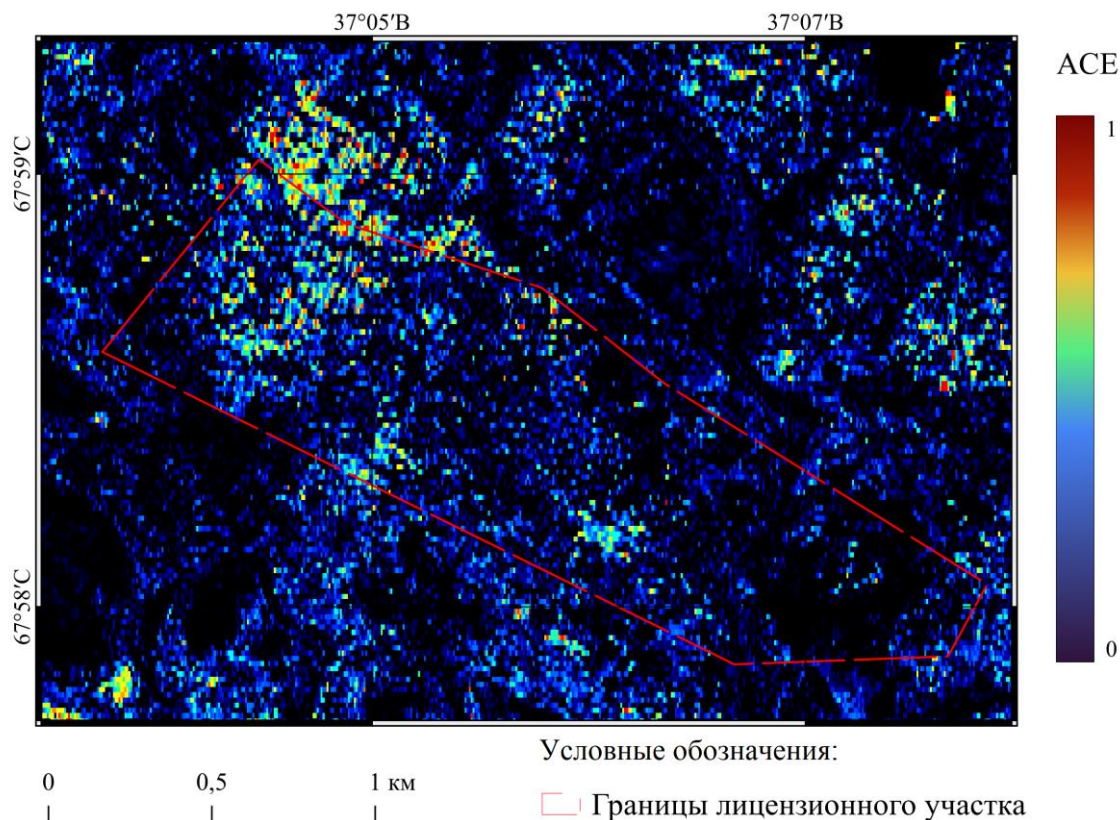


Рисунок 4.8 – Схема распределения значений ACE на территории Колмозерского месторождения

Общая площадь рассматриваемого полигона составила 12.716 км<sup>2</sup>, при этом валидная площадь после маскирования неинформативных пикселей достигла 12.599 км<sup>2</sup>, или 99.08 % площади исследуемого участка. Среднее значение показателя ACE составило 0.122, медиана – 0.057, 75-й процентиль – 0.170, а 95-й процентиль – 0.475 (рисунок 4.9). Максимальное значение достигло 0.942, что указывает на наличие локальных участков с высокой степенью спектрального сходства с эталонным пегматитовым образцом.

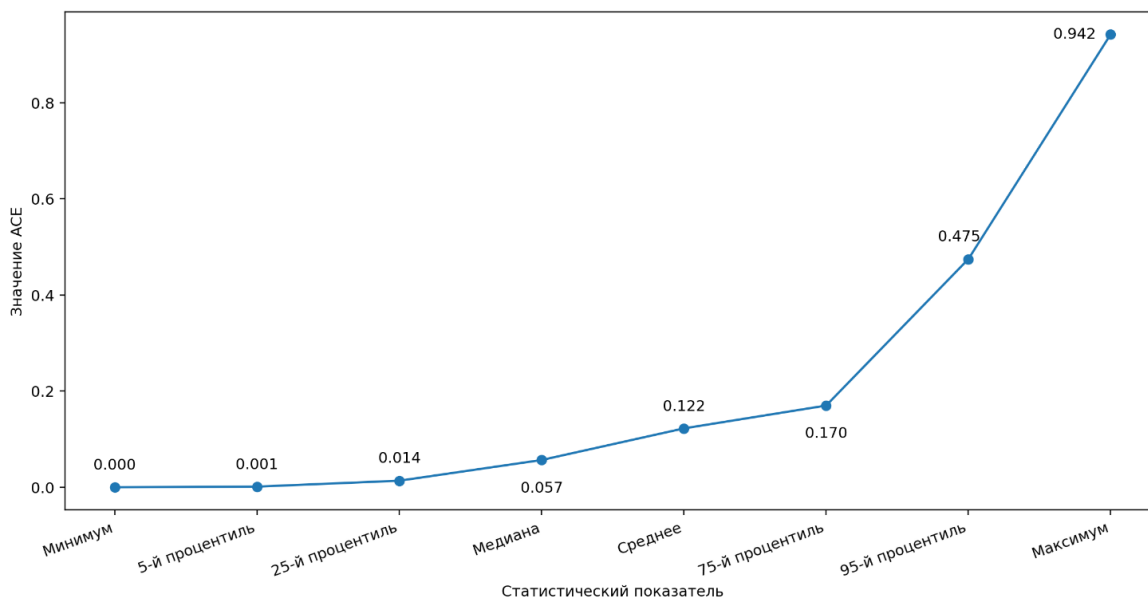


Рисунок 4.9 – Статистическое распределение значений ACE на территории Колмозерского месторождения

Характер распределения ACE показывает, что большая часть территории относится к фоновым или слабоконтрастным значениям, тогда как участки повышенного спектрального сходства занимают ограниченную площадь. Площадное соотношение классов приведено на рисунке 4.10.

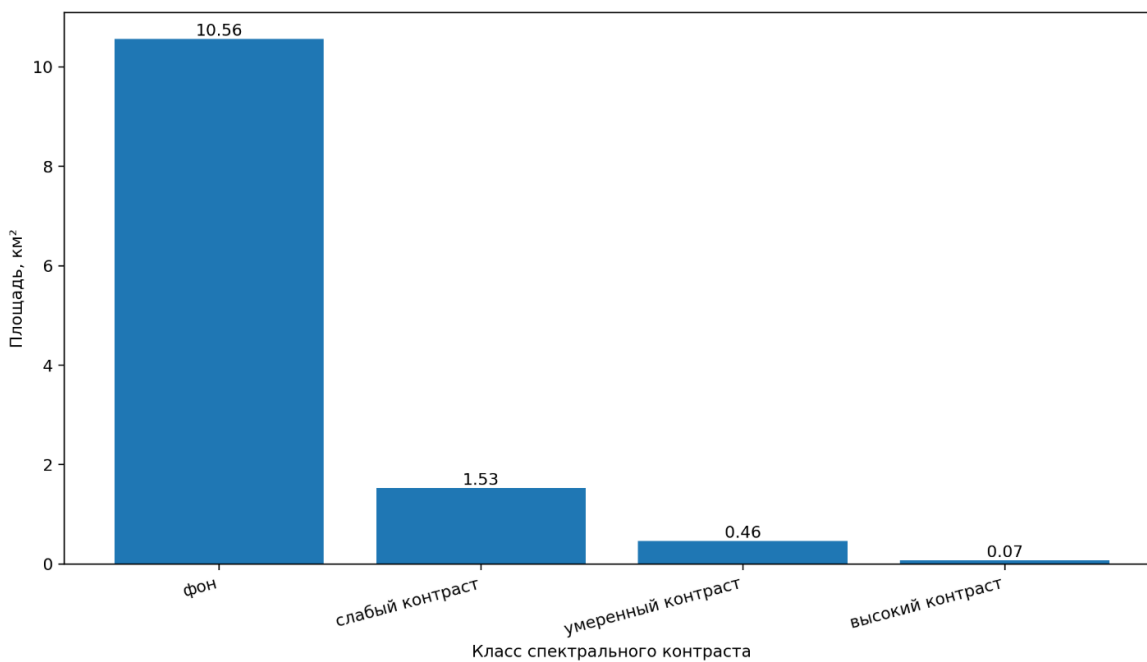


Рисунок 4.10 – Площади классов спектрального контраста на территории Колмозерского месторождения

Фоновый класс занимает 10.562 км<sup>2</sup>, или 83.83 % валидной площади, слабый контраст – 1.530 км<sup>2</sup> (12.14 %), умеренный – 0.463 км<sup>2</sup> (3.68 %), а высокий – лишь 0.074 км<sup>2</sup> (0.59 %). Совокупная площадь умеренных и высоких контрастов составляет 0.538 км<sup>2</sup>, то есть 4.27 % анализируемой территории. Это указывает на локальный характер спектральных контрастов и показывает, что показатель АСЕ выполняет функцию первичной спектральной селекции, а не сплошной классификации всей площади месторождения.

Для перехода от спектральной селекции к анализу пространственной организации яркостных неоднородностей по рабочему композиту Sentinel-2 был выполнен расчет текстурных признаков на основе GLCM.

По результатам расчета были сформированы карты следующих признаков: контраст, однородность, энтропия, энергия, дисперсия, диссимиларность и корреляция. Уже на этапе предварительного анализа было очевидно, что не все рассчитанные признаки одинаково информативны применительно к задаче сопоставления со структурно-рудными элементами Колмозерского месторождения. Поэтому следующий этап включал не только построение текстурных карт, но и количественный отбор наиболее информативного текстурного слоя.

С этой целью в качестве кандидатных текстурных представлений были рассмотрены нормированные слои  $contrast_n$ ,  $entropy_n$ ,  $dissimilarity_n$ ,  $variance_n$ ,  $heterogeneity_n$ , первая главная компонента текстурных признаков  $PC1_{norm}$ , а также сводный текстурный индекс  $T_{glcm_{direct}}$ , полученный усреднением нормированных GLCM-показателей. Для каждого из этих слоев были рассчитаны средние значения внутри контуров известных рудных тел и за их пределами, а также разность между ними. Контурные рудных тел были оцифрованы по материалам [Морозова, 2018], разломы – по материалам [Гордиенко, 1970].

В качестве основного критерия количественного сравнения был введен показатель разделения:

$$J_{sep} = \frac{mean_{in} - mean_{out}}{\sigma_{out}}, \quad (4.1)$$

где  $mean_{in}$  – среднее значение текстурного признака внутри рудных тел,  $mean_{out}$  – среднее значение вне рудных тел,  $\sigma_{out}$  – стандартное отклонение значений вне рудных тел.

Такой подход был использован с целью сравнить текстурные представления не по визуальной выразительности, а по их способности отделять рудоконтролирующие зоны от фоновой территории.

Результаты сопоставления текстурных кандидатов приведены в таблице 4.2, а их сравнительная оценка по критерию  $J_{sep}$  показана на рисунке 4.11. Наиболее высокий показатель разделения был получен для признака  $dissimilarity_n$ , для которого  $J_{sep} = 0.209$ ,  $mean_{in} = 0.503$ ,  $mean_{out} = 0.455$ , а разность средних составила 0.048. Близкие, но более низкие результаты были получены для  $contrast_n$  ( $J_{sep} = 0.140$ ) и сводного текстурного индекса  $T_{glcm_{direct}}$  ( $J_{sep} = 0.128$ ). Первая главная компонента  $PC1_{norm}$ , напротив, показала отрицательное значение критерия разделения ( $J_{sep} = -0.133$ ), что указывает на ее меньшую пригодность для данной задачи.

Таблица 4.2 – Сравнение кандидатных текстурных слоев по статистикам внутри и вне рудных тел

Кандидатный слой	$mean_{in}$	$mean_{out}$	$mean_{in} - mean_{out}$	$\sigma_{out}$	$J_{sep}$
$PC1_{norm}$	0.513	0.542	-0.028	0.212	-0.133
$contrast_n$	0.335	0.302	0.033	0.233	0.140
$entropy_n$	0.855	0.855	-0.000	0.181	-0.001
<b><math>dissimilarity_n</math></b>	0.503	0.455	0.048	0.231	<b>0.209</b>
$variance_n$	0.252	0.235	0.017	0.214	0.081

$heterogeneity_n$	0.791	0.785	0.006	0.188	0.034
$T_{glcm_{direct}}$	0.547	0.526	0.021	0.164	0.128

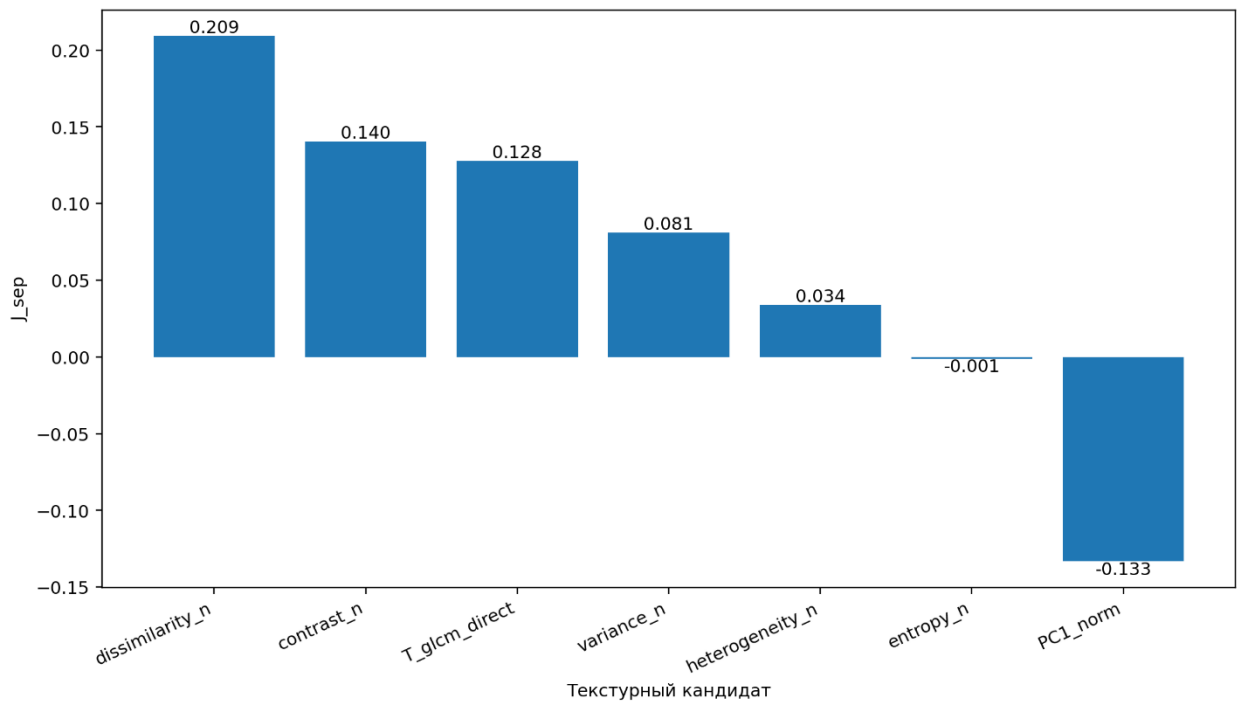


Рисунок 4.11 – Сравнение текстурных кандидатов по критерию  $J_{sep}$

Полученные значения показали, что для территории Колмозерского месторождения наибольшую диагностическую ценность имеет диссимиларность, то есть показатель, характеризующий модуль различия яркостей соседних пикселей. В содержательном отношении это означает, что рудоконтролирующие элементы в пределах месторождения лучше всего проявляются не через максимально обобщенную компоненту текстуры, а через меру локальной текстурной неоднородности, чувствительную к границам, чередованию контрастных участков и линейным нарушениям. По этой причине в дальнейший анализ в качестве текстурного компонента был принят нормированный слой  $dissimilarity_n$ . Схема распределения текстурного признака диссимиларности представлена на рисунке 4.12.

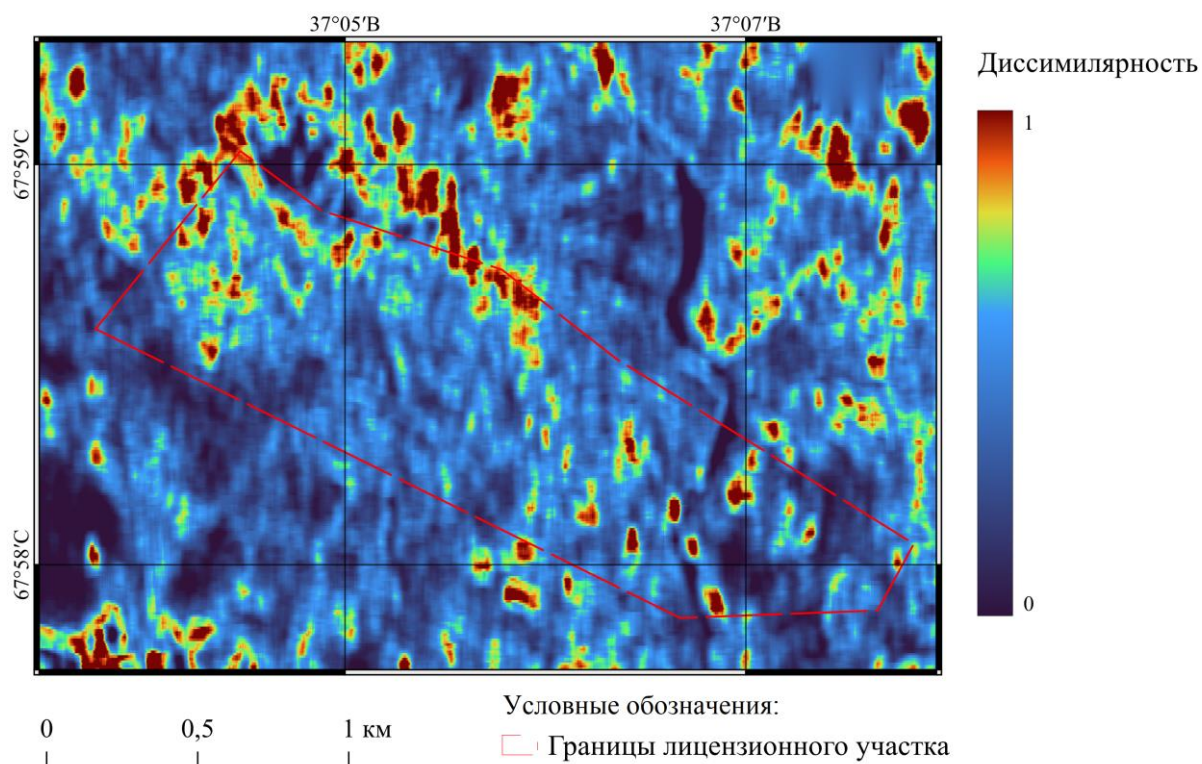


Рисунок 4.12 – Распределение диссимилярности на исследуемой территории

После выбора наиболее информативного текстурного слоя был выполнен подбор весовых коэффициентов для интегрального спектрально-текстурного показателя. Для этого анализировалась серия вариантов вида

$$I_{st} = \alpha \cdot ACE + (1 - \alpha) \cdot dissimilarity_n, \quad (4.2)$$

где  $\alpha$  – вес спектральной компоненты, а  $(1 - \alpha)$  – вес текстурной компоненты.

В расчетах были рассмотрены значения  $\alpha$  от 0.3 до 0.7. Диапазон значений  $\alpha$  от 0.3 до 0.7 был принят как рабочий интервал подбора весов, позволяющий оценить несколько вариантов соотношения спектральной и текстурной компонент при сохранении существенного вклада каждого из признаков в интегральный показатель. Выход за пределы этого интервала приводил бы к ситуациям, в которых итоговый показатель практически

сводится к одному из двух слоев и теряет смысл спектрально-текстурного индекса. Для каждого варианта вновь определялись средние значения интегрального показателя внутри и вне рудных тел и рассчитывался критерий  $J_{sep}$ . Результаты подбора приведены в таблице 4.3, а зависимость критерия  $J_{sep}$  от величины  $\alpha$  показана на рисунке 4.13.

Таблица 4.3 – Подбор весовых коэффициентов для интегрального показателя

$\alpha$	$1 - \alpha$	$mean_{in}$	$mean_{out}$	$\Delta = mean_{in} - mean_{out}$	$\sigma_{out}$	$J_{sep}$
0.3	0.7	0.394815	0.355068	0.039747	0.175959	0.225890
0.4	0.6	0.358701	0.321799	0.036902	0.161638	<b>0.228301</b>
0.5	0.5	0.322587	0.288530	0.034057	0.150353	0.226511
0.6	0.4	0.286473	0.255262	0.031211	0.142826	0.218526
0.7	0.3	0.250359	0.221993	0.028366	0.139666	0.203097

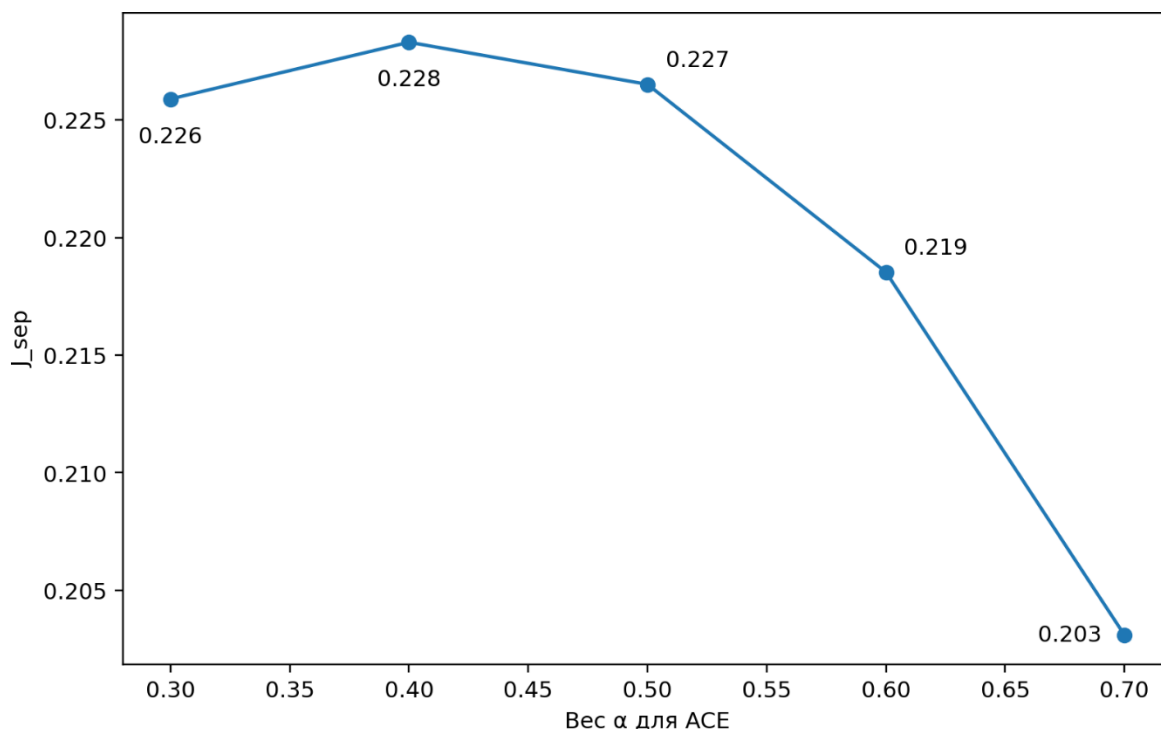


Рисунок 4.13 – Зависимость критерия разделения  $J$  от веса спектральной компоненты  $\alpha$  в интегральном показателе

Максимальное значение критерия разделения было получено при соотношении весов 0.4 / 0.6, что соответствует

$$I_{st} = 0.4 \cdot ACE + 0.6 \cdot dissimilarity_n.$$

Это означает, что в пределах Колмозерского месторождения текстурная составляющая в выбранной постановке оказалась несколько более значимой, чем спектральная, однако наилучший результат достигается при их совместном использовании. Спектральный показатель ACE обеспечивает первичное выделение участков, близких к эталонному пегматитовому образу, тогда как текстурный показатель  $dissimilarity_n$  уточняет пространственную организацию этих зон, усиливая контрасты, связанные с неоднородностью поверхности и структурным контролем рудоносности.

На рисунке 4.14 представлена итоговая схема распределения интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$ , рассчитанного для территории Колмозерского месторождения лития. Значения показателя нормированы в диапазоне от 0 до 1: низкие значения соответствуют фоновым участкам, тогда как повышенные и высокие значения отражают зоны, в которых спектральные контрасты пространственно сочетаются с выраженными текстурно-структурными неоднородностями.

Анализ схемы показывает, что наиболее выраженные значения интегрального показателя имеют неравномерное распределение и формируют локальные кластеры в пределах и вблизи зоны развития известных рудных тел. Особенно отчетливо повышенные значения  $I_{st}$  проявляются в центральной и северо-западной частях лицензионного участка, где они пространственно согласуются с вытянутой системой рудных тел северо-западного простирания. Такое совпадение указывает на то, что интегральный показатель фиксирует не только локальные спектральные контрасты, но и участки, обладающие выраженной структурной организацией.

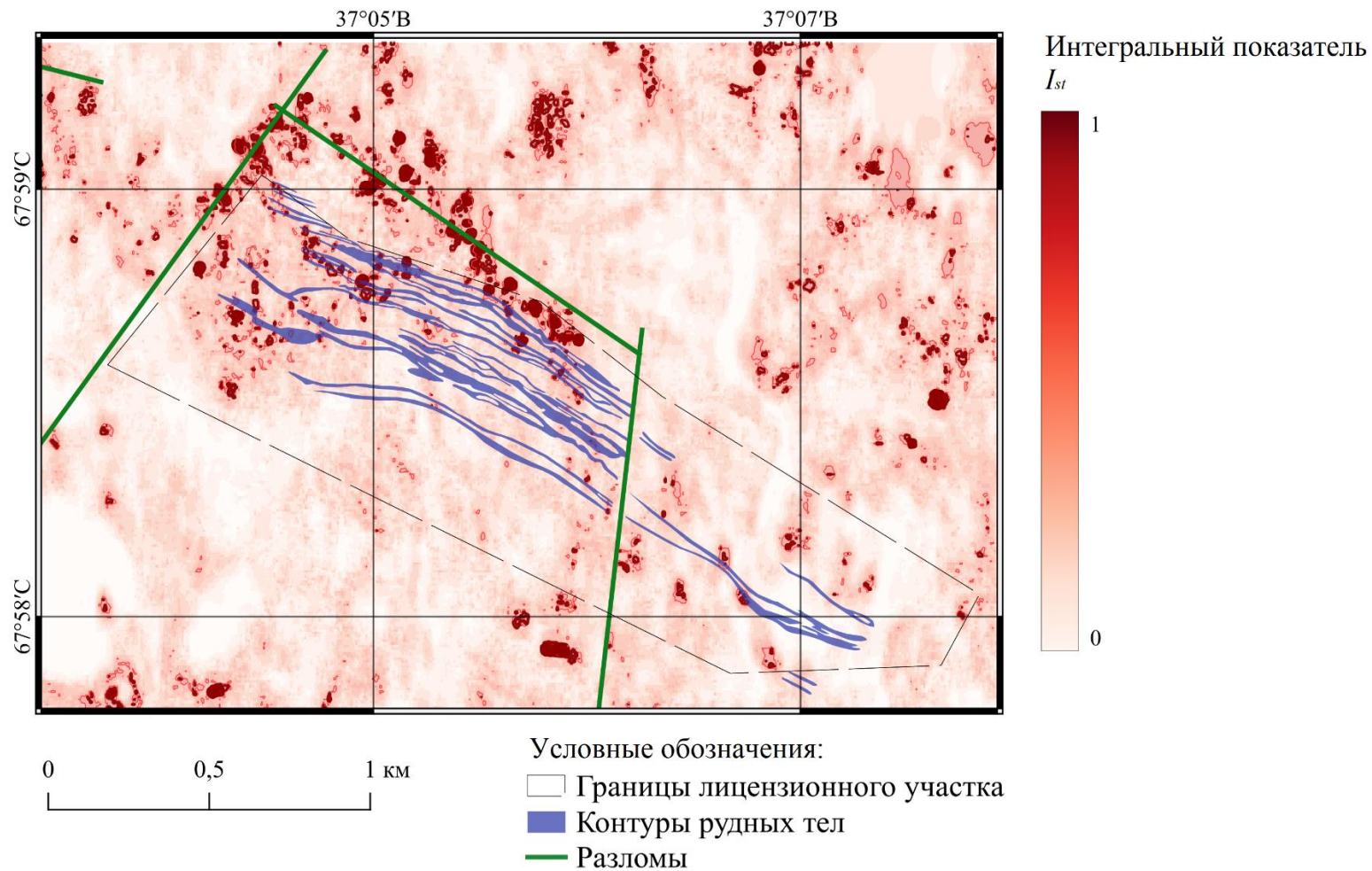


Рисунок 4.14 – Схема распределения интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$  на территории Колмозерского месторождения лития с наложением контуров рудных тел [Морозова, 2018], разломов [Гордиенко, 1970] и границы лицензионного участка

Наложение разломов показывает, что часть зон повышенных значений  $I_{st}$  приурочена к участкам пересечения или сближения рудных тел с элементами разломной сети. Это позволяет рассматривать выделенные контрасты как участки повышенной структурно-тектонической неоднородности, потенциально связанные с рудоконтролирующими условиями формирования альбит-сподуменовых пегматитов. При этом отдельные локальные максимумы за пределами рудных тел не должны интерпретироваться как прямые признаки оруденения без дополнительной геологической проверки, поскольку они могут быть связаны с особенностями рельефа, локальными литологическими контрастами, переувлажненными участками или иными факторами, влияющими на спектральный и текстурный отклик поверхности.

#### **4.3 Выводы по главе 4**

Выполнена апробация разработанного метода структурно-тектонического картографирования на территории Колмозерского месторождения лития, расположенного в пределах зеленокаменного пояса Колмозеро-Воронья на северо-востоке Кольского полуострова. Анализ геолого-тектонических условий района показал, что месторождение характеризуется выраженной структурной обусловленностью: рудные тела альбит-сподуменовых пегматитов приурочены к системе разломов и трещин северо-западного простирания, что делает данный объект репрезентативным для проверки разработанного метода на участке с установленным структурным контролем оруденения.

На основе спутниковых данных Sentinel-2 из коллекции COPERNICUS/S2\_SR\_HARMONIZED за летний период с минимальной облачностью реализована последовательность обработки, соответствующая алгоритму, разработанному в главе 3. В рамках спектрального модуля рассчитан показатель ACE, позволивший сформировать слой спектральных контрастов, отражающий участки повышенного сходства с эталонным

спектральным образом альбит-сподуменового пегматита. Полученный слой использовался как промежуточный результат первичной спектральной селекции.

В рамках текстурного модуля выполнен расчет GLCM-признаков и проведено сопоставление нескольких текстурных кандидатов по критерию разделения  $J_{sep}$ . Установлено, что наибольшую диагностическую ценность для территории Колмозерского месторождения имеет показатель диссимilarityности, характеризующий различие яркостей соседних пикселей и чувствительный к локальной неоднородности, границам, линейным нарушениям и чередованию контрастных участков. Поэтому в качестве текстурной компоненты интегрального показателя был принят нормированный слой  $dissimilarity_n$ .

Подбор весовых коэффициентов для интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$  показал, что наилучшее разделение участков внутри и вне известных рудных тел достигается при соотношении весов  $\alpha = 0,4$  для спектральной компоненты и  $1 - \alpha = 0,6$  для текстурной компоненты. Это свидетельствует о том, что для условий Колмозерского месторождения текстурная составляющая имеет несколько больший вклад в картографическое выделение структурно контролируемых зон, однако максимальная информативность достигается именно при совместном использовании спектрального и текстурного признаков.

Итоговая схема распределения интегрального показателя  $I_{st}$  показала, что повышенные значения имеют неравномерное пространственное распределение и формируют локальные кластеры в пределах и вблизи зоны развития известных рудных тел. Наиболее выраженные значения показателя проявляются в центральной и северо-западных частях лицензионного участка, где они согласуются с вытянутой системой рудных тел северо-западного простирания. Это подтверждает, что интегральный показатель фиксирует не только спектральную близость к эталонному образцу, но и пространственно-

текстурную организацию поверхности, связанную со структурным контролем рудоносности.

Сопоставление результатов спектрального, текстурного и интегрального анализа показало, что разработанный метод позволяет перейти от отдельного рассмотрения отдельных спектральных и текстурных контрастов к комплексной структурно-тектонической интерпретации территории. Высокие значения  $I_{st}$  следует рассматривать не как прямой признак наличия рудного тела, а как индикатор зон, в которых спектральные контрасты пространственно совмещаются с выраженной текстурно-структурной неоднородностью. Такие участки могут использоваться для уточнения положения известных рудоконтролирующих элементов и выбора площадей, требующих последующей детальной геологической проверки.

Апробация разработанного метода позволила сформулировать **третье научное положение.**

**Реализация разработанного метода в виде алгоритмического аппарата обеспечивает адаптивное формирование интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$ , формируемого на основе совместной оценки информативности спектральных и текстурных признаков космических изображений применительно к условиям Арктической зоны Российской Федерации.**

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации, представляющей собой научно-квалификационную работу, решена задача разработки и методического обоснования **метода структурно-тектонического картографирования на основе данных дистанционного зондирования Земли**, ориентированного на выявление разломных зон, границ блоков и участков структурной нарушенности в пределах Арктической зоны Российской Федерации. Актуальность выполненного исследования определяется высокой ресурсной значимостью арктических территорий, сложностью их геологического изучения в условиях ограниченных полевых наблюдений, а также необходимостью перехода от преимущественно экспертного визуального дешифрирования к воспроизводимым геоинформационным процедурам анализа космических снимков.

В ходе исследования установлено, что существующие подходы к геологическому дешифрированию данных ДЗЗ обладают значительным аналитическим потенциалом, однако при изолированном применении спектральных, морфометрических и текстурных признаков не обеспечивают достаточной надежности структурно-тектонической интерпретации в условиях высокой природной неоднородности арктических ландшафтов. Показано, что решение данной задачи требует не простого суммирования разнородных индикаторов, а их функционально организованного комплексирования в рамках единой процедуры обработки и интерпретации.

На основе анализа литературы и сопоставления спектральных свойств различных литотипов, вторично измененных пород и спектральных эффектов тектонической переработки установлено, что данные ДЗЗ содержат информативные признаки, отражающие как литологические различия, так и проявления структурной нарушенности геологической среды. При этом показано, что спектральные проявления тектонических нарушений связаны не с существованием некоего «спектра разлома» как самостоятельного объекта, а

с совокупностью процессов дробления, милонитизации, выветривания, окисления, гидротермальной и метасоматической переработки пород, изменяющих форму спектральной кривой и распределение отражательной способности в диапазонах VIS, NIR и SWIR.

В результате выполненной работы разработан метод структурно-тектонического картографирования, основанный на последовательном применении двух взаимодополняющих аналитических модулей – спектрального и текстурного.

Одним из главных результатов стало методическое обоснование принципов комплексирования спектральных и текстурных признаков. Установлено, что итоговая структурная интерпретация должна строиться на согласованном сопоставлении тематических слоев, при котором спектральная компонента выполняет функцию геологической селекции, а текстурная – функцию морфолого-структурной конкретизации.

Апробация разработанного метода на Колмозерском месторождении лития показала его практическую работоспособность для решения задач структурно-тектонического картографирования.

Выполненное исследование позволяет сформулировать следующие основные научные результаты.

1. Проведен анализ современного состояния геологического изучения Арктической зоны Российской Федерации и показано, что данные ДЗЗ являются одним из наиболее перспективных источников пространственной информации для задач структурно-тектонического картографирования в условиях ограниченности полевых работ, высокой пространственной протяженности исследуемых территорий и необходимости применения геоинформационных методов анализа пространственных данных.

2. Обоснован комплекс диагностических признаков, включающий геологические спектральные индексы космических снимков, эталонные спектральные образы и текстурные характеристики на основе GLCM, пригодный для выявления структурно-тектонических неоднородностей и

связанных с ними литологических различий при поиске и разведке месторождений в Арктической зоне Российской Федерации.

3. Разработан метод структурно-тектонического картографирования, основанный на комплексировании спектральных и текстурных признаков космических снимков и включающий алгоритм отбора пригодных сцен, предварительной обработки данных, формирования слоя спектральных контрастов, формирования слоя текстурно-структурных неоднородностей и их последующего объединения в рамках единой геоинформационной схемы анализа.

4. Методически обосновано, что совместная интерпретация спектральных и текстурных признаков обеспечивает выявление и интерпретацию спектрально-текстурных контрастов, связанных с разломными зонами и структурными неоднородностями при исследовании геосистем в Арктической зоне Российской Федерации, а также позволяет снизить количество ложноположительных выделений и повысить достоверность картографической интерпретации.

5. Показано, что реализация разработанного метода в виде алгоритмического аппарата обеспечивает адаптивное формирование интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$ , основанного на совместной оценке информативности спектральных и текстурных признаков на космических изображениях применительно к условиям Арктической зоны Российской Федерации.

6. Выполнена апробация разработанного метода на Колмозерском месторождении лития, подтвердившая его применимость для выявления и картографирования структурно-тектонических зон по их спектрально-текстурным проявлениям на космических изображениях и для последующей геологической интерпретации рудоконтролирующих элементов.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что поставленная цель исследования достигнута, а сформулированные в работе задачи решены. Практическая значимость работы подтверждена апробацией и

внедрением результатов диссертационного исследования в рамках научно-исследовательских работ, связанных с применением методов дистанционного зондирования Земли, геоинформационного анализа и обработки больших пространственных данных в арктических исследованиях (Приложение А).

Разработанный метод может быть использован при проведении геологического и структурно-тектонического картографирования, при планировании геологоразведочных работ, при выделении участков, требующих детальной структурной проверки, а также при развитии геоинформационных схем анализа пространственных данных ДЗЗ для арктических и субарктических территорий.

Перспективы дальнейшего развития работы связаны с расширением спектральной базы эталонных образов, адаптацией метода к гиперспектральным данным, совершенствованием процедур выбора текстурных признаков, использованием многовременных композитов и расширением круга объектов апробации. В дальнейшем это позволит повысить универсальность метода и уточнить его место в системе современных геоинформационных технологий геологического дешифрирования космических снимков.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Акматов Д. Ж., Николайчук В. В., Тихонов А. А., Шевчук Р. В. Радарная интерферометрия как дополнение к классическим методам наблюдений за сдвижением земной поверхности // Горная промышленность. – 2020. – № 1. – С. 144–147. – DOI: 10.30686/1609-9192-2020-1-144-147.
2. Аковецкий В. И. Дешифрирование снимков. – М.: Недра, 1983.
3. Антошин В. В., Маневич А. И., Гаврилова А. А., Камаев А. А. Перспективы использования баз спутниковых данных эмиссии парниковых газов при мониторинге объектов добывающей промышленности // Горная промышленность. – 2024. – № 3. – С. 118–121. – DOI: 10.30686/1609-9192-2024-3-118-121.
4. Аракчеев Д. Б., Ковтонюк Г. П., Ткачева Е. А., Анисимова А. Б., Коробко Е. И., Амелина О. И., Михайлова Г. А. Геологическая, геофизическая и геохимическая изученность Арктической зоны России // Минеральные ресурсы России. Экономика и управление. – 2019. – № 3(166). – С. 8–13.
5. Болдырев Г. Г. Вероятностная геотехника / Г. Г. Болдырев; Геотек, ООО, Научно-производственное предприятие. – Москва: ГеоИнфо, 2025. – 524 с.
6. Бортников Н. С., Лобанов К. В., Волков А. В., Галямов А. Л. и др. Месторождения стратегических металлов арктической зоны // Геология рудных месторождений. – 2015. – Т. 57, № 6. – С. 479–500. – DOI: 10.7868/S0016777015060027.
7. Верещака Т. В., Зверев А. Т. и др. Визуальные методы дешифрирования. – М.: Недра, 1990.
8. Галямов А. Л., Волков А. В., Лобанов К. В. Поисковая модель SEDEX-MVT месторождений арктической зоны // Арктика: экология и экономика. – 2016. – № 1(21). – С. 46–55.

9. Гвишиани А. Д. Формализованный анализ линеаментов в связи с задачей прогноза землетрясений // Экспериментальная сейсмология. – М.: Наука, 1983. – С. 181–190.
10. Гвишиани А. Д., Горшков А. И. О связи эндогенного орудения с результатами распознавания сейсмоопасных пересечений линеаментов // Доклады АН СССР. Серия «Геофизика». – 1989. – Т. 307, № 2. – С. 328–332.
11. Гилев Н. Г., Поверенный Ю. С., Павлов М. С. и др. Геотехнический мониторинг объектов нефтегазодобычи в криолитозоне // Фундаменты. – 2021. – № 4(6). – С. 34–36.
12. Гордиенко В. В. Минералогия, геохимия и генезис сподуменовых пегматитов. – Л.: Недра, 1970. – 240 с.
13. Григорьев М. Н. Задачи развития Северного морского пути как составной части комплексной транспортной системы Арктической зоны России // Научные труды Вольного экономического общества России. – 2022. – № 1. – С. 109–132.
14. Григорьев М. Н. Инвестиционные проекты и транспортная инфраструктура Арктической зоны Российской Федерации // Научные труды Вольного экономического общества России. – 2021. – № 2. – С. 264–282.
15. Дараган-Суцова Л. А., Петров О. В., Соболев Н. Н. [и др.] Геология и тектоника Северо-Востока Российской Арктики (по сейсмическим данным) // Геотектоника. – 2015. – № 6. – С. 3. – DOI: 10.7868/S0016853X15060028.
16. Ефремов В. Н. Оценка влияния климатических факторов на состояние многолетнемерзлых грунтов по данным мониторинга их эффективного электрического сопротивления // Природные ресурсы Арктики и Субарктики. – 2018. – Т. 26, № 4. – С. 55–63.
17. Запывалов Н. П. Нефтегазоносность акваторий мира: учебное пособие / Новосиб. гос. ун-т. – Новосибирск, 2009. – 260 с.
18. Калинин А. А. Минералогия и особенности генезиса месторождения золота Оленинского (Кольский полуостров): монография / А.

А. Калинин, Е. Э. Савченко, В. Ю. Прокофьев. – Апатиты: Издательство ФИЦ КНЦ РАН, 2021. – 162 с.

19. Камаев А. А., Маневич А. И., Антошин В. В. Геологическое дешифрирование данных дистанционного зондирования Земли на примере месторождения Колмозерское Мурманской области // Горная промышленность. – 2024. – № 3. – С. 122–125. – DOI: 10.30686/1609-9192-2024-3-122-125.

20. Камаев А. А., Маневич А. И., Татаринцов В. Н., Одинцова А. А. Геологическое картографирование на основе текстурного анализа матриц совместных вероятностей (GLCM) спутниковых изображений // Геодезия и картография. – 2025. – С. 38–46. – DOI: 10.22389/0016-7126-2025-12-38-46.

21. Камаев А. А., Маневич П. П., Сатубалова М. С. Мониторинг состояния растительного покрова в районе разработки Кедровского угольного разреза на основе спутниковых данных // Горная промышленность. – 2023. – № 2. – С. 70–74. – DOI: 10.30686/1609-9192-2023-2-70-74.

22. Каминский В. Д., Поселов В. А., Гусев Е. А. и др. Основные результаты геологических исследований в Арктике и Антарктике за последнее десятилетие // Полярные чтения – 2020. История научных исследований в Арктике и Антарктике. – 2020. – С. 133–136.

23. Лычковский А. А., Луцкий С. Я. Особенности геотехнического мониторинга сооружения земляного полотна на многолетнемерзлых грунтах // Вестник Сибирского государственного университета путей сообщения. – 2022. – № 3(62). – С. 23–30.

24. Минаева Т. Ю., ред. Экологическая реставрация в Арктике: обзор международного и российского опыта. – Сыктывкар–Нарьян-Мар, 2016. – 288 с.

25. Миртова И. А. Изучение динамики природных процессов и объектов по аэро- и космическим снимкам: учебное пособие. – М.: МГУГиК, 2007.

26. Моисеенко Т. И., Денисов Д. Б. Возможно ли восстановление озерной арктической экосистемы после длительного загрязнения? // Арктика: экология и экономика. – 2019. – № 4(36). – С. 16–25. – DOI: 10.25283/2223-4594-2019-4-16-25.

27. Морозова Л. Н. Колмозерское литиевое месторождение редкометалльных пегматитов: новые данные по редкоэлементному составу (Кольский полуостров) // Литосфера. – 2018. – Т. 18, № 1. – С. 82–98. – DOI: 10.24930/1681-9004-2018-18-1-082-09.

28. Новиков Ю. А. Опыт применения геотехнического мониторинга в условиях распространения многолетнемерзлых грунтов на примере общественного здания в городе Салехарде // Геодезия и картография. – 2025. – № 1. – С. 21–29. – DOI: 10.22389/0016-7126-2025-1015-1-21-29.

29. Пакет предварительной геологической информации для участников конкурса на право пользования недрами для геологического изучения северо-западной части Колмозеро-Вороньинской структуры с последующей добычей золота, меди, молибдена. – Апатиты: Комитет природных ресурсов по Мурманской области (Мурманкомприрода), 1998. – 29 с.

30. Попова А. А. Проблемы геотехнического мониторинга на многолетнемерзлых грунтах // Фундаменты. – 2021. – № 4(6). – С. 24–27.

31. Пшеченкова Е. П. Использование данных дистанционного зондирования Земли для анализа экологической нагрузки техногенных объектов Михайловского горно-обогатительного комбината / Е. П. Пшеченкова, А. А. Самсонов, А. А. Бурмистров, Ю. А. Чуриков, Н. Н. Анисимов, В. И. Старостин // Вестник Московского университета. Серия 4. Геология. – 2024. – № 6. – С. 120–131. – DOI: 10.55959/MSU0579-9406-4-2024-63-6-120-131.

32. Тютюкова В. А. Определение горизонтальных сдвижений с применением интерферометрической обработки данных дистанционного

зондирования со спутников Sentinel-1 с двух орбит // Геодезия и картография. – 2024. – № 9. – С. 57–64. – DOI: 10.22389/0016-7126-2024-1011-9-57-64.

33. Харитонов А. Л. Геолого-геофизические исследования российской Арктики для поисков новых нефтегазовых регионов // Науки о Земле и недропользование. – 2021. – Т. 44, № 4. – С. 382–396. – DOI: 10.21285/2686-9993-2021-44-4-382-396.

34. Шевчук Р. В., Маневич А. И., Акматов Д. Ж., Лосев И. В., Камаев А. А. Применение спутниковой радарной интерферометрии для анализа смещений земной поверхности // Горная промышленность. – 2025. – № 6. – С. 97–104. – DOI: 10.30686/1609-9192-2025-6-97-104.

35. Якименко Л. В., Иваненко Н. В. Арктическое природопользование: новая парадигма // Территория новых возможностей. Вестник Владивостокского государственного университета экономики и сервиса. – 2021. – Т. 13, № 2. – С. 109–119.

36. Abay H. H., Legesse D., Venkata Suryabhagavan K., Atnafu B. Mapping of ferric (Fe<sup>3+</sup>) and ferrous (Fe<sup>2+</sup>) iron oxides distribution using ASTER and Landsat 8 OLI data, in Negash Lateritic iron deposit, Northern Ethiopia // Geology, Ecology, and Landscapes. – 2022. – Vol. 8, No. 3. – P. 223–240. – DOI: 10.1080/24749508.2022.2130556.

37. Abweny M. S., Van Ruitenbeek F. J., De Smeth B. et al. Short-Wavelength Infrared (SWIR) spectroscopy of low-grade metamorphic volcanic rocks of the Pilbara Craton // Journal of African Earth Sciences. – 2016. – Vol. 117. – P. 124–134. – DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2016.01.024.

38. Ahmadi H., Pekkan E., Seyitoğlu G. Automatic lineaments detection using radar and optical data with an emphasis on geologic and tectonic implications: a case study of Kabul Block, eastern Afghanistan // Geocarto International. – 2023. – Vol. 38, No. 1. – DOI: 10.1080/10106049.2023.2231400.

39. Al-Quraishi A. M. F., Mustafa B. M., Gopinathan P., Divya Y. Potential of Multispectral Satellite Data for Superficial Iron Oxide Detection in Sulaimaniyah,

Iraqi Kurdistan Region // Journal of Applied Science and Technology Trends. – 2022. – Vol. 3, No. 1. – P. 45–52. – DOI: 10.38094/jastt301171.

40. Amraoui T., Ibouh H., Farah A. et al. Remote sensing mapping of structural and hydrothermal alteration in the mougueur inlier, Eastern high atlas, Morocco // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, No. 1. – Art. 14982. – DOI: 10.1038/s41598-025-99402-0.

41. Arzamastsev A. A., Ivanova A. A., Salnikova E. B. et al. Age and origin of the subalkaline magmatic series of the Khibiny-Lovozero complex // Petrology. – 2024. – Vol. 32, No. 3. – P. 337–358. – DOI: 10.1134/S0869591124700024.

42. Asadzadeh S., Koellner N., Chabrillat S. Detecting rare earth elements using EnMAP hyperspectral satellite data: a case study from Mountain Pass, California // Scientific Reports. – 2024. – Vol. 14, No. 1. – Art. 20766. – DOI: 10.1038/s41598-024-71395-2.

43. Bagha N., Ghorashi M., Tavakoli V. et al. Evaluation of relative tectonic activity in the Tehran basin, based on morphometric indices and drainage analysis // Geomorphology. – 2014. – Vol. 213. – P. 66–82.

44. Balaram V. Rare earth elements: A review of applications, occurrence, exploration, analysis, recycling, and environmental impact // Geoscience Frontiers. – 2019. – Vol. 10, No. 4. – P. 1285–1303. – DOI: 10.1016/j.gsf.2018.12.005.

45. Baldridge A. M., Hook S. J., Grove C. I., Rivera G. The ASTER Spectral Library Version 2.0 // Remote Sensing of Environment. – 2009. – Vol. 113, No. 4. – P. 711–715. – DOI: 10.1016/j.rse.2008.11.007.

46. Barros R., Kaeter D., Menuge J. F., Fegan T., Harrop J. Rare Element Enrichment in Lithium Pegmatite Exomorphic Halos and Implications for Exploration: Evidence from the Leinster Albite-Spodumene Pegmatite Belt, Southeast Ireland // Minerals. – 2022. – Vol. 12. – No. 8. – Art. 981. – DOI: 10.3390/min12080981.

47. Bauer M. E. Remote Sensing of Environment: History, Philosophy, Approach and Contributions, 1969–2019 // Remote Sensing of Environment. – 2020. – Vol. 237. – Art. 111522.

48. Beamish A., Raynolds M. K., Epstein H. et al. Recent trends and remaining challenges for optical remote sensing of Arctic tundra vegetation: A review and outlook // *Remote Sensing of Environment*. – 2020. – Vol. 246. – Art. 111872. – DOI: 10.1016/j.rse.2020.111872.
49. Boesche N. K., Rogass C., Lubitz C. et al. Hyperspectral REE (Rare Earth Element) Mapping of Outcrops – Applications for Neodymium Detection // *Remote Sensing*. – 2015. – Vol. 7, No. 5. – P. 5160–5183. – DOI: 10.3390/rs70505160.
50. Boesche N. K., Rogass C., Mielke C. et al. Hyperspectral rare Earth element mapping of three outcrops at the Fen Complex, Norway // *Elsevier eBooks*. – 2015. – P. 235–265. – DOI: 10.1016/B978-0-12-802328-0.00016-4.
51. Brown W. M., Gedeon T. D., Groves D. I., Barnes R. G. Artificial neural networks: a new method for mineral prospectivity mapping // *Australian Journal of Earth Sciences*. – 2000. – Vol. 47, No. 4. – P. 757–770. – DOI: 10.1046/j.1440-0952.2000.00807.x.
52. Chen Q., Vaudour E., Richer-De-Forges A. C., Arrouays D. Spectral indices in remote sensing of soil: definition, popularity, and issues. A critical overview // *Remote Sensing of Environment*. – 2025. – Vol. 329. – Art. 114918. – DOI: 10.1016/j.rse.2025.114918.
53. Curtis S. Spectral Variability in Naturally Weathered Rock Surfaces and Implications for Mars. – 2022. – (WWU Graduate School Collection. 1118).
54. Daly J. S., Balagansky V. V., Timmerman M. J., Whitehouse M. J. The Lapland-Kola Orogen: Palaeoproterozoic collision and accretion of the northern Fennoscandian lithosphere // *European Lithosphere Dynamics*. Geological Society, London, *Memoirs*. – 2006. – Vol. 32. – P. 579–598.
55. Demircioğlu R., Erenb Y., Coşkunerb B. The Extraction and Structural Analysis of Lineaments Around Gülşehir (Nevşehir) Using GIS Methods // *Geofísica Internacional*. – 2024. – Vol. 63, No. 4. – P. 1175–1191. – DOI: 10.22201/igeof.2954436xe.2024.63.4.1725.

56. Ding X.-L., Li Z.-W., Zhu J.-J. et al. Atmospheric Effects on InSAR Measurements and Their Mitigation // *Sensors*. – 2008. – Vol. 8. – P. 5426–5448. – DOI: 10.3390/s8095426.
57. Doublier M. P., Roache T., Potel S. Short-wavelength infrared spectroscopy: A new petrological tool in low-grade to very low-grade pelites // *Geology*. – 2010. – Vol. 38, No. 11. – P. 1031–1034. – DOI: 10.1130/G31272.1.
58. Doublier M. P., Roache T., Potel S., Laukamp C. Short-wavelength infrared spectroscopy of chlorite can be used to determine very low metamorphic grades // *European Journal of Mineralogy*. – 2012. – Vol. 24, No. 5. – P. 891–902. – DOI: 10.1127/0935-1221/2012/0024-2233.
59. Drury S. A. *Image interpretation in geology*. – 1987.
60. Drusch M., Del Bello U., Carlier S. et al. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services // *Remote Sensing of Environment*. – 2012. – Vol. 120. – P. 25–36. – DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.026.
61. Ducart D. F., Silva A. M., Toledo C. L. B., de Assis L. M. Mapping iron oxides with Landsat-8/OLI and EO-1/Hyperion imagery from the Serra Norte iron deposits in the Carajás Mineral Province, Brazil // *Brazilian Journal of Geology*. – 2016. – Vol. 46, No. 3. – P. 331–349. – DOI: 10.1590/2317-4889201620160023.
62. El-Desoky H. M., Bachri I., Mezayen A. M. E. et al. An integrated remote sensing, petrology, and field geology analyses for Neoproterozoic basement rocks in some parts of the southern Egyptian-Nubian Shield // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14, No. 1. – Art. 14761. – DOI: 10.1038/s41598-024-62093-0.
63. Farahbakhsh E., Chandra R., Olierook H. K. H. et al. Computer vision-based framework for extracting geological lineaments from optical remote sensing data // *arXiv*. – 2018. – DOI: 10.48550/arXiv.1810.02320.
64. Fatima K., Khattak M. U. K., Kausar A. B. et al. Minerals identification and mapping using ASTER satellite image // *Journal of Applied Remote Sensing*. – 2017. – Vol. 11, No. 4. – Art. 046006. – DOI: 10.1117/1.JRS.11.046006.
65. Fauvel M., Chanussot J., Benediktsson J. A. Kernel Principal Component Analysis for the Classification of Hyperspectral Remote Sensing Data

over Urban Areas // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2009. – Vol. 2009. – Art. 783194. – DOI: 10.1155/2009/783194.

66. Fung T., LeDrew E. Application of Principal Components Analysis to Change Detection // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. – 1987. – Vol. 53. – P. 1649–1658.

67. Gascon F., Bouzinac C., Thépaut O. et al. Copernicus Sentinel-2A Calibration and Products Validation Status // Remote Sensing. – 2017. – Vol. 9. – Art. 584. – DOI: 10.3390/rs9060584.

68. Gerasimova L. G., Nikolaev A. I., Maslova M. V. et al. Titanite ores of the Khibiny apatite-nepheline-deposits: Selective mining, processing and application for titanosilicate synthesis // Minerals. – 2018. – Vol. 8, No. 10. – Art. 446. – DOI: 10.3390/min8100446.

69. Goodenough K. M. The Rare Earth Elements: Demand, Global Resources, and Challenges for Resourcing Future Generations / K. M. Goodenough, F. Wall, D. Merriman // Natural Resources Research. – 2018. – Vol. 27, No. 2. – P. 201–216. – DOI: 10.1007/s11053-017-9336-5.

70. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone // Remote Sensing of Environment. – 2017. – Vol. 202. – P. 18–27. – DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.

71. Guo D., Yang X., Peng P., Zhu L., He H. The intelligent fault identification method based on multi-source information fusion and deep learning // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, No. 1. – Art. 6643. – DOI: 10.1038/s41598-025-90823-5.

72. Guth P. L., Van Niekerk A., Grohmann C. H. et al. Digital Elevation Models: Terminology and Definitions // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, No. 18. – Art. 3581. – DOI: 10.3390/rs13183581.

73. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1973. – Vol. 3. – P. 610–621. – DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.

74. Hawker L., Bates P., Neal J., Rougier J. Perspectives on Digital Elevation Model (DEM) simulation for flood modeling in the absence of a High-Accuracy Open Access Global DEM // *Frontiers in Earth Science*. – 2018. – Vol. 6. – DOI: 10.3389/feart.2018.00233.
75. Heidler K., Nitze I., Grosse G., Zhu X. X. PixelDINO: Semi-Supervised Semantic Segmentation for detecting permafrost disturbances in the Arctic // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 62. – P. 1–12. – DOI: 10.1109/TGRS.2024.3448294.
76. Hjort J., Streletskiy D., Doré G. et al. Impacts of permafrost degradation on infrastructure // *Nature Reviews Earth & Environment*. – 2022. – Vol. 3. – P. 24–38. – DOI: 10.1038/s43017-021-00247-8.
77. Hugli H., Frei W. Understanding anisotropic reflectance in mountainous terrain // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. – 1983. – Vol. 49, No. 5. – P. 671–683.
78. Istomina L., Heygster G., Huntemann M. et al. Improved cloud detection over sea ice and snow during Arctic summer using MERIS data // *Atmospheric Measurement Techniques*. – 2020. – Vol. 13. – P. 6459–6479. – DOI: 10.5194/amt-13-6459-2020.
79. Jiang Y., Xiong L., Huang X., Li S., Shen W. Super-resolution for terrain modeling using deep learning in high mountain Asia // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2023. – Vol. 118. – Art. 103296. – DOI: 10.1016/j.jag.2023.103296.
80. Joshi N., Baumann M., Ehammer A. et al. A Review of the Application of Optical and Radar Remote Sensing Data Fusion to Land Use Mapping and Monitoring // *Remote Sensing*. – 2016. – Vol. 8, No. 1. – Art. 70. – DOI: 10.3390/rs8010070.
81. Kalashnikov A. O., Konopleva N. G., Pakhomovsky Ya. A., Ivanyuk G. Yu. Rare Earth Deposits of the Murmansk Region, Russia – A Review // *Economic Geology*. – 2016. – Vol. 111, No. 7. – P. 1529–1559. – DOI: 10.2113/econgeo.111.7.1529.

82. Kalinowski A., Oliver S. ASTER Mineral Index Processing Manual. – Canberra: Geoscience Australia, 2004.
83. Kamaev A. A. Analysis of Spectral Remote Sensing Data for Geological Mapping of Rare Earth Elements (Case Study of the Kola Peninsula) // Russian Journal of Earth Sciences. – 2025. – No. 6. – P. ES6008. – DOI: 10.2205/2025ES001077.
84. Kamps O. M., Van Ruitenbeek F. J., Mason P. R., Van Der Meer F. D. Near-Infrared Spectroscopy of Hydrothermal versus Low-Grade Metamorphic Chlorites // Minerals. – 2018. – Vol. 8, No. 6. – Art. 259. – DOI: 10.3390/min8060259.
85. Karimzadeh S., Tangestani M. H. Potential of Sentinel-2 MSI data in targeting rare earth element (Nd<sup>3+</sup>) bearing minerals in Esfordi phosphate deposit, Iran // The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences. – 2022. – Vol. 25, No. 3. – P. 697–710. – DOI: 10.1016/j.ejrs.2022.04.001.
86. Kazanskiy N., Khabibullin R., Nikonorov A., Khonina S. A Comprehensive Review of Remote Sensing and Artificial Intelligence Integration: Advances, Applications, and Challenges // Sensors. – 2025. – Vol. 25, No. 19. – Art. 5965. – DOI: 10.3390/s25195965.
87. Koerting F., Koellner N., Kuras A. et al. A solar optical hyperspectral library of rare-earth-bearing minerals, rare-earth oxide powders, copper-bearing minerals and Apliki mine surface samples // Earth System Science Data. – 2021. – Vol. 13. – P. 923–942. – DOI: 10.5194/essd-13-923-2021.
88. Kogarko L. N. Chemical composition and petrogenetic implications of apatite in the Khibiny apatite-nepheline deposits (Kola Peninsula) // Minerals. – 2018. – Vol. 8, No. 11. – Art. 532. – DOI: 10.3390/min8110532.
89. Kogarko L. N. Rare earth element resource potential of super-large deposits in Eastern Fennoscandia // Doklady Earth Sciences. – 2023. – Vol. 513. – P. 1296–1300. – DOI: 10.1134/S1028334X23602067.

90. Kokaly R. F. и др. USGS Spectral Library Version 7. (USGS Data Series 1035). – Reston: U. S. Geological Survey, 2017. – 61 p. – DOI: 10.3133/ds1035.
91. Kostianoy A. G., Gvishiani A. D., Rozenberg I. N. et al. Geoinformation Analysis of Regional Climatic Changes in the Central and Western Russian Arctic for Railway Development // Russian Journal of Earth Sciences. – 2025. – Vol. 25, No. 1. – P. 1–34. – DOI: 10.2205/2025ES000956.
92. Kuhn S., Cracknell M. J., Reading A. M. Lithologic mapping using random forests applied to geophysical and remote-sensing data: a demonstration study from the Eastern Goldfields of Australia // Geophysics. – 2018. – Vol. 83, No. 4. – P. B183–B193. – DOI: 10.1190/geo2017-0590.1.
93. Kyriou A., Mpelogianni V., Nikolakopoulos K., Groumpos P. P. Review of Remote Sensing Approaches and Soft Computing for Infrastructure Monitoring // Geomatics. – 2023. – Vol. 3, No. 3. – P. 367–392. – DOI: 10.3390/geomatics3030021.
94. Lakshmi S. E., Yarrakula K. Review and critical analysis on digital elevation models // Geofizika. – 2019. – Vol. 35, No. 2. – P. 129–157. – DOI: 10.15233/gfz.2018.35.7.
95. Lelli L., Vountas M., Khosravi N., Burrows J. P. Satellite remote sensing of regional and seasonal Arctic cooling showing a multi-decadal trend towards brighter and more liquid clouds // Atmospheric Chemistry and Physics. – 2023. – Vol. 23. – P. 2579–2611. – DOI: 10.5194/acp-23-2579-2023.
96. Li B., Wang Z., An J. et al. Ionospheric Phase Compensation for InSAR Measurements Based on the Faraday Rotation Inversion Method // Sensors. – 2020. – Vol. 20. – Art. 6877. – DOI: 10.3390/s20236877.
97. Li X.-L. et al. Evaluating the thermal environment of urban land surfaces in Yakutsk, a city located in a region of continuous permafrost // Advances in Climate Change Research. – 2024. – Vol. 15, No. 1. – P. 113–123. – DOI: 10.1016/j.accre.2024.01.002.

98. Liu Y., Ackerman S. A., Maddux B. C. et al. Errors in Cloud Detection over the Arctic Using a Satellite Imager and Implications for Observing Feedback Mechanisms // *Journal of Climate*. – 2010. – Vol. 23. – P. 1894–1907. – DOI: 10.1175/2009JCLI3386.1.
99. Longhi I., Sgavetti M., Chiari R., Mazzoli C. Spectral Analysis and Classification of Metamorphic Rocks from Laboratory Reflectance Spectra in the 0.4–2.5  $\mu\text{m}$  Interval: A Tool for Hyperspectral Data Interpretation // *International Journal of Remote Sensing*. – 2001. – Vol. 22, No. 18. – P. 3763–3782. – DOI: 10.1080/01431160010006980.
100. Lopez-Pozo F., Abarca-del-Rio R., Lara L. E. ADTC-InSAR: a tropospheric correction database for Andean volcanoes // *Scientific Data*. – 2022. – Vol. 9. – Art. 526. – DOI: 10.1038/s41597-022-01630-w.
101. Lu Y., Yang C., Yi H., Li Z. Influence of GLCM Texture Parameters on Lithological Mapping Using Sentinel-1 Imagery // *Geocarto International*. – 2024. – DOI: 10.1080/10106049.2024.2425183.
102. Madani A. A., Emam A. A. SWIR ASTER Band Ratios for Lithological Mapping and Mineral Exploration: A Case Study from El Hudi Area, Southeastern Desert, Egypt // *Arabian Journal of Geosciences*. – 2011. – Vol. 4, No. 1. – P. 45–52. – DOI: 10.1007/s12517-009-0059-8.
103. Meena S. R., Nachappa T. G. Impact of spatial resolution of digital elevation model on landslide susceptibility mapping: A case study in Kullu Valley, Himalayas // *Geosciences*. – 2019. – Vol. 9, No. 8. – Art. 360. – DOI: 10.3390/geosciences9080360.
104. Meerdink S. K., Hook S. J., Roberts D. A., Abbott E. A. The ECOSTRESS Spectral Library Version 1.0 // *Remote Sensing of Environment*. – 2019. – Vol. 230. – Art. 111196. – DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.015.
105. Mesa-Mingorance J. L., Ariza-López F. J. Accuracy Assessment of Digital Elevation Models (DEMS): A critical review of practices of the past three decades // *Remote Sensing*. – 2020. – Vol. 12, No. 16. – Art. 2630. – DOI: 10.3390/rs12162630.

106. Mikhailov V. O., Timoshkina E. P., Diament M., Smirnov V. B. Enigma of the Olyutorskii Earthquake Resolved by SAR Interferometry // *Pure and Applied Geophysics*. – 2023. – DOI: 10.1007/s00024-023-03351-6.
107. Murray K. D., Bekaert D. P., Lohman R. B. Tropospheric corrections for InSAR: Statistical assessments and applications to the Central United States and Mexico // *Remote Sensing of Environment*. – 2019. – Vol. 232. – Art. 111326. – DOI: 10.1016/j.rse.2019.111326.
108. Najafzadeh F. et al. Spatial and Temporal Analysis of Surface Urban Heat Island and Thermal Comfort Using Landsat Satellite Images between 1989 and 2019: A Case Study in Tehran // *Remote Sensing*. – 2021. – Vol. 13, No. 21. – Art. 4469.
109. Ninomiya Y. A Stabilized Vegetation Index and Several Mineralogic Indices Defined for ASTER VNIR and SWIR Data // *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Proceedings*. – 2003. – Vol. 3. – DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1294172.
110. Ninomiya Y. Advanced Remote Lithologic Mapping in Ophiolite Zone with ASTER Multispectral Thermal Infrared Data // *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Proceedings. Toulouse, 21–25 July 2003*. – 2003. – P. 1561–1563. – DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1294175.
111. Nitze I., Grosse G., Jones B. M. et al. Remote sensing quantifies widespread abundance of permafrost region disturbances across the Arctic and Subarctic // *Nature Communications*. – 2018. – Vol. 9. – Art. 5423. – DOI: 10.1038/s41467-018-07663-3.
112. Okolie C., Smit J. A systematic review and meta-analysis of Digital elevation model (DEM) fusion: pre-processing, methods and applications // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2022. – Vol. 188. – P. 1–29. – DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.03.016.
113. Okyay Ü., Khan S. D., Lakshmikantha M. R., Sarmiento S. Ground-Based Hyperspectral Image Analysis of the Lower Mississippian (Osagean) Reeds

Spring Formation Rocks in Southwestern Missouri // Remote Sensing. – 2016. – Vol. 8, No. 12. – Art. 1018. – DOI: 10.3390/rs8121018.

114. Pearson K. On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space // Philosophical Magazine. – 1901. – Vol. 2, No. 11. – P. 559–572. – DOI: 10.1080/14786440109462720.

115. Purinton B., Bookhagen B. Validation of digital elevation models (DEMs) and comparison of geomorphic metrics on the southern Central Andean Plateau // Earth Surface Dynamics. – 2017. – Vol. 5, No. 2. – P. 211–237. – DOI: 10.5194/esurf-5-211-2017.

116. Ren G., Wang J., Lu Y. et al. Monitoring Changes to Arctic Vegetation and Glaciers at Ny-Ålesund, Svalbard, Based on Time Series Remote Sensing // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, No. 19. – Art. 3845. – DOI: 10.3390/rs13193845.

117. Riley S. J., De Gloria S. D., Elliot R. A Terrain Ruggedness Index that Quantifies Topographic Heterogeneity // Intermountain Journal of Sciences. – 1999. – Vol. 5, No. 1–4. – P. 23–27.

118. Rodionov N. V., Lepekhina E. N., Antonov A. V. et al. U-Pb SHRIMP-II ages of titanite and timing constraints on apatite–nepheline mineralization in the Khibiny and Lovozero alkaline massifs (Kola Peninsula) // Russian Geology and Geophysics. – 2018. – Vol. 59, No. 8. – P. 962–974. – DOI: 10.1016/j.rgg.2018.07.016.

119. Rosen P. A., Hensley S., Joughin I. R. et al. Synthetic aperture radar interferometry // Proceedings of the IEEE. – 2000. – Vol. 88, No. 3. – P. 333–382. – DOI: 10.1109/5.838084.

120. Rowan L. C., Mars J. C. Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using ASTER data // Remote Sensing of Environment. – 2003. – Vol. 84. – P. 350–366. – DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00127-X.

121. Różycka M., Migoń P., Michniewicz A. Topographic Wetness Index and Terrain Ruggedness Index in geomorphic characterisation of landslide terrains,

on examples from the Sudetes, SW Poland // *Zeitschrift für Geomorphologie*. – 2017. – Vol. 61, No. 2. – P. 61–80. – DOI: 10.1127/zfg\_suppl/2016/0328.

122. Sabins F. F. Remote Sensing for Mineral Exploration // *Ore Geology Reviews*. – 1999. – Vol. 14. – P. 157–183. – DOI: 10.1016/S0169-1368(99)00007-4.

123. Salvo C., Vitale A. Remote Sensing Method to Assess the Future Multi-Hazard Exposure of Urban Areas // *Remote Sensing*. – 2023. – Vol. 15. – Art. 4288.

124. Santos D., Cardoso-Fernandes J., Lima A., Teodoro A. C. Assessing the Potential of PlanetScope Imagery for Iron Oxide Detection in Antimony Exploration // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 17. – Art. 2511. – DOI: 10.3390/rs17142511.

125. Shevyrev S., Boriskina N. Analysis of Structural Position of Carlin-Type Gold Deposits with Lineament Analysis of Remote Sensing Data Using pyLEFA Software // *Minerals*. – 2025. – Vol. 15. – Art. 219. – DOI: 10.3390/min15030219.

126. Shevyrev S., Gorobeyko E. V., Carranza E. J. M., Boriskina N. G. First-Pass prospectivity mapping for Au–Ag mineralization in Sikhote–Alin Superterrane, Southeast Russia through field sampling, image enhancement on ASTER data, and MaxEnt modeling // *Earth Science Informatics*. – 2022. – Vol. 15, No. 4. – P. 1231–1244. – DOI: 10.1007/s12145-022-00906-4.

127. Shirmard H., Farahbakhsh E., Heidari E. et al. A comparative study of convolutional neural networks and conventional machine learning models for lithological mapping using remote sensing data // *Remote Sensing*. – 2022. – Vol. 14, No. 4. – Art. 819. – DOI: 10.3390/rs14040819.

128. Singh A., Armstrong R. T. Rock Characterization using gray-level co-occurrence matrix: an objective perspective of digital rock statistics // *Water Resources Research*. – 2019. – Vol. 55, Iss. 3. – P. 1912–1927. – DOI: 10.1029/2018WR023342.

129. Slukovskii Z. I., Guzeva A. V., Dauvalter V. A. Rare earth elements in surface lake sediments of Russian Arctic: Natural and potential anthropogenic

impact to their accumulation // *Applied Geochemistry*. – 2022. – Vol. 142. – Art. 105325. – DOI: 10.1016/j.apgeochem.2022.105325.

130. Solovyova V., Cherepovitsyna A. Prospective industrial complexes in the Russian Arctic: focus on rare-earth metals // *E3S Web of Conferences*. – 2023. – Vol. 378. – Art. 06005. – DOI: 10.1051/e3sconf/202337806005.

131. Sultan M., Arvidson R. E., Sturchio N. C., Guinness E. A. Lithologic Mapping in Arid Regions with Landsat Thematic Mapper Data: Meatiq Dome, Egypt // *Geological Society of America Bulletin*. – 1987. – Vol. 99, No. 6.

132. Suryantini S. E., Van Ruitenbeek F. J. A., Van Der Meer F. D. The effect of weathering on reflectance spectra of hydrothermal white micas and chlorites: Implications for alteration mapping // *Proceedings of the Eighth Biennial SGA Meeting, Beijing, China, 18–21 August*. – 2005. – P. 703–706. – DOI: 10.1007/3-540-27946-6\_179.

133. Turner D. J., Rivard B., Groat L. A. Visible and short-wave infrared reflectance spectroscopy of REE fluorocarbonates // *American Mineralogist*. – 2014. – Vol. 99. – P. 1335–1346. – DOI: 10.2138/am.2014.4674.

134. Van der Meer F. D., van der Werff H. M. A., van Ruitenbeek F. J. A. et al. Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: A review // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2012. – Vol. 14, No. 1. – P. 112–128. – DOI: 10.1016/j.jag.2011.08.002.

135. Wegmüller U., Werner C., Frey O., Magnard C. Estimation and Compensation of the Ionospheric Path Delay Phase in PALSAR-3 and NISAR-L Interferograms // *Atmosphere*. – 2024. – Vol. 15. – Art. 632. – DOI: 10.3390/atmos15060632.

136. Weiss A. D. Topographic Position and Landforms Analysis // Poster presentation, ESRI User Conference. – San Diego, 9–13 July 2001. – 1 p.

137. Wenzl M., Baumhoer C. A., Dietz A. J., Kuenzer C. Vegetation Changes in the Arctic: A Review of Earth Observation Applications // *Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 16. – Art. 4509. – DOI: 10.3390/rs16234509.

138. Yan Q., Zhang Z., Li X. et al. Time-Series InSAR Monitoring of Permafrost-Related Surface Deformation at Tiksi Airport: Impacts of Climate Warming and Coastal Erosion on the Northernmost Siberian Mainland // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 17. – Art. 1757. – DOI: 10.3390/rs17101757.
139. Zabalza J., Ren J., Yang M. et al. Novel Folded-PCA for Improved Feature Extraction and Data Reduction with Hyperspectral Imaging and SAR in Remote Sensing // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2014. – Vol. 93. – P. 112–122.
140. Zafaty O., Oukassou M., Mhamdi H. S. et al. Integrated remote sensing data and field investigations for geological mapping and structural analysis. The case of SW Tichoukt ridge (Middle Atlas, Morocco) // *Journal of African Earth Sciences*. – 2022. – Vol. 198. – Art. 104784. – DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2022.104784.
141. Zebker H. A., Rosen P. A., Hensley S. Atmospheric effects in interferometric synthetic aperture radar surface deformation and topographic maps // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 1997. – Vol. 102, No. B4. – P. 7547–7563. – DOI: 10.1029/96JB03804.
142. Zhou K.-F., Wang S.-Sh. Spectral properties of weathered and fresh rock surfaces in the Xiemisitai metallogenic belt, NW Xinjiang, China // *Open Geosciences*. – 2017. – Vol. 9, No. 1. – P. 322–339. – DOI: 10.1515/geo-2017-0027.
143. Zwieback S., Liu L., Rouyet L. et al. Advances in INSAR analysis of permafrost terrain // *Permafrost and Periglacial Processes*. – 2024. – Vol. 35, No. 4. – P. 544–556. – DOI: 10.1002/ppp.2248.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А



### ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ ГЕОФИЗИЧЕСКИЙ ЦЕНТР РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК (ГЦ РАН)

Молодежная ул., д. 3, Москва, 119296  
Тел.: +7 (495) 930-05-46; факс: +7 (495) 930-05-06  
e-mail: gcras@gcras.ru; http://gcras.ru  
ОКПО 02699240; ОГРН 1037739048489;  
ИНН/КПП 7736053773/773601001

« 6 » мая 2026 г.

### СПРАВКА

В рамках научно-исследовательских работ Федерального государственного бюджетного учреждения науки Геофизического центра Российской академии наук (ГЦ РАН) были апробированы результаты диссертационного исследования Камаева Артема Анатольевича на тему «Разработка метода структурно-тектонического картографирования Арктической зоны Российской Федерации на основе дешифрирования космических снимков». Материалом для данной работы послужили результаты, полученные автором в рамках работ по теме Государственного задания ГЦ РАН №: 124071200016-6: «Применение теории и практики Больших данных в арктических исследованиях», утвержденного Минобрнауки России; работ по проекту № 21-77-30010-П, поддержанного Российским научным фондом.

Проведенные Камаевым А. А. исследования позволили разработать и апробировать метод структурно-тектонического картографирования арктических территорий на основе комплексирования спектральных и текстурных признаков космических снимков. В рамках работы предложена геоинформационная схема анализа данных ДЗЗ, включающая расчет геологических спектральных индексов, применение адаптивного оценителя когерентности ACE, расчет текстурных признаков GLCM и формирование интегрального спектрально-текстурного показателя  $I_{st}$ . Результаты диссертационного исследования Камаева А. А. внедрены и используются в научно-исследовательской деятельности ГЦ РАН при разработке геоинформационных подходов к анализу данных дистанционного зондирования Земли, структурно-тектоническому картографированию и дешифрированию космических снимков арктических территорий.



Заместитель директора по науке ГЦ  
РАН, д.ф.-м.н.  
(должность)

М.П.

(подпись)

Дзедобов Б. А.  
(ФИО)