

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации**  
**Рязанский государственный радиотехнический университет**  
**имени В.Ф. Уткина**

*На правах рукописи*



**ЕРЕМЕЕВ Виктор Андреевич**

**АЛГОРИТМЫ АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ  
ОБЪЕКТОВ ПО ДАННЫМ КОСМИЧЕСКОЙ  
ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ ЗЕМЛИ**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка  
информации, статистика

**ДИССЕРТАЦИЯ НА СОИСКАНИЕ УЧЕНОЙ СТЕПЕНИ  
КАНДИДАТА ТЕХНИЧЕСКИХ НАУК**

**Научный руководитель**  
Ведущий научный  
сотрудник НИИ «Фотон»  
РГРТУ им. В.Ф. Уткина,  
кандидат технических наук  
МАКАРЕНКОВ А.А.

**Рязань 2025**

**ОГЛАВЛЕНИЕ**

<b>Введение</b> .....	<b>5</b>
<b>Глава 1. Анализ становления и развития космических систем гиперспектральной съемки Земли</b> .....	<b>13</b>
1.1. Анализ зарубежных и российских систем гиперспектрального наблюдения объектов земной поверхности. ....	13
1.2. Анализ методов обработки гиперспектральной информации. ...	18
1.3. Обоснование и задач диссертационных исследований. ....	25
Выводы по главе 1. ....	28
<b>Глава 2. Аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки.</b> .....	<b>29</b>
2.1. Концептуальные соображения по аналитико-нейросетевой обработке гиперспектральной информации. ....	29
2.2. Модель сквозного информационного тракта систем гиперспектрального наблюдения Земли. ....	31
2.3. Кусочно-линейная модель видеотракта систем гиперспектрального наблюдения Земли. ....	37
2.4. Комплексование информации от систем гиперспектральной съемки с данными от систем моделирования и сети опорных полигонов. ....	42
Выводы по главе 2 .....	49

<b>Глава 3. Алгоритмы нейросетевой идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки Земли. . . . .</b>	<b>50</b>
3.1. Использование сверточных нейронных сетей для идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки. . . . .	50
3.2. Идентификация границ объектов на гиперспектральных снимках. . . . .	60
3.3. Алгоритм и информационная технология радиометрической калибровки гиперспектральной аппаратуры в ходе ее летной эксплуатации. . . . .	72
3.4. Использование индексных изображений в алгоритмах аналитико-нейросетевой идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки. . . . .	82
Выводы по главе 3 . . . . .	90
<b>Глава 4. Экспериментальные исследования по подтверждению эффективности Положений, выносимых на защиту . . . . .</b>	<b>91</b>
4.1. Экспериментальное подтверждение корректности кусочно-линейной модели видеотракта систем гиперспектральной съемки Земли (Положение 2). . . . .	91
4.2. Оценка эффективности вариантов комплексирования натурной, модельной и опорной гиперспектральной информации (Положение 3) . . . . .	97
4.3. Оценка эффективности алгоритма структурно-частотной идентификации границ объектов на гиперспектральных изображениях (Положение 4). . . . .	101

4.4. Экспериментальные исследования алгоритма радиометрической калибровки гиперспектрометра по данным наблюдения опорных полигонов (Положение 5). . . . .	105
4.5. Оценка эффективности аналитико-нейросетевого подхода идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки Земли (Положение 1). . . . .	112
Выводы по главе 4 . . . . .	117
<b>Основные результаты диссертации . . . . .</b>	<b>118</b>
<b>Список литературы . . . . .</b>	<b>121</b>
<b>Приложение. Акты и свидетельства об использовании результатов диссертационной работы . . . . .</b>	<b>139</b>

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы исследования.** Аэрокосмические системы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) широко используются во многих сферах человеческой деятельности. Они осуществляют мониторинг земной поверхности с целью оперативного получения объективной информации о геометрических, радиометрических, спектральных и других характеристиках наблюдаемых объектов.

Среди многообразия систем ДЗЗ важное место отводится системам гиперспектральной съемки Земли [1-6]. Они позволяют в заданном спектральном диапазоне (например, в видимом и ближнем инфракрасном) одновременно сформировать сто и более изображений в очень узких соприкасающихся поддиапазонах длин волн, так называемый гиперкуб  $B = (B_k(m, n); k = \overline{1, K}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N})$ . Здесь  $B$  – вектор  $K$  двумерных изображений  $B_k(m, n)$ ;  $(m, n)$  – регистрационные координаты раstra изображений, однозначно связанные с точками земной поверхности;  $k$  – номер спектрального канала (поддиапазона), определяемый длиной волны  $\lambda_k$ ;  $B_k(m, n)$  – яркость точки  $k$ -го изображения, формируемая гиперспектрометром в некоторой общепринятой системе измерений.

В отличие от систем панхроматической и спектральной съемки с ограниченным числом спектральных каналов, гиперспектральное изображение  $B$  каждой точке  $(m, n)$  ставит в соответствие спектральную характеристику в виде вектора  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$ , которая определяет физико-химические свойства наблюдаемого объекта. Это создает новые возможности по пространственно-частотному анализу наблюдаемой сцены и эффективному решению трудно формализуемой задачи идентификации объектов земной поверхности [7-9].

Вместе с этим гиперспектральный принцип съемки основан на расщеплении лучистой энергии, поступающей на входной зрачок гиперспектральной аппаратуры, на  $K$  потоков, из которых формируются  $K$  изображений  $B_k, k = \overline{1, K}$ . В результате оптоэлектронной регистрации этих изображений уровень полезного сигнала многократно уменьшается, а уровень шума в каждом  $k$ -м спектральном канале остается практически без изменения. То есть новые знания о спектральной

характеристике точек наблюдаемого объекта даются ценой ухудшения радиометрического качества изображений  $B_k, k = \overline{1, K}$ . Это одна из принципиальных особенностей, требующая ее учета при построении алгоритмов идентификации объектов по гиперспектральным данным.

Другой характерной особенностью рассматриваемой задачи является необходимость получения глубоких знаний по спектральным характеристикам звеньев, образующих сквозной информационный тракт (СИТ) систем гиперспектральной съемки Земли. Эти звенья можно разделить на две категории: те, которые достаточно точно описаны в виде аналитических моделей, и те, которые представлены лишь приближенными моделями с высокой степенью неопределенности. В этой ситуации «напрашивается» аналитико-нейросетевой подход к созданию алгоритмов идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки, в которых неопределенность в знаниях о звеньях СИТ разрешается с использованием обучаемых искусственных нейронных сетей.

В диссертации представлены новые научно обоснованные технические решения в виде алгоритмов аналитико-нейросетевой идентификации объектов земной поверхности по данным гиперспектральной съемки в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне длин волн. Предложенные алгоритмы нацелены на повышение точности, надежности и уровня автоматизации технологий идентификации объектов земной поверхности. Они востребованы во многих важных народно-хозяйственных и военных приложениях.

**Степень разработанности темы.** В настоящее время в России, и особенно за рубежом, ведутся активные работы по созданию и внедрению космической гиперспектральной аппаратуры (ГСА) [10-14]. Наибольшим опытом в этом направлении обладают США, где сегодня производятся передовые образцы ГСА. Например, с 2023 г. функционирует группировка космических аппаратов (КА) «GHOST», обеспечивающая гиперспектральную съемку с пространственным разрешением 8 м, что является прорывным показателем для ГСА [15]. Особое внимание развитию гиперспектральных технологий уделяют страны Европы, Индия, Китай. Среди действующих и планируемых к запуску систем космической гипер-

спектральной съемки следует выделить: КА «PRISMA» (ГСА «НУС», Италия, 2019) [16]; КА «EnMAP» (ГСА «HIS», Германия, 2022) [17]; КА «FLEX» (ГСА «FLORIS», Европейское космическое агентство, 2026) [18]; КА «IMS-2» (ГСА «HysIS», Индия, 2019) [19]; КА «Gaofen-5» (ГСА «AHSI», Китай, 2018) [20] и др.

Россия в части работ по созданию космических гиперспектральных систем ДЗЗ в настоящее время имеет более скромные результаты. Тем не менее, следует отметить две разработки в данной области. Первый отечественный образец ГСА космического базирования выведен на орбиту в 2012 г. в составе малого космического аппарата МКА-ФКИ «Зонд-ПП» (головной разработчик – НПО им. С.А. Лавочкина в кооперации с НПО «Лептон», Центром Келдыша, ЦНИИмаш, РГРТУ и др.) [21, 22]. В 2013-2025 годах осуществлены запуски пяти космических аппаратов системы «Ресурс-П» с ГСА (головной разработчик системы – Ракетно-космический центр «Прогресс», разработчик ГСА – Красногорский завод им С.А. Зверева) с привлечением широкой кооперации: Корпорация «Российские космические системы» и входящий в нее Научный центр оперативного мониторинга Земли; НИИ точных приборов; НПП «ОПТЭКС», «Госцентр «Природа», РГРТУ и др. [4, 6, 11, 23-30]. Результаты настоящей диссертации базируются главным образом на исследовании данных от ГСА космической системы «Ресурс-П».

Главное предназначение систем гиперспектральной съемки Земли – это создание эффективных технологий идентификации объектов наблюдаемой сцены на основе дистанционных измерений их спектральных характеристик. Этой проблеме подчинены все смежные вопросы наземной обработки гиперспектральных изображений (ГСИ). Основной трудностью при измерении коэффициентов спектрального отражения объектов (КСО) является случайная изменчивость свойств атмосферы при прохождении через нее падающего от Солнца и отраженного от Земли излучения, поступающего на вход ГСА.

В решении вопросов обработки ГСИ с ориентацией на самые различные практические приложения в России активно занимаются отмеченные выше головные разработчики космических систем гиперспектральной съемки. При этом важную роль играют ряд ВУЗов, НИИ и специализированных центров: МГУ им. М.В.

Ломоносова, МФТИ, МГТУ им. Н.Э. Баумана, РГРТУ им. В.Ф. Уткина, ВКА им. А.Ф. Можайского, НИЦ «Планета», Институт физики атмосферы им. А.М. Обухова РАН, Институт космических исследований РАН, Институт систем обработки изображений РАН, Самарский университет им. С.П. Королева, Самарский Гостех университет и др. [24, 31-42].

Проблему распознавания объектов по данным ДЗЗ относят к разряду «вечно решаемой». Представленные автором результаты исследований не претендуют на окончательное решение хотя бы части этой вечной проблемы, они нацелены на решение поставленных в диссертации задач и обоснование выдвинутых на защиту положений.

**Целью диссертации** является разработка новых алгоритмов аналитико-нейросетевой идентификации искусственных и природных объектов по данным космической гиперспектральной съемки Земли.

**Задачи.** Поставленная цель достигается путем решения следующих задач:

- анализ передовых отечественных и зарубежных систем космической гиперспектральной съемки и современных методов обработки гиперспектральной информации;
- разработка аналитико-нейросетевой модели идентификации объектов земной поверхности по данным от систем космической гиперспектральной съемки Земли на основе использования знаний о видеотракте подобных систем при нейросетевой обработке;
- разработка кусочно-линейной модели спектральной передаточной характеристики видеотракта систем гиперспектральной съемки Земли;
- разработка алгоритма комплексирования информации от систем моделирования процесса переноса солнечного излучения с данными от реальных систем гиперспектральной съемки;
- разработка алгоритма радиометрической калибровки ГСА, основанного на априорных знаниях о коэффициентах спектральной передачи звеньев сквозного видеоинформационного тракта;

- разработка алгоритма выделения границ объектов по гиперспектральным снимкам на основе их структурно-частотного анализа;

- программная реализация разработанных алгоритмов и оценка эффективности их работы на реальных данных от систем космической гиперспектральной съемки Земли.

**Научная новизна** работы заключается в комплексном использовании аналитических и нейросетевых моделей для решения важной научной задачи - идентификации объектов на гиперспектральных космических снимках. В работе представлены новые эффективные алгоритмы процесса идентификации объектов, основанные на совместном использовании знаний о видеотракте систем гиперспектральной съемки и нейросетевых технологий, что позволило значительно повысить точность, надежность и уровень автоматизации этого трудно формализуемого процесса по сравнению с лучшими аналогами.

**Теоретическая и практическая значимость** диссертации состоит в том, что в ней предложены и исследованы новые алгоритмы аналитико-нейросетевой идентификации объектов земной поверхности по данным от систем гиперспектральной съемки и на этой основе созданы программные средства, получившие эффективное внедрение.

**Методы исследования.** Теоретические результаты получены с использованием методов системного анализа, цифровой обработки изображений, математической статистики.

**Соответствие паспорту специальности.** Диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.1 – «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» в части:

- пункта 4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

- пункта 5 «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

- пункта 12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации».

### **Положения, выносимые на защиту**

1. Аналитико-нейросетевая модель идентификации объектов земной поверхности по данным систем космической гиперспектральной съемки, основанная на использовании знаний о характеристиках видеотракта этих систем при нейросетевой обработке и позволяющая повысить точность идентификации объектов на 20-30% (для выбранного класса задач и объектов).

2. Кусочно-линейная модель спектральной передаточной характеристики видеотракта систем гиперспектральной съемки Земли, позволяющая в общем случае некорректно поставленную задачу оценки коэффициентов спектрального отражения наблюдаемых объектов перевести в разряд корректно решаемых.

3. Алгоритм комплексирования информации от систем гиперспектральной съемки Земли с данными от систем моделирования видеотракта и сети опорных полигонов, позволяющий сделать обоснованный выбор единой дискретной сетки частот и обеспечить наилучшее спектральное разрешение гиперкуба при аналитико-нейросетевой идентификации наблюдаемых объектов.

4. Алгоритм выделения границ объектов по гиперспектральным снимкам, основанный на их структурно-частотном анализе, и позволяющий на 30% повысить точность идентификации границ объектов по сравнению с традиционными операторами «чисто» структурного анализа.

5. Алгоритм радиометрической калибровки гиперспектрометра, основанный на априорных знаниях о коэффициентах спектральной передачи звеньев сквозного видеоинформационного тракта и позволяющий в процессе его летной эксплуатации снизить СКО измерений с 8 до 3 %.

*Первое Положение для диссертации является системообразующим, все последующие – его конструктивными элементами, имеющими важное самостоятельное научно-прикладное значение.*

**Степень достоверности и апробация.** Достоверность полученных в диссертации результатов подтверждена корректным использованием математическо-

го аппарата, широкими исследованиями предложенных алгоритмов на статистически представительных выборках данных от зарубежных систем гиперспектральной съемки и от отечественной системы «Ресурс-П», а также сопоставлением результатов с альтернативными подходами и лучшими аналогами.

По основным положениям и результатам исследований сделано 16 докладов на всероссийских и международных научно-технических конференциях. На международных конференциях: «Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли» (Москва, 2022, 2023); «В.Ф. Уткин – 100 лет со дня рождения. Космонавтика. Радиоэлектроника. Геоинформатика» (Рязань, 2023). На всероссийских конференциях: «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (Рязань, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023, 2024); «Актуальные проблемы ракетно-космической техники» (Самара, 2019).

Диссертационные исследования выполнены в рамках темы «Ресурс-П», определенной Федеральной космической программой на 2016-2025 годы (ОКР № 7-17 и ОКР № 5-24). Разработанные программные средства получили эффективное внедрение, что подтверждается Актами от – Ракетно-космического центра «Прогресс» и Корпорации «Российские космические системы».

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 29 работ: 9 статей (6 в изданиях по списку ВАК), 16 тезисов докладов на международных и всероссийских научно-технических конференциях, 4 свидетельства на регистрацию программ для ЭВМ. Все работы приведены в списке литературы.

**Личный вклад** соискателя по опубликованным материалам состоит в следующем:

- в работах [84-87] предложены алгоритмы аналитико-нейросетевой идентификации объектов земной поверхности по данным космической гиперспектральной съемки, нацеленные на повышение точности идентификации и сокращения времени обучения нейронной сети;

- в работе [88] предложена кусочно-линейная модель сквозного информационного видеотракта систем космической гиперспектральной съемки Земли;

- в работах [89, 90] предложены алгоритмы выделения границ объектов на космических гиперспектральных снимках Земли, основанные на структурно-частотном анализе мер близости соседних элементов гиперкуба;

- в работах [91, 92] предложен алгоритм идентификации однородных областей на космических снимках Земли, основанный на привлечении дополнительных структурных и яркостных признаков изображений для обучения нейронной сети;

- в работах [93, 94] проведены исследования алгоритмов кластеризации данных космической гиперспектральной съемки Земли;

- в работе [95] предложен алгоритм идентификации растительности на космических гиперспектральных снимках Земли, основанный на вычислении узкополосных вегетационных индексов;

- в работе [96] предложен алгоритм информационного совмещения гиперспектральных изображений с материалами многозональной съемки высокого пространственного разрешения;

- в работе [97] представлена программа анализа гиперспектральных данных от космической системы «Ресурс-П», обеспечивающая высокий уровень автоматизации этого процесса;

- в работе [98] предложен алгоритм комплексирования материалов оптической спектральной или гиперспектральной съемки с материалами радиолокационного зондирования;

- работы [99-112] выполнены соискателем без соавторов.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы и приложения. Ее объем составляет 145 с., в том числе 108 с. – основное содержание, 14 с. – рисунки и таблицы, 17 с. – список литературы, 7 с. – приложение.

## **ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СТАНОВЛЕНИЯ И РАЗВИТИЯ КОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ ЗЕМЛИ**

### **1.1. АНАЛИЗ ЗАРУБЕЖНЫХ И РОССИЙСКИХ СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО НАБЛЮДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ**

1.1.1. Гиперспектральная съемка появилась в результате объединения двух различных технологий: спектроскопии и дистанционного зондирования Земли. Спектроскопия изучает особенности взаимодействия объекта с электромагнитным излучением в зависимости от длины волны. Приборы, называемые спектрометрами, используются для количественного измерения отражательной способности исследуемого материала в полевых или лабораторных условиях. Ключевым элементом спектрометра является дисперсионный элемент, который разбивает поступающие на датчик излучение на десятки и сотни потоков, соответствующих очень узким диапазонам длин волн (от 1 до 10 нм). В качестве дисперсионного элемента используются либо дифракционные решетки, либо спектроделительные призмы. Достижения в разработке высококачественных дисперсионных устройств позволили производить спектральный анализ объектов непосредственно по данным спутниковой съемки.

1.1.2. На сегодняшний день основным принципом формирования гиперспектральных изображений является «pushbroom scanning» (рисунок 1.1). Устройства, работающие по такому принципу, обладают наименьшими габаритами, весом, а также обеспечивают наиболее высокий уровень соотношения «сигнал/шум» [43, 44]. Целевая область построчно сканируется оптико-электронным устройством в виде ПЗС-матрицы. Поступающая на вход объектива лучистая энергия проецируется на дисперсионное устройство, где расщепляется в пространстве по мере изменения длины волны. Расщепленные потоки энергии поступают на отдельные детекторы ПЗС-матрицы, которые производят преобразование лучистой энергии в цифровой видеосигнал в соответствующих диапазонах длин волн. Движение КА используется для перемещения сканируемой полосы и таким образом формируется трехмерный массив данных в виде гиперкуба, каждый эле-

мент которого характеризуется пространственными координатами и спектральной характеристикой в виде вектора отсчетов яркости в зависимости от длины волны.

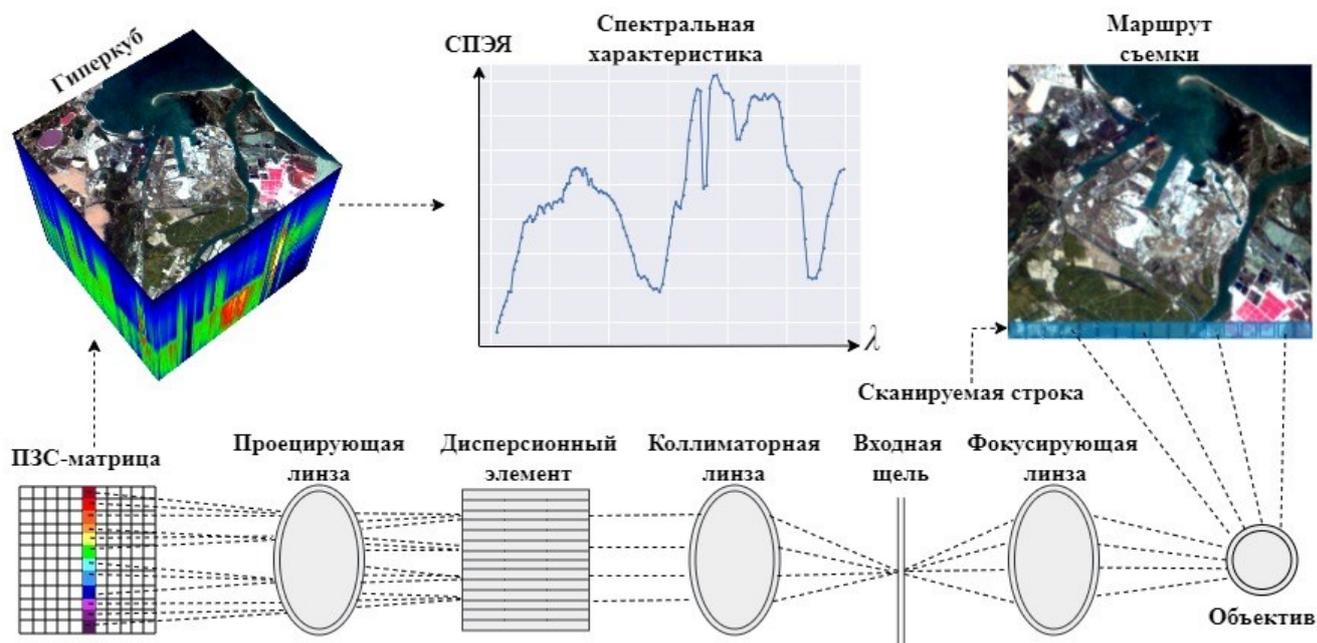


Рисунок 1.1 – принцип формирования гиперкуба

ГСА – обладает весьма сложным внутренним устройством и имеет множество характеристик и параметров. Для разработчиков и конечных потребителей наиболее важными являются: рабочий спектральный диапазон, спектральное разрешение, пространственное разрешение.

Современная гиперспектральная аппаратура регистрирует излучение в видимом, ближнем инфракрасном (БИК), и тепловом диапазонах длин волн. В зависимости от решаемых задач, диапазон съемки может быть расширен до полного покрытия инфракрасного диапазона (750-15000 нм). В большинстве случаев ГСА оснащается несколькими оптико-электронными преобразователями, каждый из которых обслуживает определенный диапазон длин волн.

Спектральное разрешение определяется как ширина интервала длин волн, в котором регистрируется излучение. Большинство современных приборов имеют разрешение от 5 до 10 нм на канал для видимого и БИК диапазонов спектра. При съемке на более высоких длинах волн ( $\geq 1000$  нм) ширина спектральных полос, как правило, многократно увеличивается.

Пространственное разрешение (проекция пикселя) определяется как площадь поверхности, соответствующая одному пикселю изображения. Чем выше пространственное разрешение, тем точнее передается информация о геометрических формах и местоположении объектов сцены. Для ГСА свойственно высокое спектральное и низкое пространственное разрешение по сравнению с панхроматической и спектральной съемкой. Большинство существующих приборов обеспечивают съемку со средним (10-50 м) и низким разрешением (50 м и более). Однако есть явные признаки прогресса в этом направлении. Уже сегодня существуют действующие образцы ГСА, обеспечивающие съемку с высоким пространственным разрешением (до 10 м и выше).

1.1.3. Рассмотрим передовые системы гиперспектрального зондирования Земли в различных странах (таблица 1.1) [15-20, 23, 24].

Таблица 1.1 – передовая ГСА различных стран

<i>ГСА</i>	GHOSt	HYC	HIS	FLORIS	HysIS	AHSI	GSA
<i>КА</i>	GHOSt	PRISMA	EnMAP	FLEX	IMS-2	Gaofen-5	Ресурс-П № 5
<i>Страна</i>	США	Италия	Германия	ESA	Индия	Китай	Россия
<i>Год запуска</i>	2023	2019	2022	2026	2019	2018	2024
<i>Спектр. диап., нм</i>	400-2500	400-2500	400-2500	500-780	400-2500	400-2500	400-1000
<i>Спектр. разр., нм</i>	4	10	6.5-10	0.5-2	10	10	5
<i>Простр. разр., м</i>	8	30	30	300	30	30	30
<i>Полоса захв., км</i>	4.3	30	30	150	30	60	30

Лидирующее положение в мире по разработке и использованию ГСА занимают США, где исследования в данном направлении ведутся с 70-х годов прошлого столетия. Первые гиперспектральные изображения (ГСИ) появились к середине 70-х годов в результате работ по полевой спектроскопии [43]. К началу

1980-х годов на борту самолета C-130 был развернут первый в мире гиперспектрометр для дистанционного зондирования Земли, получивший обозначение AIS (Airborne Imaging Spectrometer) [43, 45]. На основе «AIS» был разработан и в 1989 г. введен в эксплуатацию гиперспектрометр «AVIRIS» (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer), материалы съемки которого актуальны и сегодня [43, 46, 47]. С середины 1990-х годов США приступают к размещению ГСА в космосе на засекреченных военных спутниках [10]. Тем не менее, первой хорошо известной ГСА в космосе считается камера HYPERION на борту космического аппарата EO-1 (Earth Observation-1), которая успешно работала с 2000 по 2017 г. [43, 48, 49]. Сегодня США продолжают активно расширять свою спутниковую группировку с возможностью гиперспектральной съемки. В 2023 г. запущен процесс развертывания группировки «GHOSat» (Global Hyperspectral Observation Satellite), состоящей из шести идентичных КА [15]. Большая часть информации о спутнике не разглашается, однако известно, что «GHOSat» обеспечивает съемку в диапазоне длин волн 400-2500 нм с пространственным разрешением до 8 м на пиксель, что является наилучшим показателем для ГСА на текущий момент.

С начала XX века особое внимание созданию систем гиперспектрального наблюдения стали уделять страны Европы (PRISMA [16]; EnMAP [17]; FLEX [18]), Индия (IMS-2 [19]), Китай (Gaofen-5 [20]). ГСА систем PRISMA, EnMAP, IMS-2 имеет схожие характеристики, и покрывает спектральный диапазон 400-2500 нм с пространственным разрешением 30 м. Китайская система Gaofen-5 имеет расширенную по сравнению с аналогичными устройствами полосу захвата 60 км. Планируемая к запуску система «FLEX» подразумевает съемку со сверхвысоким спектральным разрешением 0.5-2 нм. Узкие спектральные полосы позволяют производить эффективный анализ растительности, например посредством расчета узкополосных вегетационных индексов.

1.1.4. В России работы по созданию космических систем гиперспектральной съемки Земли идут, как уже отмечалось с отставанием от ведущих в данной области зарубежных стран. В 2012 году запущен спутник МКА-ФКИ «Зонд-ПП», на борту которого установлен уникальный гиперспектрометр, работавший в спек-

тральном диапазоне 400-1000 нм, со 150 спектральными каналами, пространственным разрешением 88 м [21, 22]. В этом проекте в качестве головного разработчика МКА выступало НПО им. С.А. Лавочкина, разработчиком гиперспектрометра – Центр Келдыша. В создании ГСА и использовании первой отечественной гиперспектральной информации участвовала широкая кооперация предприятий ракетно-космической промышленности (НПО «Лептон», ЦНИИмаш), ряд ВУЗов и научных организаций.

В 2013-2024 годах, выведены на орбиту пять спутников в рамках космической системы «Ресурс-П». На этих спутниках, помимо аппаратуры детальной съемки и среднего разрешения в видимом и БИК диапазоне спектра, установлена ГСА, позволяющая выполнить съемку в спектральном диапазоне 400-1000 нм, со средним разрешением 5 нм в полосе обзора 30 км с пространственным разрешением 30м. Главной разработчик системы «Ресурс-П» – Самарский Ракетно-космический центр «Прогресс», разработчик ГСА – Красногорский завод им. С.А. Зверева. В проекте «Ресурс-П» привлечена широкая кооперация: предприятия ракетно-космической отрасли (ЦНИИмаш, корпорация «Российские космические системы с Научным центром оперативного мониторинга Земли», НИИ точных приборов, НПП «ОПТЭКС», и др.) [4, 6, 11, 23-30]; ВУЗы и научные организации (МГУ им. М.В. Ломоносова, МФТИ, МГТУ им. Н.Э. Баумана, РГРТУ им. В.Ф. Уткина, ВКА им. А.Ф. Можайского, ИКИ РАН, ИФА им. А.М. Обухова РАН, НИЦ «Планета», ИСОИ РАН, Самарский университет им. С.П. Королева, СамГТУ и др.) [31-42]. Результаты настоящей диссертации базируются главным образом на создании и исследовании алгоритмов и технологий обработки гиперспектральных данных от системы «Ресурс-П».

1.1.5. На основе краткого анализа развития систем гиперспектральной съемки Земли в нашей стране и за рубежом необходимо сделать два вывода.

*Первый.* Полувековая история становления и развития аэрокосмических систем гиперспектральной съемки Земли доказала перспективность этого направления, поскольку такие системы позволяют получать сведения не только о про-

странственных и энергетических характеристиках объектов наблюдаемой сцены, но и о частотных спектрах отраженного от них излучения.

*Второй.* Сравнительный анализ уровня развития систем гиперспектральной съемки Земли в России по сравнению с ведущими космическими державами в области ДЗЗ показывает, что наша страна пока отстает в этом важном направлении, что определяет актуальность проведения новых научных исследований и опытно-конструкторских разработок.

## **1.2. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ**

1.2.1. Цикл обработки гиперспектральной информации состоит из двух основных этапов: предварительной и тематической обработки. Предварительная обработка может быть определена как набор процедур, преобразующих «сырые» спутниковые данные в информационный продукт, соответствующий определенным международным стандартам. Тематическая обработка подразумевает интерпретацию гиперспектральной информации в рамках конкретной прикладной задачи. Эффективность её выполнения в значительной степени зависит от качества предварительной обработки, а также от используемых методов анализа, направленных на решение ключевой задачи – идентификации объектов наблюдаемой сцены по их спектральным характеристикам.

Типичными задачами предварительной обработки ГСИ являются [50, 51]:

- радиометрическая коррекция (устранение искажений, вносимых съемочной аппаратурой и атмосферой);
- геометрическая коррекция (компенсация искажений, вызванных рядом факторов, включая высоту, скорость и направление движения съемочной платформы, а также кривизну и вращение Земли);
- географическая привязка (установления соответствия между географическими координатами места съемки и пространственными координатами изображения);

- комплексирование (объединение видеоинформации от отдельных оптико-электронных преобразователей в единый гиперкуб);
- трансформация в картографическую проекцию (преобразование ГСИ на основе информации о геодезической привязке к наблюдаемой сцене в соответствии с геометрической моделью требуемой проекции).

Эти задачи можно разделить на две группы, которые связаны с геометрической и радиометрической обработкой гиперспектральных данных. Задачи геометрической коррекции, географической привязки наблюдаемых объектов и их точек к географическим координатам, преобразование гиперкуба в заданную картографическую проекцию имеют много общего с обработкой данных от других съемочных систем [52-54]. Поскольку эти вопросы не рассматриваются в настоящей диссертации, то им следует уделить меньше внимания. Главное же внимание уделяется вопросам радиометрического обеспечения измерений ГСА их использование при решении трудоемкой задачи идентификации наблюдаемых объектов.

1.2.2. В зависимости от пройденных процедур, ГСИ характеризуется уровнем обработки. Различные съемочные системы могут иметь собственную систему наименований уровней и требования, предъявляемые к ним [55-57]. Однако в целом, как и в случае с другими стандартными продуктами ДЗЗ, для ГСИ можно выделить пять основных уровней обработки [58].

*Уровень 0* – исходные данные, зафиксированные съемочной системой без каких либо преобразований. Изображения записываются в универсальные растровые форматы и сопровождаются метаданными, которые включают информацию о режиме работы КА, дате и времени съемки, координатах сканируемого полигона и другие важные сведения. Данные нулевого уровня пригодны лишь для визуализации снимка и формирования производных продуктов более высокого уровня. Они не могут быть адекватно сопоставлены с материалами других съемок и подвергнуты количественному анализу.

*Уровень 1* – изображение, преобразованное из цифровых кодов (DN, Digital Numbers), зафиксированных оцифровщиком, в физически значимые величины спектральной плотности энергетической яркости (СПЭЯ) на входном зрачке съ-

мочной аппаратуры. В случае регистрации сцены несколькими отдельными датчиками стоит задача комплексирования пространственных и спектральных данных в единый гиперкуб. Также, на первом уровне обработки выполняется географическая привязка изображения. Стандартный продукт обработки «1А» включает изображение с радиометрической и геометрической коррекцией, а также географической привязкой. В некоторых случаях обработка расширяется до уровня «1В», что подразумевает получение СПЭЯ или коэффициента спектрального отражения (КСО) на нижней границе атмосферы (т.е. с исключением атмосферных искажений).

*Уровень 2* – изображения, преобразованные в картографическую проекцию. Уровень делится на два подуровня: «2А» и «2В». Уровень «2А» предполагает преобразование в картографические проекции без использования наземных опорных точек, а проецирование изображения выполняется на среднюю высоту. В отличие от этого, проекция (ортотрансформирование) на уровне «2В» выполняется с использованием топографических данных, в частности цифровой модели рельефа.

*Уровень 3* – формирование на основе многочисленных ГСИ единых растровых мозаик, покрывающих большие территории. Этот процесс включает в себя преобразование выбранных изображений в единую картографическую проекцию, приведение изображений к единому пространственному разрешению и др.

*Уровень 4* – тематическая обработка ГСИ. Этот уровень подразумевает извлечение целевой информации из изображений и последующую ее интерпретацию для конкретной прикладной области использования.

1.2.3. Вопросы радиометрической калибровки имеют первостепенное значение при создании алгоритмов идентификации объектов на ГСИ. Искажения, вызванные особенностями видеотракта формирования гиперкуба, вносят существенную погрешность в итоговые спектральные характеристики изображений, что препятствует их надежной идентификации, в том числе и средствами нейронных сетей. Радиометрическая коррекция является обязательным и ключевым ша-

гом предварительной и последующей целевой обработки ГСИ при использовании нейронных сетей.

Радиометрическая калибровка состоит из двух этапов: предполетная калибровка и калибровка в процессе эксплуатации КА. Изначально, в ходе предполетных испытаний на вход ГСА подается специальный сигнал (эталон), спектральная характеристика которого известна. На основе отклика ГСА определяются коэффициенты преобразований, обеспечивающее наилучшее соответствие с входным сигналом. В ходе эксплуатации ГСА происходит износ элементов оптико-электронного тракта, в результате чего, уровень соответствия сигнала с эталоном (определённым в ходе наземных испытаний) может недопустимо снижаться. Для контроля качества измерений требуется периодически уточнять коэффициенты абсолютной радиометрической калибровки. Существуют различные подходы к их определению [59-61].

*Внутренние и внешние бортовые эталоны* – специальные лампы накаливания, солнечные диффузоры и др.

*Замещающая калибровка* – наблюдение специальных наземных полигонов, оборудованных автоматизированными средствами сбора информации об атмосфере и отражательной способности поверхности.

*Кросс-калибровка* – параллельное сканирование крупных однородных полигонов несколькими комплектами гиперспектрометров и приведение гиперспектральных данных к уже откалиброванному ГСА.

*Калибровка по небесному объекту* – наблюдение космических объектов (Луна, Солнце, звезды).

Большинство спутников оснащены *внутренними и внешними эталонами*, позволяющими выполнять калибровку ГСА непосредственно на борту КА. Тем не менее, с течением времени это оборудование также подвержено деградации.

В последние годы большую популярность приобрела *замещающая калибровка*. Она позволяет на основе съемки опорных полигонов и использования современных моделей атмосферы, получать коэффициенты спектральной передачи атмосферы и полигона. Далее эталонный сигнал сопоставляется с данными на вы-

ходе ГСА. На этой основе определяются поправочные коэффициенты для преобразований СПЭЯ пикселей ГСИ. В данном случае весьма актуальны вопросы информационного совмещения гиперспектральных данных от различных источников [62].

С 2017 года функционирует сеть опорных полигонов «RadCalNet» [63], созданная по инициативе международной группы по калибровке и валидации CEOS. Сеть «RadCalNet» состоит из пяти автоматизированных станций, расположенных в различных частях света. Измерения коэффициента спектрального отражения поверхности полигона и параметров атмосферы производятся ежедневно с 9:00 до 15:00 по местному времени с 30-минутным интервалом в спектральном диапазоне 400-2500 нм и шагом 10 нм. Результаты измерений публикуются в открытом доступе. Замещающая калибровка любой гиперспектральной или многозональной аппаратуры может быть осуществлена на основе плановой съемки территорий калибровочных полигонов «RadCalNet».

*Кросс-калибровка* также является хорошей альтернативой или дополнением к бортовой полетной калибровке. Она подразумевает параллельную съемку обширных однородных полигонов, калибруемым ГСА и эталонным аппаратом. Такие полигоны, как правило, представляют пустынные районы площадью до 100 км<sup>2</sup> и обладают высокой постоянной отражательной способностью, низким содержанием аэрозолей и отсутствием облачности. Основную сложность составляет совмещение пространственного и спектрального разрешения двух сенсоров, а также учет различий в условиях наблюдения.

1.2.4. Решающее значение для использования ГСА в качестве измерительного инструмента имеет атмосферная коррекция. Излучение, регистрируемое ГСА, проходит через атмосферу дважды: сначала на пути от Солнца к Земле, а затем после отражения от Земли к КА. В ходе этого процесса излучение частично поглощается и рассеивается. В результате, излучение, достигающее датчика, состоит из трех различных компонентов: лучистой энергии, отраженной от целевого объекта на поверхности Земли; лучистой энергии, рассеянной атмосферой и попадающей в поле зрения датчика без взаимодействия с поверхностью; и лучистой

энергии, отраженной от близлежащей поверхности. Только часть лучистой энергии, отраженной от целевого объекта, содержит достоверную информацию. Поэтому для минимизации влияния других компонентов на данные требуется атмосферная коррекция. В литературе выделяют два основных подхода к ее проведению: эмпирические методы и многопараметрические модели переноса излучения.

Эмпирические методы основаны на статистическом анализе самого ГСИ и не требуют наличия каких-либо априорных знаний. Широко известными примерами таких алгоритмов являются: Internal Average Reflectance; Flat Field; Quick Atmospheric Correction и др. [64, 65]. Как правило, такие методы крайне нестабильны и позволяют снизить уровень атмосферных искажений лишь частично. При этом остаточные искажения по-прежнему могут оказывать значительное влияние на точность результатов калибровки.

Алгоритмы, основанные на моделях радиационного переноса, используют физическую модель взаимодействия света с атмосферой. Примерами таких моделей являются MODTRAN, 6S, FLAASH и др. [66-68]. Эти модели обеспечивают более надежные результаты коррекции, однако требуют ввода труднодоступных параметров атмосферы, таких как концентрация озона и водяного пара, оптическая толщина аэрозоля, профиль аэрозоля, атмосферное давление и др. Эти данные не доступны по результатам съемки.

Таким образом, на спектральный профиль объекта влияют как характеристики датчика, так и условия наблюдения. Для качественной идентификации объектов, необходимо устранить любые искажения или нестабильность ГСА. Это предполагает переход к соответствующим физическим величинам, что может быть достигнуто путем формирования продукта уровня обработки 1А. Более перспективным направлением является переход от сигнала на выходе датчика к описанию КСО на нижней границе атмосферы, то есть формирование продукта уровня 1В. Основной проблемой в этом случае является точность имеющихся моделей атмосферы и, в частности, определение вектора параметров этих моделей, учитывая, что состояние атмосферы меняется в зависимости от времени и координат.

1.2.5. После формирования стандартного продукта требуемого уровня выполняется тематическая обработка ГСИ. Она включает идентификацию на изображении целевой информации, ее интерпретацию, и последующее принятие решения. Наиболее важным и интересующим этапом является идентификация целевой информации. В целом, этот процесс подразумевает решение двух основных задач. Первая задача – сегментация ГСИ, т.е. разбиение изображения на отдельные области, однородные по некоторому критерию. Вторая задача заключается в идентификации выделенных на снимке областей. Традиционные подходы к сегментации изображений опираются на пороговые принципы принятия решений, методы наращивания областей, контурный и текстурный анализ изображения [69-72]. Эти подходы имеют общий недостаток: они опираются исключительно на анализ пространственных и яркостных характеристик снимка, т.е. не используют возможности ГСИ в части знаний о спектрах наблюдаемой сцены.

1.2.6. Появление и развитие систем гиперспектральной съемки во многом обусловлено крайней необходимостью в качественном решении очень сложной проблемы – идентификации объектов наблюдаемой сцены средствами ДЗЗ. Эта проблема остро стоит во многих государственно важных практических приложениях. Данные гиперспектральной съемки дают новые возможности для идентификации объектов интереса, поскольку измеряют не только геометрические и яркостные характеристики объектов, но и их спектральный состав. Но получение новых знаний о спектре дается ценой снижения радиометрического качества изображений, образующих гиперкуб, многократного повышения информационной емкости ГСИ, более высокому уровню спектральных искажений в сквозном видеоинформационном тракте системы гиперспектральной съемки.

Перечисленные особенности порождают неопределенности при получении объективной информации об объекте гиперспектрального наблюдения, что требует привлечения технологий искусственного интеллекта и прежде всего сверточных нейронных сетей (СНС), хорошо зарекомендовавших себя при решении аналогичных задач [73, 74].

СНС способны с высокой точностью изучать пространственные и частотные признаки изображений, что делает их крайне перспективным средством анализа ГСИ. Кроме того, СНС привлекают разработчиков возможностью полной автоматизации процесса обработки гиперспектральных данных. Существует ряд моделей, демонстрирующих высокую эффективность при обработке данных ДЗЗ, например: U-Net, AlexNet, CaffeNet, FCN и др. [75-78]. Однако применение СНС для обработки гиперспектральных данных сопряжено с некоторыми трудностями. Это высокие требования, предъявляемые к качеству входной гиперспектральной информации, высокий объем данных и необходимость его сокращения, сложность комплексирования гиперспектральных измерений от различных систем, высокий уровень шума в ГСИ, необходимость в использовании значительного объема обучающей выборки, создание и наращивание которой является весьма трудоемким и сложным процессом. Публикаций по всем этим трудно решаемым вопросам недостаточно, они требуют более глубокого изучения, на это и нацелена настоящая диссертация.

### **1.3. ОБОСНОВАНИЕ ЗАДАЧ ДИССЕРТАЦИОННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ**

При выборе направлений научных исследований в диссертации решающую роль сыграли два обстоятельства. Во-первых, результаты анализа средств получения гиперспектральных данных и средств их наземной обработки, выполненного в п. 1.2 и п. 1.3, а также критический анализ ряда еще слабо исследованных важных вопросов по идентификации объектов земной поверхности. Во-вторых, тематическая направленность НИОКР в данной области, выполненных с участием автора по проекту «Ресурс-П», и полученные при этом результаты. Все это дает основание выделить в диссертации следующие задачи.

*Во-первых.* Необходимо решить задачу по научному обоснованию комплексного подхода к идентификации объектов земной поверхности по данным от систем гиперспектральной съемки. Основой такого подхода является получение глубоких знаний сквозного информационного тракта (СИТ) подобных систем. Главной задачей комплексного подхода должно стать рациональное объединение

точных знаний по отдельным звеньям СИТ и приближенным знаниям по другим звеньям, а также использование нейросетевых технологий. Основными вопросами, решаемыми в рамках этого направления, являются:

- разработка общей модели СИТ;
- формулировка основных прикладных задач, вытекающих из модели СИТ;
- программная реализация СИТ и ее исследование на реальных данных от систем гиперспектральной съемки Земли;
- подтверждение эффективности комплексного подхода для заданного класса объектов и решаемых задач.

*Во-вторых.* Комплексный подход должен быть нацелен на повышение точности решения центральной задачи – оценки коэффициента спектрального отражения (КСО) объектов при их гиперспектральном наблюдении. Дело в том, что по результатам съемки доступны данные лишь для двух информационных сечений СИТ: излучение Солнца на верхней границе атмосферы и данные измерений ГСА в виде гиперкуба. В этом случае КСО наблюдаемого объекта определяется как отношение мощности падающего на него излучения к отраженному. Падающее излучение рассчитывается на основе прямого соответствия, а отраженное с использованием обратного соответствия. Стоит задача корректного перевода обратного соответствия в прямое.

*В-третьих.* Важной задачей является комплексное использование аналитических описаний гиперспектральных данных в отдельных звеньях СИТ и модельных (приближенных) представлений данных в других звеньях с применением, например модели «6S». При этом есть еще важный источник данных – это опорные полигоны, например сеть «RadCalNet». Необходимо решить задачу использования данных от опорных полигонов для калибровки гиперспектрометра. Для этого необходимо построить алгоритмы представления данных от гиперспектрометра, системы «6S» и ОП «RadCalNet» в едином формате. При этом необходимо обеспечить наилучшую точность гиперспектральных измерений и, в конечном счете, точности решению различных целевых задач.

*В-четвертых.* Необходимо решить задачу радиометрической калибровки гиперспектрометра в ходе его летной эксплуатации. Для этого необходима измерительная информация по всем звеньям СИТ. Особое внимание необходимо уделить данным ГСА, полученным в результате гиперспектральной съемки опорных радиометрических полигонов, выступающих в роли эталонных источников.

*В-пятых.* Необходимо создать алгоритмы обработки гиперспектральных данных с использованием структурно-частотных мер близости соседних элементов гиперкуба. Такой подход позволяет на качественно новом уровне решить ряд важных задач, остро востребованных при использовании нейронных сетей.

При реализации работ по всем представленным направлениям важная роль отводится экспериментальным исследованиям, подтверждающим достоверность и эффективность предложенных решений. Для этого необходимо привлечь представительные выборки реальной гиперспектральной информации и данных от систем моделирования процесса прохождения излучения от Солнца до поверхности Земли и его отражения в направлении на КА, т.е. на вход ГСА, а также данные от сети опорных полигонов.

## ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 1

1. Анализ зарубежных и российских систем гиперспектральной съемки Земли и методов наземной обработки показал некоторое отставание нашей страны в этой важной области ДЗЗ. Это требует активизации научных исследований и опытно-конструкторских разработок по созданию отечественных технологий получения, обработки и использования данных гиперспектрального анализа объектов земной поверхности.

2. По результатам анализа узких мест в существующих технологиях обработки данных гиперспектральной съемки Земли определен ряд актуальных направлений диссертационных исследований:

- обоснование и исследование комплексного подхода идентификации объектов на основе глубоких знаний сквозного информационного тракта (СИТ) систем гиперспектральной съемки;

- комплексное использование аналитических моделей отдельных звеньев СИТ, данных от передовых систем моделирования процесса гиперспектральной съемки и информации от опорных радиометрических полигонах;

- разработка и исследование алгоритмов радиометрической калибровки ГСА, комплексирования информации от различных источников, а также алгоритмов на основе пространственно-частотных мер сходства элементов гиперкуба.

## **ГЛАВА 2. АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ЗЕМЛИ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ**

*В этой главе выдвигаются и обосновываются Положения 1,2,3 (стр. 10), выносимые на защиту. Положение 1 касается аналитико-нейросетевого подхода и является системообразующим для данной диссертации. Рассматриваются также Положения 2 и 3, которые являются структурными элементами Положения 1 и имеют самостоятельное научное и прикладное значения.*

### **2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНЫЕ СООБРАЖЕНИЯ ПО АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ**

В работе выдвинут аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки. Основу такого подхода определяют следующие концептуальные положения.

*Положение 1.* Главная цель аналитико-нейросетевого подхода состоит в эффективном использовании уже имеющихся достаточно точных аналитических описаний отдельных информационных сечений СИТ и приближенных знаний по другим сечениям, вносящим неопределенность в описание СИТ в целом. Для разрешения такой неопределенности требуется подключение нейросетевых технологий и использование в них уже имеющихся приближенных знаний на этапах обучения и принятия решений.

*Положение 2.* Имеющиеся сегодня интеллектуальные ресурсы для решения рассматриваемой проблемы можно разделить на две группы. Первая группа представлена научными публикациями, описывающими достаточно точно спектр солнечного излучения, дошедшего через верхнюю границу атмосферы до земной поверхности, и спектр отраженного от наблюдаемых объектов излучения. Вторую группу составляют различные системы моделирования процесса прохождения через атмосферу излучения от Солнца на Землю и отражения в направлении на ГСА. К этой группе важно отнести и сеть опорных наземных полигонов, позволяющих сопоставить данные наземных измерений с данными на выходе ГСА.

Стоит задача комплексирования информации от космических систем гиперспектральной съемки Земли, от систем моделирования и служб опорных полигонов. Конечная цель такого объединения разнородных данных – это повышение точности, надежности и оперативности решения задачи идентификации объектов по материалам гиперспектральной съемки.

*Положение 3.* Отличительной особенностью систем гиперспектральной съемки Земли по отношению к системам панхроматической и спектральной съемки является получение детальных знаний о спектрах наблюдаемых объектов. Это требует создания новых алгоритмов их идентификации, основанных на структурно-частотном анализе гиперспектральной информации.

*Положение 4.* Гиперспектральные изображения, представленные в виде гиперкуба  $B = (B_k(m, n), k = \overline{1, K})$ , подвержены более значительным искажениям, по сравнению с материалами спектральной и панхроматической съемки. Если последние формируются путем интегрирования лучистой энергии от Солнца в достаточно широком диапазоне длин волн, то гиперспектральные изображения динамично реагируют на малейшие изменения лучистой энергии в зависимости от длины волны. Основным источником спектральных искажений гиперкуба являются высокочастотные флуктуации приходящего солнечного излучения, определяемое составом продуктов термоядерного горения, и самое главное, непостоянство атмосферы при прохождении излучения от Солнца на Землю и его отражения в направлении на КА, т.е. на вход ГСА. Для учета этого явления при проектировании алгоритмов обработки данных гиперспектральной съемки также необходимы глубокие знания по спектральным передаточным характеристикам звеньев, образующих сквозной информационный тракт (СИТ).

Представленные концептуальные положения составляют основу аналитико-нейросетевого подхода к идентификации объектов по данным гиперспектральной съемки, они определяют научное и практическое содержание настоящей диссертации.

## 2.2. МОДЕЛЬ СКВОЗНОГО ИНФОРМАЦИОННОГО ТРАКТА СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО НАБЛЮДЕНИЯ ЗЕМЛИ

2.2.1. Прежде чем рассматривать структурные модели СИТ систем получения и обработки гиперспектральных данных, необходимо сделать три замечания.

*Во-первых*, вопросы аналитического описания процессов съемки и обработки гиперспектральной информации рассматриваются в ряде зарубежных и отечественных публикаций [9, 72, 73, 79, 80] и др. В них главный акцент делается на принципы построения ГСА, искажающие действия атмосферы, а более всего на примеры эффективного использования гиперспектральных данных в различных практических приложениях. В поставленном вопросе наиболее ценны в этих работах знания о СИТ, хотя бы приближенные, для целенаправленного их применения при организации аналитико-нейросетевой идентификации объектов наблюдаемой сцены.

*Во-вторых*, достаточно точные описания процесса передачи солнечного излучения до верхней границы атмосферы Земли и процесса отражения излучения от наблюдаемых объектов в направлении на КА будем считать полученными [68, 72]. Они использованы в известных системах моделирования [81], службах опорных радиометрических полигонов [63], в которых также реализованы передовые на сегодняшний день многофакторные модели атмосферы [68, 82, 83].

*В-третьих*, задача интеграции имеющихся аналитических знаний о звеньях СИТ и приближенных моделей атмосферы требует в настоящее время лишь эффективного использования этих знаний для качественной нейросетевой идентификации объектов земной поверхности по данным гиперспектральной съемки.

2.2.2. В работах с участием автора [84, 87, 88, 99, 109] предложены несколько направлений по использованию знаний о СИТ систем гиперспектральной съемки Земли в нейросетевых технологиях идентификации объектов наблюдаемой сцены. Цель здесь одна – направить имеющиеся знания для повышения эффективности работы нейронных сетей (НС) в части сокращения затрат на их обучение и повышение точности идентификации объектов.

Структурную схему СИТ на уровне передачи лучистой энергии от Солнца до выходной информации ГСА в виде гиперкуба  $B$  можно представить как

$$S_B^{\Pi} \xrightarrow{F_A} S_H^{\Pi} \xrightarrow{F_3} S_H^O \xrightarrow{F_A} S_B^O \xrightarrow{F_{KA}} B, \quad (2.1)$$

где:

$S_B^{\Pi}$ ,  $S_H^{\Pi}$ ,  $S_H^O$ ,  $S_B^O$  – потоки излучения от Солнца, падающие на Землю ( $\Pi$ ) и отраженные от нее ( $O$ ) на верхней ( $B$ ) и нижней ( $H$ ) границах атмосферы (ВГА и НГА);

$F_A$ ,  $F_3$ ,  $F_{KA}$  – функционалы, описывающие процессы преобразования потоков лучистой энергии ( $A$  – в атмосфере,  $3$  – отражение от Земли,  $KA$  – в ГСА космического аппарата);

$B$  – гиперкуб, в виде набора цифровых изображений  $B = (B_k(m, n), k = \overline{1, K})$ .

На рисунке 2.1 показан пример поведения падающих потоков лучистой энергии в различных информационных сечениях СИТ по данным от опорного полигона «Railroad Valley Playa» сети RadCalNet [63], а также модели переноса излучения в атмосфере 6S [81].

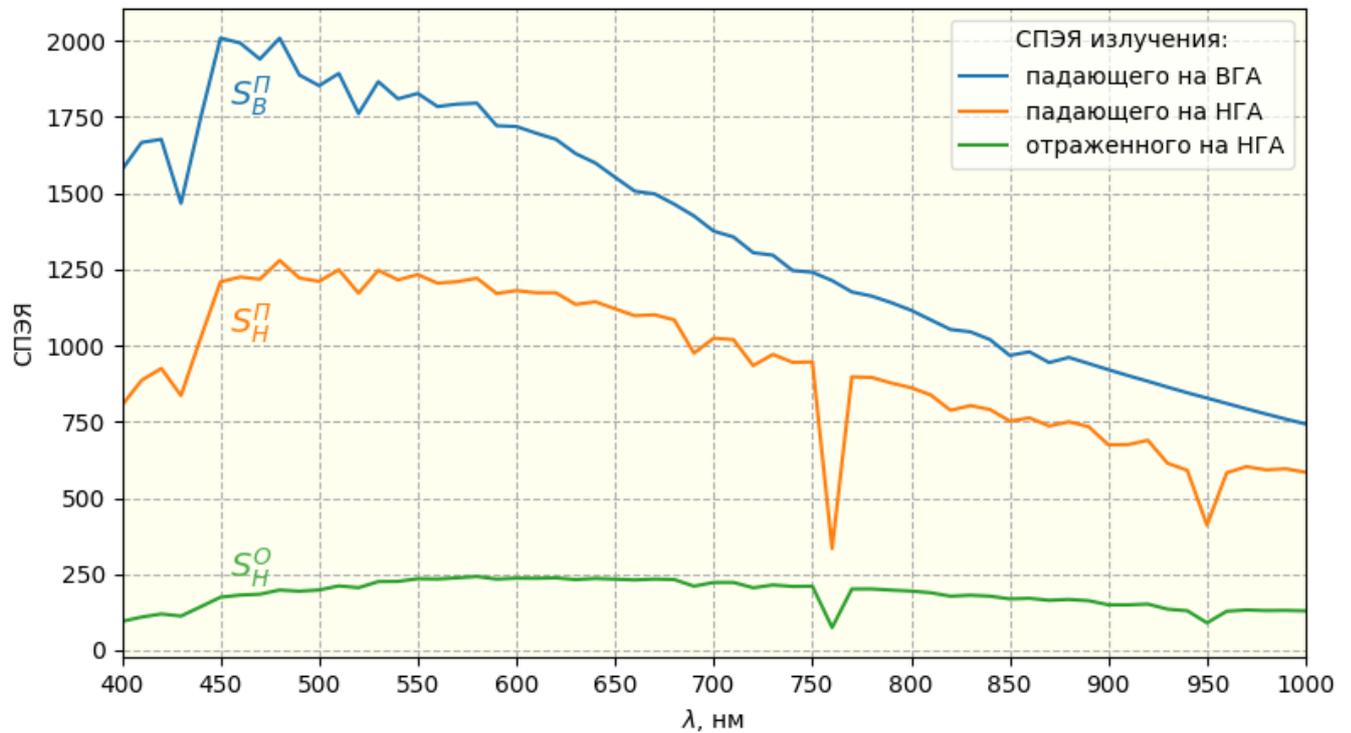


Рисунок 2.1 – СПЭЯ излучения в различных информационных сечениях СИТ

По схеме СИТ (2.1) необходимо сделать два пояснения.

*Первое.* Главной целью систем гиперспектральной съёмки Земли является получение оперативных данных о коэффициентах спектрального отражения (КСО) наблюдаемых объектов, которые определяются как отношение энергии отраженного излучения к падающему, т.е.  $KCO = S_H^O / S_H^I$ . Поскольку  $S_H^O = F_3(S_H^I)$ , то отношение  $S_H^O / S_H^I$  практически исключает искажающее действие атмосферы (что будет показано ниже) и определяет КСО как спектральные отражательные свойства наблюдаемых объектов. Что касается  $S_B^I$  и КСО, то они в научных публикациях представлены достаточно точными моделями процесса передачи излучения от Солнца на верхнюю границу атмосферы (ВГА) и процесса отражения от объектов земной поверхности или облаков в виде функционала  $F_3$ . Составлены каталоги [114] для типовых объектов в виде функций коэффициентов спектрального отражения, характеризующих отражательные свойства объектов в зависимости от длины волны  $\lambda$  падающего излучения.

*Второе.* С учетом первого замечания доступными данными для анализа схемы СИТ являются:  $S_B^I$ ; каталог типовых объектов с указанием их КСО; гиперкуб  $B$ ; результаты предполетной и полетной калибровки бортовой гиперспектральной аппаратуры в виде функционала  $F_{KA}$ . Самую большую неопределенность в анализе СИТ составляет функционал  $F_A$ . Сегодня существует ряд многопараметрических моделей атмосферы, использование которых для установления соответствия между  $S_B^I$  и  $S_H^I$  составляет основную трудность. Именно для разрешения этой неопределенности целесообразно применить нейросетевые технологии.

С учетом этих пояснений процесс оценки КСО наблюдаемых объектов можно определить как

$$KCO = \frac{S_H^O}{S_H^I} = \frac{F_A^{-1}(F_{KA}^{-1}(B))}{F_A(S_B^I)}. \quad (2.2)$$

В общем случае соотношение (2.2) попадает в разряд некорректно поставленных задач, она требует знания модели атмосферы в виде функционала  $F_A$  и его обращения. Что касается функционала  $F_{КА}$ , который описывает бортовую гиперспектральную аппаратуру (т.е. измерительный прибор для формирования  $B$ ), то на этапе предполетной аттестации формируется его передаточная характеристика вида  $B = F_{КА}(S_B^O)$ , параметры которой уточняются по результатам полетных калибровок по специальным наземным полигонам.

2.2.3. Для весьма ограниченной пространственной области сканирования земной поверхности  $O_3 \in (x = \overline{1, X}; y = \overline{1, Y})$  и области определения гиперкуба  $O_B \in (m = \overline{1, M}; n = \overline{1, N})$  функционалы  $F_A$ ,  $F_3$  и  $F_{КА}$  – это одномерные функции спектральной передачи излучения от Солнца  $\gamma_A$ ,  $\gamma_3$ ,  $\gamma_{КА}$ , аргументом которых является длина волны  $\lambda$  или номер спектрального канала ГСА  $k = \overline{1, K}$ . Поэтому структурную схему СИТ (2.1) можно представить как

$$S_B^{\Pi} \xrightarrow{\gamma_A} S_H^{\Pi} \xrightarrow{\gamma_3} S_H^O \xrightarrow{\gamma_A} S_B^O \xrightarrow{\gamma_{КА}} B, \quad (2.3)$$

где  $\gamma_A = S_H^{\Pi} / S_B^{\Pi}$ ,  $\gamma_3 = S_H^O / S_H^{\Pi}$ ,  $\gamma_{КА} = B / S_B^O$  – одномерные функции от  $\lambda_k$ ,  $k = \overline{1, K}$  (дискретных отсчетов средних значений частот в  $K$  поддиапазонах ГСА).

Из (2.3) следует коэффициент спектральной передачи всего СИТ:

$$\gamma_{СИТ} = B / S_B^{\Pi} = \gamma_A \cdot \gamma_3 \cdot \gamma_{КА}. \quad (2.4)$$

Выделим две наиболее важные задачи, вытекающие из (2.3) и (2.4).

*Задача 1.* Оценка текущего состояния и калибровка ГСА, т.е. уточнение  $\gamma_{КА}$ . Для её решения используются информационные ресурсы модели «6S» и ОП «RadCalNet». Эту задачу из (2.3) можно представить как:  $\gamma_{КА} = B / S_B^O$ , используя возможности моделирующей системы «6S» в части оценки  $S_B^O$ , а также информацию от опорного полигона в части оценки  $\gamma_3$  и  $\gamma_A$ .

*Задача 2.* Оценка  $\gamma_3 = B/(\gamma_A \cdot \gamma_{KA})$ , т.е. оценка КСО объектов земной поверхности, представленных на гиперкубе. Здесь необходимо знать актуальные функции  $\gamma_A$  и  $\gamma_{KA}$  для корректной оценки  $\gamma_3$ .

На рисунке 2.2 представлены компоненты солнечного излучения, прошедшего через атмосферу.

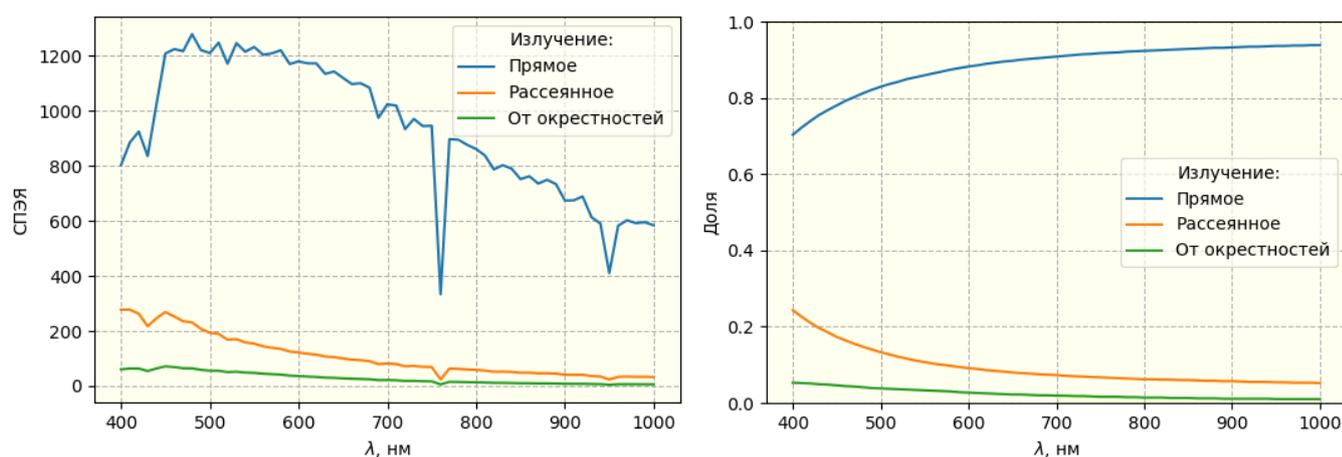


Рисунок 2.2 – компоненты излучения: слева – в единицах СПЭЯ; справа – доля компонент по отношению к общему количеству излучения

Из представленных графиков можно сделать два вывода. Во-первых, доли рассеянного излучения и от окрестностей по отношению к прямому излучению составляют незначительную величину, что соответствует модели СИТ (2.3). Во-вторых, высокий уровень рассеянного атмосферой излучения в области длин волн 400-500 нм объясняется физикой этого явления в синей области спектра.

2.2.4. Проведена серия экспериментов, подтверждающих высокий уровень линейной статистической связи между гиперспектральными данными в различных информационных сечениях СИТ. В качестве показателя такой связи использован коэффициент корреляции  $\rho$ , инвариантный к любым линейным преобразованиям сопоставляемых наборов данных.

*Эксперимент 1.* Выполнена оценка  $\rho$  между  $S_B^H$  и данными по  $S_H^H$ , приведенными в [114]. Эти данные содержат эталонный спектр излучения Солнца на верхней границе атмосферы и спектр излучения после прохождения через атмосферу. Выполнено интегрирование спектральных характеристик в соответствии

со шкалой длин волн ГСА «Ресурс-П» (от ~5 до ~10 нм), пример показан на рисунке 2.3.

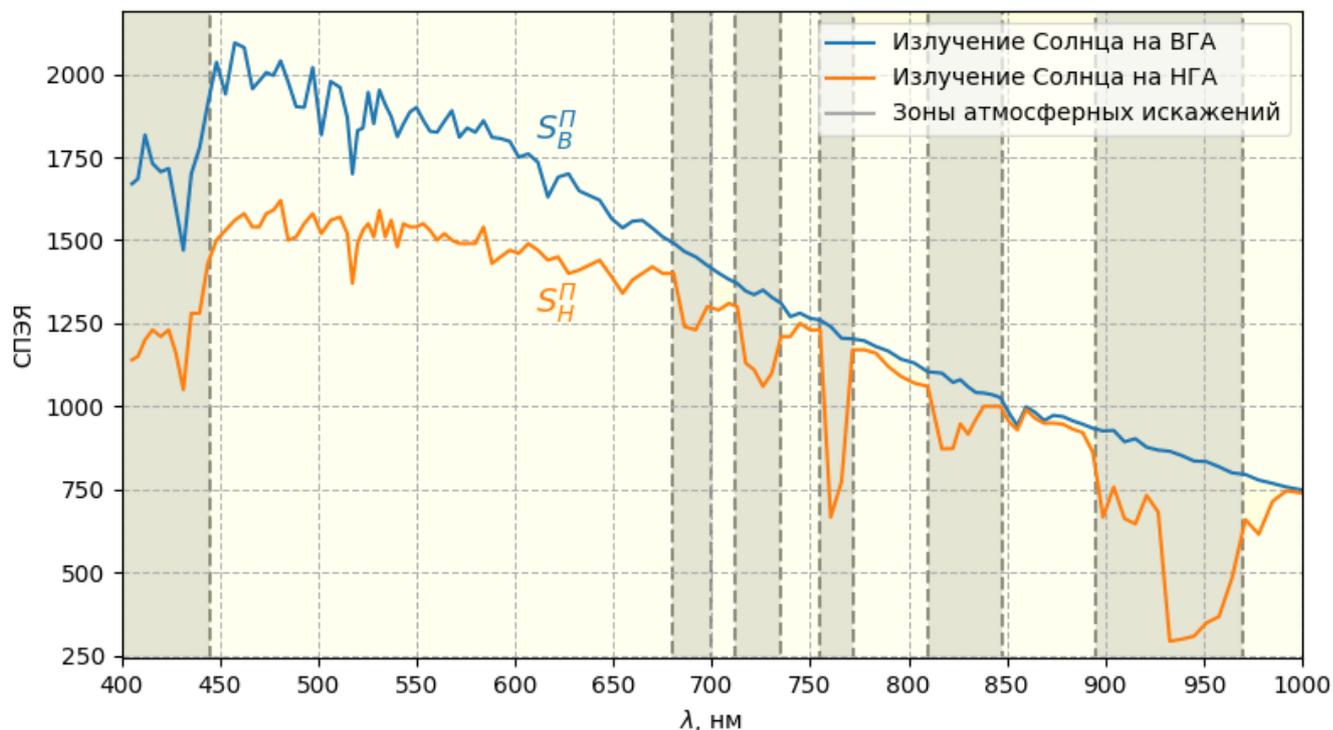


Рисунок 2.3 – СПЭЯ излучения Солнца на ВГА, НГА и зоны резких атмосферных искажений

Установлено, что  $\rho(S_B^П, S_H^П) \approx 0.92$ . При удалении данных от спектральных поддиапазонов, где наблюдаются значительные искажения атмосферы (выделены серым фоном на рисунке 2.3), показатель  $\rho$  показал высокое значение 0.98. Это свидетельствует о сильной линейной связи между излучением на верхней и нижней границах атмосферы.

*Эксперимент 2.* Выполнена оценка связей  $\rho(S_H^O, S_B^O)$  и  $\rho(S_H^O, B)$  для сечений СИТ, определяющих процессы отражения солнечной радиации от Земли в сторону спутника и процесс приема сигнала датчиком. В качестве  $B$  использованы гиперспектральные изображения опорного полигона «Railroad Valley» сети RadCal-Net [63], полученные ГСА спутника «Ресурс-П» (рисунок 2.4). Оценки  $\rho(S_H^O, S_B^O) = 0.98$  и  $\rho(S_H^O, B) = 0.73$  свидетельствуют о высокой линейной зависимости между потоками отраженного излучения на нижней и верхней границах атмосферы, а также о влиянии шумов, возникающих при оптико-электронной ре-

гистрации сигнала ГСА вследствие многократного расщепления полезного излучения от Солнца по узким спектральным поддиапазонам. Этот вопрос рассмотрен ниже в параграфе 3.3.

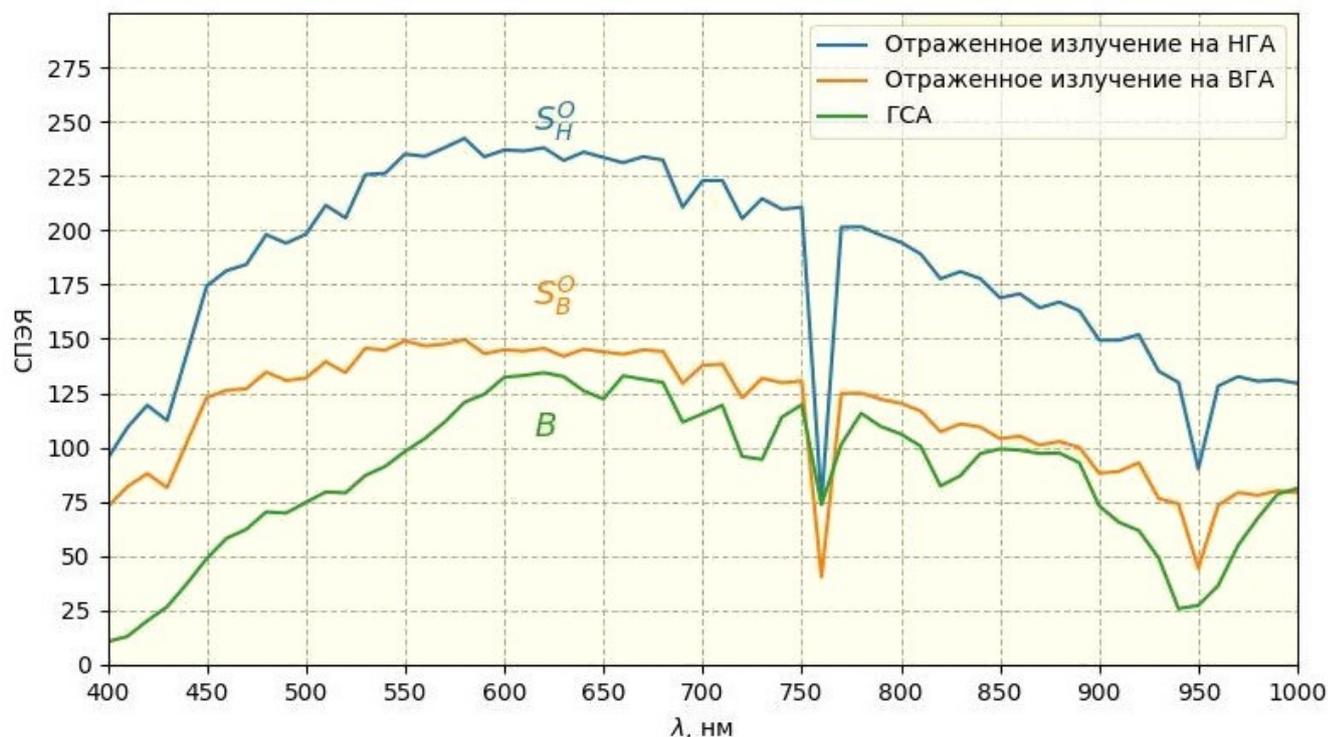


Рисунок 2.4 – СПЭЯ отраженного от поверхности излучения

### 2.3. КУСОЧНО-ЛИНЕЙНАЯ МОДЕЛЬ ВИДЕОТРАКТА СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО НАБЛЮДЕНИЯ ЗЕМЛИ

2.3.1. При рассмотрении структурных моделей СИТ в общем виде (2.1) и более простом (2.3) остаются открытыми два вопроса.

*Во-первых*, как перевести в общем случае некорректно поставленную задачу по оценке КСО наблюдаемых объектов, т.е.  $\gamma_3$ , в виде выражения (2.2) в разряд корректно решаемых. Ниже показано, что этот вопрос можно решить путем перехода от (2.1) к кусочно-линейному представлению модели СИТ [88].

*Во-вторых*, более простая модель СИТ (2.3) основана на определении спектральных передаточных характеристик каждого звена СИТ  $\gamma \in \{\gamma_A, \gamma_3, \gamma_{KA}\}$  в виде отношения выходного сигнала к входному, которые описываются в виде функций от длины волны  $\lambda$  (или номера спектрального канала ГСА  $k = \overline{1, K}$ ) [88]. Откры-

тым остается вопрос о корректности оценки  $\gamma_A$  и  $\gamma_{KA}$  при обратном переходе от измеренных значений гиперкуба  $B_k$  к  $S_H^O$  (см. схему (2.3)). Этот вопрос также рассматривается ниже.

2.3.2. Для корректного выполнения (2.2) важным фактором является весьма частая решетка задания длин волн  $\lambda_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , в которой  $K$  может достигать ста и более отсчетов. В этих дискретных узких поддиапазонах длин волн  $\lambda \in [\lambda_k, \lambda_{k+1}]$  формируются изображения гиперкуба  $B_k$ . Поэтому будем считать, что сигнал  $S$  в каждом информационном сечении модели СИТ (2.1), т.е. для  $S \in \{S_B^H, S_H^H, S_H^O, S_B^O\}$ , функция соответствия  $\lambda \rightarrow S$ , определяемая прямой  $S_k = a_k \lambda + b_k$ , проходящей через две точки  $(\lambda_k, S_k)$  и  $(\lambda_{k+1}, S_{k+1})$ . В этом случае для модели СИТ (2.1)

$$a_k = \frac{S_{k+1} - S_k}{\lambda_{k+1} - \lambda_k}, \quad b_k = \frac{S_k \lambda_{k+1} - S_{k+1} \lambda_k}{\lambda_{k+1} - \lambda_k}, \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.5)$$

Поскольку по техническим соображениям  $(\lambda_{k+1} - \lambda_k) > 0$ , то отображение  $\lambda \rightarrow S$  однозначно определяется для всех значений из диапазонов измерений  $\lambda$  и  $S$ .

Иная ситуация наблюдается при обратном отображении  $S \rightarrow \lambda$ , когда для  $k$ -го частотного поддиапазона  $[\lambda_k, \lambda_{k+1}]$  значения  $[S_k, S_{k+1}]$  обратного линейного преобразования  $a_k^{-1}$ ,  $b_k^{-1}$ , определяемые как

$$a_k^{-1} = \frac{\lambda_{k+1} - \lambda_k}{S_{k+1} - S_k}, \quad b_k^{-1} = -\frac{S_k \lambda_{k+1} - S_{k+1} \lambda_k}{S_{k+1} - S_k}, \quad (2.6)$$

допускают неоднозначность отображения  $\lambda \rightarrow S$  при  $S_k = S_{k+1}$ . При  $S_{k+1} - S_k = 0$ :  $a_k^{-1} = \infty$ ,  $b_k^{-1} = -\infty$ .

То есть при обратном отображении  $S \rightarrow \lambda$  возникает вопрос, как реагировать на ситуацию при  $|S_{k+1} - S_k| + \varepsilon \leq 0$ , где  $\varepsilon$  – допустимо малая положительная величина? Здесь можно предложить ряд решений для корректного отображения  $S \leftrightarrow \lambda$ . В настоящей работе для каждого  $k$ -го поддиапазона длин волн используется следующий алгоритм.

*Шаг 1.* В каждом  $k$ -м поддиапазоне  $[\lambda_k, \lambda_{k+1}]$ ,  $k = \overline{1, K}$ , проверяется условие  $|S_{k+1} - S_k| \leq \varepsilon$ , где  $\varepsilon$  – максимально допустимое по модулю отличие  $S_{k+1}$  от  $S_k$ , задаваемое исходя из ошибки измерения  $S_k$  и  $S_{k+1}$ . Если это условие не выполняется, то процесс идет по «стандартному» пути, по формуле (2.6), в противном случае следует переход к шагу 2.

*Шаг 2.* При  $|S_{k+1} - S_k| \leq \varepsilon$  фиксируется, что  $S_k$  и  $S_{k+1}$  близки друг к другу. В этом случае частотный поддиапазон разбивается на  $N$  равных участков (суб-поддиапазонов) с шириной  $(\lambda_{k+1} - \lambda_k)/N$ , т.е. формируется новая более частая сетка частот  $\lambda_n = \lambda_k + (\lambda_{k+1} - \lambda_k) \frac{n}{N}$ , где  $n = \overline{0, N}$  – номер отсчета. При  $n = 0$ :  $\lambda_n = \lambda_k$ ; при  $n = N$ :  $\lambda_n = \lambda_{k+1}$ . Для каждого отсчета  $\lambda_n$  формируется  $S_n \in [S_k, S_{k+1}]$  по формуле прямого соответствия (2.5), в которой вместо  $(a_k, b_k)$  вычисляются  $(a_n, b_n)$ , а вместо  $(S_k, S_{k+1})$  и  $(\lambda_k, \lambda_{k+1})$  используются  $(S_n, S_{n+1})$  и  $(\lambda_n, \lambda_{n+1})$ . В результате в более частой решетке формируется и прямое соответствие  $\lambda_n \rightarrow S_n$  и обратное  $S_n \rightarrow \lambda_n$ ,  $n = \overline{0, N}$ . При этом важно, что сохраняются базовые (опорные) соответствия:  $\lambda_k \rightarrow S_k$ ,  $S_k \rightarrow \lambda_k$  при  $n = 0$  и  $n = N$ .

По существу при  $|S_{k+1} - S_k| \leq \varepsilon$  используется кусочно-постоянная модель СИТ, исключаящая некорректные ситуации, характерные для кусочно-линейной модели, когда в (2.6) знаменатель  $S_{k+1} - S_k = 0$ .

2.3.3. Рассмотрим вопрос об исключении зон поглощения атмосферой прямого светового сигнала от Солнца, падающего на Землю и отраженного от нее. Зоны поглощения [38, 68, 72, 82, 88] обусловлены химическим составом атмосферы, но самое главное, они наблюдаются в строго фиксированных диапазонах длин волн, что подтверждается во многих научных публикациях (см. рис. 2.3). При анализе данных гиперспектральной съемки в виде гиперкуба  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$  атмосферные явления сильно искажают отдельные изображения, что отрицательно влияет на процесс идентификации объектов наблюдаемой сцены.

Рассматривая этот вопрос применительно к кусочно-линейной модели СИТ, разумно исключить эти зоны, заменив линейным приближением по отсчетам их начала  $\lambda_H$  и окончания  $\lambda_O$ . Будем считать, что для некоторой зоны поглощения  $\lambda_H$  и  $\lambda_O$  известны. Для линейной аппроксимации этой зоны определим ее принадлежность  $\lambda_H \in [\lambda_k, \lambda_{k+1}]$ ,  $k = \overline{1, K}$ , и  $\lambda_O \in [\lambda_s, \lambda_{s+1}]$ , где  $s \in \{k, k+1, \dots, K\}$ . Для зоны поглощения  $\lambda \in [\lambda_k, \lambda_s]$  по (2.5) определяется линия с коэффициентами  $a_k = (S_s - S_k)/(\lambda_s - \lambda_k)$ ,  $b_k = (S_k \cdot \lambda_s - S_s \cdot \lambda_k)/(\lambda_s - \lambda_k)$ . Если  $|S_s - S_k| \leq \varepsilon$ , то для восстановления отсчетов внутри зоны  $[\lambda_H, \lambda_O]$  используется кусочно-постоянная модель СИТ, в противном случае – кусочно-линейная.

2.3.4. Модель СИТ рассматривает преобразование данных из одного информационного сечения в следующее посредством функционалов. Более простая модель (2.3) оперирует коэффициентами спектральной передачи  $\gamma$  в виде отношения «выходной сигнал / входной сигнал», которые зависят от длины волны  $\lambda$ .

Для каждого дискретного значения  $\lambda_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ ,  $\gamma_k = S_{k+1}/S_k$ , т.е. для любого информационного сечения  $S \in \{S_B^\Pi, S_H^\Pi, S_H^O, S_B^O, B\}$  прямое отображение определяется

как  $\gamma \in \left\{ \gamma_A^\Pi = \frac{S_H^\Pi}{S_B^\Pi}, \gamma_3 = \frac{S_H^O}{S_H^\Pi}, \gamma_A^O = \frac{S_B^O}{S_H^O}, \gamma_{KA} = \frac{B}{S_B^O} \right\}$ , а обратное как

$\gamma^{-1} = \left\{ \frac{1}{\gamma_A^\Pi}, \frac{1}{\gamma_3}, \frac{1}{\gamma_A^O}, \frac{1}{\gamma_{KA}} \right\}$ . В данном случае коэффициент (функция) спектральной

передачи всего СИТ  $\gamma_{СИТ} = (S_B^\Pi \cdot \gamma_A^\Pi \cdot \gamma_3 \cdot \gamma_A^O \cdot \gamma_{KA})/B$ , а КСО объектов Земли, т.е. аналог формулы (2.3), определяется как

$$\gamma_3 = \left( \frac{B}{\gamma_A^O \cdot \gamma_{KA}} \right) / (S_B^\Pi \cdot \gamma_A^\Pi) = B / (S_B^\Pi \cdot \gamma_A^\Pi \cdot \gamma_A^O \cdot \gamma_{KA}). \quad (2.7)$$

Формула для коэффициентов прямого и обратного линейных преобразований  $(\alpha_k, \beta_k)$  и  $(\alpha_k^{-1}, \beta_k^{-1})$  для модели СИТ (2.3) имеют тот же вид, что и выражения (2.5) и (2.6), после замены  $(S_k, S_{k+1})$  на  $(\gamma_k, \gamma_{k+1})$ . Здесь неопределенность вносят коэффициенты обратных преобразований  $\alpha_k^{-1} = (\lambda_{k+1} - \lambda_k)/(f_{k+1} - f_k)$  и

$\beta_k^{-1} = -(f_k \cdot \lambda_{k+1} - f_{k+1} \cdot \lambda_k) / (f_{k+1} - f_k)$ . Эта неопределенность возникает при  $f_{k+1} = f_k$ , что соответствует идеальной передаточной характеристике каждого звена СИТ (т.е.  $\gamma_k = \gamma_{k+1} = 1$ ), либо отсутствию входного сигнала от Солнца. И тот и другой случай противоречат физическим условиям гиперспектральной съемки. Тем не менее, при  $f_{k+1} \approx f_k$  можно воспользоваться приведенным выше алгоритмом перехода от кусочно-линейной к кусочно-постоянной модели СИТ.

2.3.5. На рис. 2.5 представлен пример исключения зон сильного поглощения светового сигнала на входе и выходе ГСА, т.е. получение данных необходимых для мониторинга и калибровки спектральной характеристики гиперспектрометра  $\gamma_{КА}$  и КСО  $\gamma_3$  по результатам наблюдения опорных радиометрических полигонов.

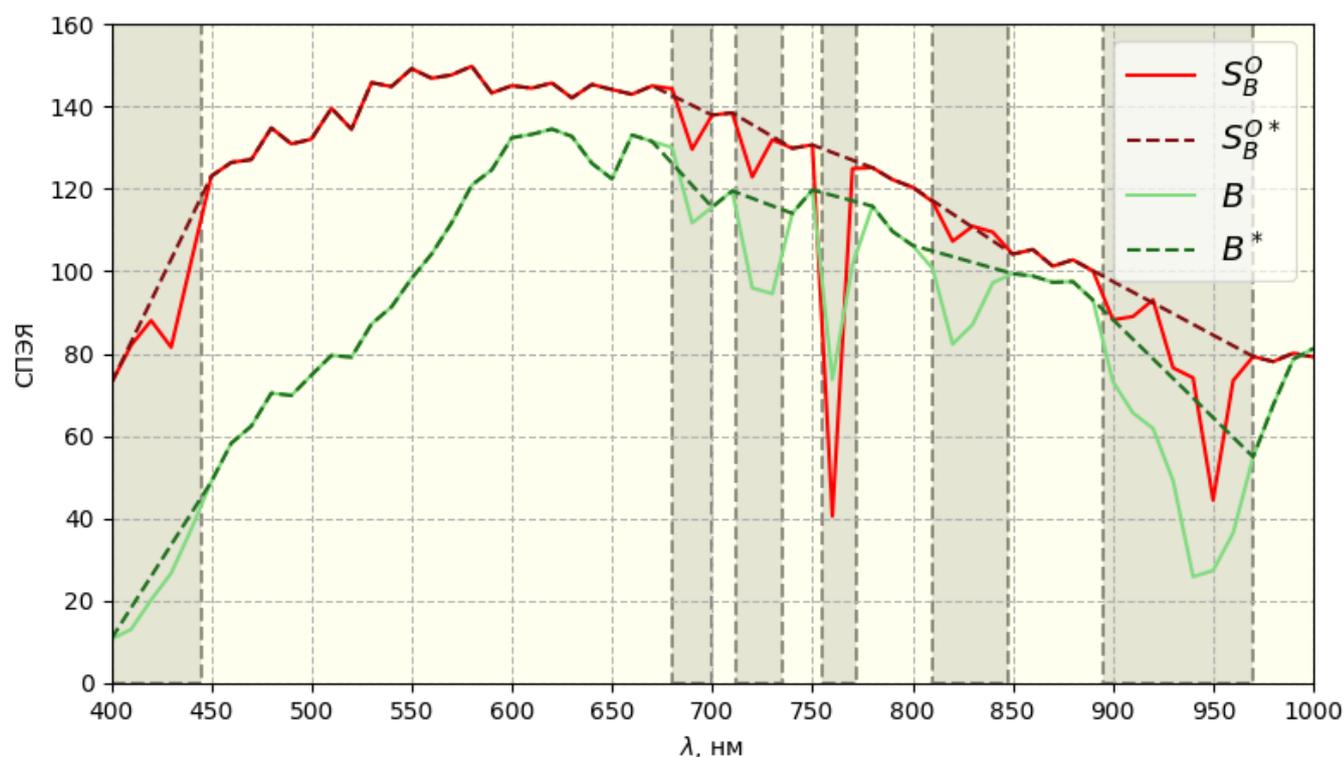


Рисунок 2.5 – СПЭЯ  $S_B^O$ ,  $B$  до устранения зон поглощения и  $S_B^{O*}$ ,  $B^*$  после устранения

Таким образом, рассмотренная кусочно-линейная модель отдельных звеньев и СИТ в целом позволяет представить в общем случае некорректно поставленную задачу оценки спектральных передаточных характеристик звеньев СИТ в виде

корректной задачи и на этой основе решить ряд важных вопросов, связанных с анализом данных гиперспектральной съемки.

#### **2.4. КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ИНФОРМАЦИИ ОТ СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ С ДАННЫМИ ОТ СИСТЕМ МОДЕЛИРОВАНИЯ И СЕТИ ОПОРНЫХ ПОЛИГОНОВ**

2.4.1. Одно из концептуальных соображений, положенных в основу аналитико-нейросетевого подхода идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки, состоит в объединении знаний, полученных в ходе создания и эксплуатации реальных систем ДЗЗ, и современных систем моделирования этого процесса. И те, и другие системы отличаются пространственным и радиометрическим разрешением гиперспектральных данных, дискретной сеткой длин волн, реальными и модельными частотными характеристиками элементов видеотракта. Ставится задача об использовании знаний и данных от этих систем в рамках аналитико-нейросетевой идентификации объектов Земли по материалам космической гиперспектральной съемки [87, 88, 96, 98, 99, 100, 109, 110].

Рассмотренная выше структурная модель СИТ (2.3) определяет необходимость использования данных от трех источников:

- реальной информации от систем гиперспектральной съемки Земли в виде гиперкуба  $B = (B_k(m, n), k = \overline{1, K})$ , в том числе и результатов съемки опорных радиометрических полигонов (ОП)  $B_{оп} = (B_{оп, k}(m, n), k = \overline{1, K})$ ;

- данных от систем моделирования процесса переноса солнечного излучения на Землю и его отражения в направлении на космический аппарат с ГСА;

- информационных ресурсов от опорных наземных радиометрических полигонов.

Поэтому решение каждой конкретной задачи в рамках модели СИТ (2.3) требует исследования вопроса комплексирования данных от перечисленных информационных систем.

2.4.2. На основе системного анализа рассматриваемой задачи для ее решения определены три источника данных:

- российская космическая система «Ресурс-П» с ГСА в виде пяти спутников, выведенных на орбиту в период с 2013 по 2024 год [23, 24];

- система моделирования передачи солнечного излучения «6S», разработанная вычислительным центром «MODIS LSR SCF» (США) с широкой кооперацией европейских научно-исследовательских организаций [68, 81];

- сеть опорных полигонов «RadCalNet», организованных международным комитетом спутникового наблюдения Земли – CEOS [63].

*Система «Ресурс-П».* В период с 2013 по 2024 годы осуществлены запуски пяти космических аппаратов (головной разработчик – Самарский Ракетно-космический центр «Прогресс»), на которых установлена гиперспектральная аппаратура (разработчик ГСА – Красногорский механический завод). Технические характеристики ГСА: пространственное разрешение – 30 м; радиометрическое разрешение – 14 бит; число спектральных каналов –  $\approx 130$ ; спектральный диапазон – 400-1000 нм; сетка длин волн – квазирегулярная с  $\Delta\lambda_k \in [\lambda_k, \lambda_{k+1}] \approx 5$  нм.

*Система моделирования «6S»*, используя модели атмосферы и отражения от объекта, имитирует видеотракт систем ДЗЗ. При указании вектора параметров атмосферы и функции КСО объекта, позволяет с высокой точностью получить функцию  $S(\lambda)$  в любом информационном сечении СИТ. Моделирование производится в спектральном диапазоне 400-2500 нм в произвольной сетке длин волн. Другая важная особенность «6S» заключается в доступности широкого набора атмосферных, спектральных и геометрических условий для моделирования гиперспектральных данных. Это позволяет адаптировать нейросетевые алгоритмы идентификации объектов Земли к изменчивому состоянию атмосферы, зависящему от географических координат наблюдаемой сцены и времени съемки.

*Система «RadCalNet»*, используя наземные средства гиперспектральных измерений опорного полигона (ОП), позволяет через каждые 30 минут получать данные об ОП:  $\gamma_3(\lambda)$ , а также параметры атмосферы, необходимые для определе-

ния  $\gamma_A$ , в регулярных отсчетах длин волн  $\lambda_i$ ,  $\Delta\lambda_i = \Delta = const = 10$  нм. Наличие данной информации имеет решающее значение для определения  $\gamma_{KA}$ , и, в конечном счете, успешной идентификации объектов.

2.4.3. Как уже отмечалось, ГСА формирует дискретные отсчеты гиперкуба в квазирегулярной по  $\lambda$  и  $\Delta$  сетке частот  $\lambda_{k+1} - \lambda_k = \Delta\lambda_k \neq const, k = \overline{1, K}$ . Поэтому для оценки и калибровки  $\gamma_{KA} = B/S_B^O$ , а затем  $\gamma_3 = S_H^O/S_H^H$ , необходимо данные от опорного полигона на уровне отсчетов  $S_B^O$  и  $B$  свести к единой сетке частот.

Введем локальные обозначения, опустив индексы «П», «О», «Н», «В»:

–  $B_k, k = \overline{1, K}$ , – исходные отсчеты гиперкуба  $B$  в квазирегулярной сетке частот  $\lambda_k, \Delta_k \neq Const, k = \overline{1, K}$ , а  $\tilde{B}_i, i = \overline{1, I}$ , – отсчеты в регулярной сетке частот  $\lambda_i$ , для которой  $\Delta_i = Const$ ;

–  $S_i, i = \overline{1, I}$ , – регулярные отсчеты последовательности  $S$ , а  $\tilde{S}_k, k = \overline{1, K}$ , – интерполированные отсчеты в сетке частот  $\lambda_k, k = \overline{1, K}$ .

Рассмотрим два варианта представления данных от опорного полигона сети «RadCalNet» и гиперспектральной аппаратуры КА «Ресурс-П» с использованием кусочно-линейной интерполяции.

*Вариант 1.* Регулярные отсчеты  $S_i, i = \overline{1, I}$ ,  $\Delta_i = \lambda_{i+1} - \lambda_i = \Delta = Const$ , формируемые ОП, не изменяются, а по ним определяются интерполированные отсчеты (рис. 2.6, а):

$$\tilde{S}_k = S_i(1 - \alpha_i) + S_{i+1} \cdot \alpha_i, \quad (2.8)$$

где  $\alpha_i = (\lambda_k - \lambda_i)/\Delta$  – коэффициент, равный тангенсу угла наклона линии, проходящей через точки  $(\lambda_i, S_i)$  и  $(\lambda_{i+1}, S_{i+1})$ . При  $\lambda_k = \lambda_i : \alpha_i = 0$  и  $\tilde{S}_k = S_i$ . При  $\lambda_k = \lambda_{i+1} : \alpha_i = 1$  и  $\tilde{S}_k = S_{i+1}$ .

*Вариант 2.* Нерегулярные отсчеты  $B_k, k = \overline{1, K}$ ,  $\Delta_k = \lambda_{k+1} - \lambda_k \neq Const$ , формируемые ГСА, не изменяются, и по ним находятся интерполированные отсчеты  $\tilde{B}_i, i = \overline{1, I}$ , в регулярной сетке частот ОП (рис. 2.6, б). В данном случае:

$$\tilde{B}_i = B_k(1 - \alpha_k) + B_{k+1} \cdot \alpha_k, \quad (2.9)$$

где  $\alpha_k = (\lambda_i - \lambda_k) / \Delta_k$ . При  $\lambda_i = \lambda_k : \alpha_k = 0$  и  $\tilde{B}_i = B_k$ . При  $\lambda_i = \lambda_{k+1} : \alpha_k = 1$  и  $\tilde{B}_i = B_{k+1}$ .

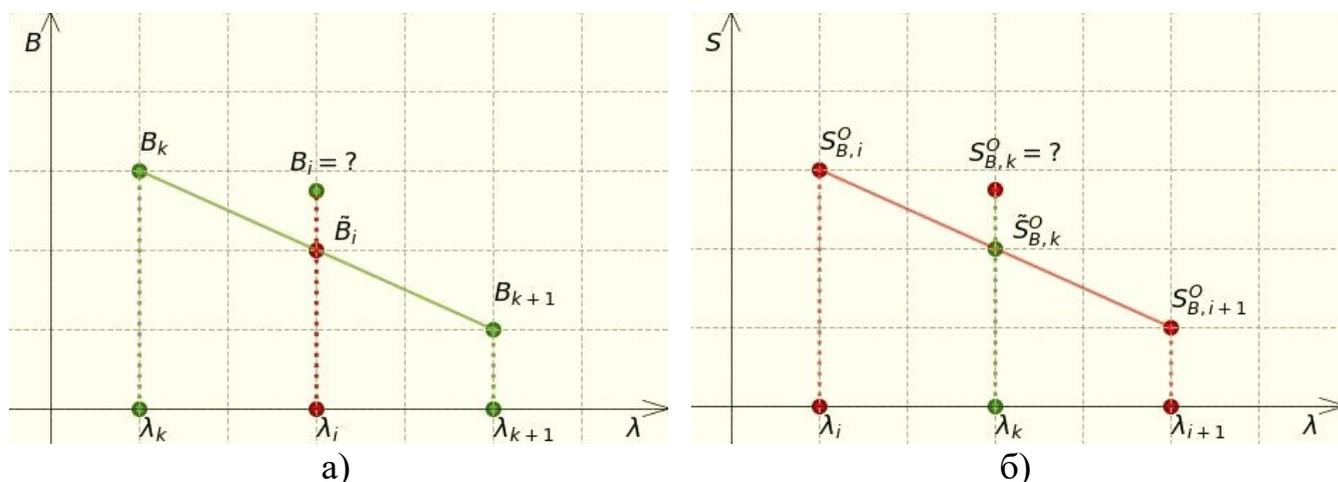


Рисунок 2.6 – отображение данных: а)  $\lambda_i \rightarrow \lambda_k$ ; б)  $\lambda_k \rightarrow \lambda_i$

2.4.4. Кусочно-линейная интерполяция вносит ошибку: вместо фактического значения  $S_k$  дает  $\tilde{S}_k$  (вариант 1), и вместо  $B_i$  дает  $\tilde{B}_i$  (вариант 2), где индексы «O» и «B» опущены. Для численного сопоставления точности отображений  $S_k \rightarrow \tilde{S}_k$  и  $B_i \rightarrow \tilde{B}_i$  при отсутствии фактических значений  $S_k$  и  $B_i$  предлагается следующий подход. Он основан на том, что линейная интерполяция приводит к сглаживанию значений  $\tilde{S}_k$  и  $\tilde{B}_i$  по отношению к  $S_k$  и  $B_i$ , что должно отражаться в снижении дисперсий  $D(\tilde{S})$  и  $D(\tilde{B})$  по отношению к  $D(S)$  и  $D(B)$ . Поэтому для обоснованного выбора одного из вариантов может служить критерий  $\eta = \eta_1 / \eta_2$ , где  $\eta_1 = D(\tilde{S}) / D(S)$ ,  $\eta_2 = D(\tilde{B}) / D(B)$ . При  $\eta_1 \approx \eta_2 : \eta \approx 1$ , что говорит об отсутствии предпочтения в пользу варианта 1 или 2. Если  $\eta_1 > \eta_2$ , то  $\eta > 1$ , и предпочтение следует отдать варианту 1, в противном случае (при  $\eta_1 < \eta_2$ ) – варианту 2.

*Оценка  $\eta_1$  (вариант 1).* Случайный характер  $\eta_1$  определяется точкой попадания  $\lambda_k$  в интервал  $\Delta \in [\lambda_{i+1} - \lambda_i] = Const$ . При достаточно представительном объеме данных можно считать, что  $\lambda_k$  – случайная величина, распределенная по закону равномерной плотности вероятности, т.е.  $\lambda_k \in [0, \Delta]$ , ее математическое

ожидание и дисперсия определяются как  $M(\lambda_k) = \lambda_i + 0.5\Delta$ ,  $D(\lambda_k) = \Delta^2/12$ . Коэффициент  $\alpha_i$  в выражении (2.8) линейно связан с  $\lambda_k$ ,  $\alpha_i = (\lambda_k - \lambda_i)/\Delta$  и подчинен тому же закону, так что  $\alpha_i \in [0, 1]$ ,  $M(\alpha_i) = 0.5$ ,  $D(\alpha_i) = 1/12$ .

По физическим соображениям в (2.8)  $\alpha_i$  не зависит от  $S_i$  и  $S_{i+1}$ , а зависимость  $S_i$  и  $S_{i+1}$  определяется автокорреляционным моментом  $K(S_i, S_{i+1})$ , который при  $\Delta \rightarrow 0$  стремится к дисперсии  $D(S)$ , а при увеличении  $\Delta$  уменьшается в пределе до нуля.

Представим (2.8) как  $Z = X + Y$ , где  $Z = \tilde{S}$ ,  $X = S_i(1 - \alpha_i)$ ,  $Y = S_{i+1} \cdot \alpha_i$ . Тогда с учетом введенных допущений получим:  $M(Z) = M(S)$ ,  $M(X) = 0.5 \cdot M(S)$ ,  $M(Y) = 0.5 \cdot M(S)$ . Перейдя к центрированным случайным величинам  $\overset{\circ}{Z} = Z - M(S)$ ,  $\overset{\circ}{X} = X - 0.5M(S)$ ,  $\overset{\circ}{Y} = Y - 0.5M(S)$ , получим:

$$D(Z) = M\left[\left(\overset{\circ}{X}\right)^2\right] + M\left[\left(\overset{\circ}{Y}\right)^2\right] + 2M\left[\overset{\circ}{X} \cdot \overset{\circ}{Y}\right].$$

Возвращаясь к обозначениям выражения (2.8) найдем:

$$M\left[\left(\overset{\circ}{X}\right)^2\right] = M\left[\left(\overset{\circ}{Y}\right)^2\right] = D(S) + \frac{1}{12}M^2(S),$$

$$M\left[\overset{\circ}{X} \cdot \overset{\circ}{Y}\right] = K(S_i, S_{i+1}) - \frac{1}{12}M^2(S).$$

В итоге:

$$D(\tilde{S}) = \frac{2}{3}D(S) + \frac{1}{3}K(S_i, S_{i+1}), \quad (2.10)$$

$$\eta_1 = \frac{2}{3} + \frac{1}{3} \frac{K(S_i, S_{i+1})}{D(S)}. \quad (2.11)$$

Из (2.9) следует, что  $D(\tilde{S}) \leq D(S)$ , а  $\eta_1 \leq \frac{2}{3} + \frac{1}{3} \frac{K(S_i, S_{i+1})}{D(S)}$ , т.е.  $\eta_1 \in \left[ \frac{2}{3}, 1 \right]$ , и

зависит от степени корреляционной связи последовательностей  $S_i$  и  $S_{i+1}$ ,  $i = \overline{1, I}$ , и шага дискретизации по длине волны  $\Delta_i$ .

*Оценка  $\eta_2$  (вариант 2).* В данном случае могут быть использованы аналогичные рассуждения применительно к среднему значению  $\bar{\Delta} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \Delta_i$ , полагая, что  $\Delta_i$ ,  $i = \overline{1, I}$ , мало отличаются от  $\bar{\Delta}$  (это характерно для используемой на практике ГСА). Отличительной особенностью варианта 2 является тот факт, что отсчеты ГСА  $B_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , искажены некоррелированным электронным шумом оптико-электронных преобразователей, который характеризуется нулевым средним  $M(\varepsilon) = 0$  и дисперсией  $D(\varepsilon)$ . С учетом сделанных допущений:

$$D(\tilde{B}) = \frac{2}{3} [D(B) + D(\varepsilon)] + \frac{1}{3} K(B_k, B_{k+1}), \quad (2.12)$$

где  $B$  – полезный сигнал,  $\varepsilon$  – аддитивный некоррелированный шум. В итоге:

$$\eta_2 = \frac{2}{3} \left( 1 + \frac{D(\varepsilon)}{D(B)} \right) + \frac{1}{3} \frac{K(B_k, B_{k+1})}{D(B)}. \quad (2.13)$$

2.4.5. Для оценки  $\eta_1$ ,  $\eta_2$  и итогового показателя  $\eta = \eta_1 / \eta_2$  по данным многократного сканирования опорных радиометрических полигонов «La Crau» и «Railroad Valley Playa» сети «RadCalNet» гиперспектральной аппаратурой космического аппарата «Ресурс-П» сформированы следующие наборы данных:

- последовательности  $S$  – исходная (по данным опорного полигона и моделирующей системы 6S) и  $\tilde{S}$  – интерполированная в квазирегулярную сетку частот, по которым получены оценки  $\hat{D}(S)$ ,  $\hat{K}(S_i, S_{i+1})$  и  $\eta_1$ ;

- последовательности  $B$  – исходная от ГСА КА «Ресурс-П» и  $\tilde{B}$  – интерполированная в регулярную сетку частот, по которым получены оценки  $\hat{D}(B)$ ,  $\hat{K}(B_k, B_{k+1})$ ,  $\hat{D}(\varepsilon)$  и  $\eta_2$ . При этом использовались данные от опорного полигона с разрешением по длине волны  $\Delta = 10$  нм и от ГСА КА «Ресурс-П» с разрешением

$\bar{\Delta} = 5$  нм. Для оценки  $\hat{D}(\varepsilon)$  использовался известный подход, основанный на прогнозе  $D(B)$  по прямой  $P(\tau) = a\tau + b$ ,  $\tau = 1, 2$ , построенной по двум отсчетам автокорреляционной функции  $\hat{K}(B_k, B_{k+1})$ ,  $\tau = 1$ ,  $\hat{K}(B_k, B_{k+2})$ ,  $\tau = 2$ , которые из физических соображений считаем независимыми от шума  $\varepsilon$ . В результате  $\hat{D}(\varepsilon) = \hat{D}(B) - P(0)$ ;  $P(0) = b$ , где  $b = 2\hat{K}(B_k, B_{k+1}) - \hat{K}(B_k, B_{k+2})$ . В таблице 2.1 представлены вычисленные оценки точности комплексирования по первому и второму варианту.

Таблица 2.1. Оценки эффективности вариантов комплексирования

Название ОП	1-й вариант			2-й вариант					$\eta$
	$\hat{D}(s)$	$\hat{K}(S_i, S_{i+1})$	$\eta_1$	$\hat{D}(B)$	$\hat{K}(B_k, B_{k+1})$	$\hat{K}(B_k, B_{k+2})$	$\hat{D}(\varepsilon)$	$\eta_2$	
La Crau	917	536	0,86	464	310	250	94	1,02	<b>0,84</b>
Railroad Valley Playa	1000	728	0,90	586	496	473	67	1,02	<b>0,88</b>

Из таблицы 2.1 следуют следующие выводы:

1. Сравнительный анализ двух вариантов показал, что  $\eta = \eta_1 / \eta_2 \approx 0,86$  для используемых наборов данных. Таким образом, согласно полученным оценкам, точность комплексирования по первому варианту выше на 12-16 %.

2. Дополнительное основание для выбора первого варианта заключается в наличии шума в данных ГСА. Более высокое спектральное разрешение обеспечивается ценой снижения радиометрического качества изображений.

## ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 2

1. Сформулированы концептуальные положения аналитико-нейросетевого подхода к идентификации природных объектов Земли по данным гиперспектральной съемки:

- необходимость создания новых алгоритмов, основанных на структурно-частотном анализе гиперспектральных изображений с учетом особенностей их формирования;

- учет спектральных передаточных характеристик звеньев сквозного информационного тракта при нейросетевой обработке гиперспектральных изображений;

- использование достаточно точных аналитических описаний и приближенных знаний о звеньях СИТ при аналитико-нейросетевой идентификации;

- интеграция знаний о реальных системах гиперспектральной съемки Земли, систем моделирования этого процесса и систем наземных опорных полигонов.

2. Представлены структурные модели СИТ систем гиперспектральной съемки Земли и задачи, вытекающие из этих моделей.

3. Разработана кусочно-линейная модель СИТ, позволяющая корректно поставить и решить задачи оценки спектральных передаточных характеристик звеньев СИТ.

4. Разработана модель и алгоритм информационного совмещения данных от реальных систем гиперспектрального наблюдения Земли, систем моделирования этого процесса и служб наземных опорных радиометрических полигонов.

### ГЛАВА 3. АЛГОРИТМЫ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ ЗЕМЛИ

*В этой главе выдвигаются и обосновываются Положения 4 и 5 (стр.10), выносимые на защиту. Они являются структурными элементами Положения 1 и имеют самостоятельное научное и прикладное значения.*

#### 3.1. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ

3.1.1. Как уже отмечалось в параграфе 2.1, основная идея аналитико-нейросетевого подхода заключается в эффективном использовании достаточно точных аналитических знаний по ряду информационных сечений СИТ и достигнутых на сегодняшний день приближенных (модельных) знаний по другим сечениям СИТ. Применительно к структурной схеме СИТ (2.3):

-  $S_B^H(\lambda)$  и  $S_H^O(\lambda)$  потоки, определяемые процессами падения солнечного излучения на ВГА и отражения от объектов земной поверхности в направлении на КА – описаны достаточно точно аналитически [68, 72, 82];

-  $\gamma_A(\lambda)$  и  $\gamma_{КА}(\lambda)$  – спектральные передаточные характеристики атмосферы и ГСА, которые вносят неопределенность в соответствие  $S_B^H(\lambda) \leftrightarrow B(\lambda)$ .

При этом  $\gamma_A(\lambda)$  – представлена в настоящее время многофакторными моделями атмосферы, а  $\gamma_{КА}(\lambda)$  – данными предполетной калибровки ГСА и результатами полетных калибровок по опорным наземным полигонам с известными  $\gamma_{з,оп}(\lambda)$ . Именно из этих соображений рассматриваются ниже аналитико-нейросетевые алгоритмы.

3.1.2. Как известно, на сегодняшний день сверточные нейронные сети (СНС) являются одним из наиболее перспективных средств анализа гиперспектральной информации благодаря ряду достоинств. Во-первых, за последнее десятилетие СНС были успешно применены для обработки материалов оптического и

радиолокационного зондирования и позволили с высокой точностью обеспечить решение ряда сложных трудно формализуемых задач. Во-вторых, применение СНС позволяет достичь высокого уровня автоматизации при формировании стандартных продуктов ДЗЗ. В третьих, математический аппарат, лежащий в основе СНС, позволяет эффективно извлекать ценную пространственно-частотную информацию из многомерных гиперспектральных изображений. Наконец, в условиях наличия знаний только для построения приближенных (грубых) аналитических моделей идентификации земных объектов по данным гиперспектральной съемки применение СНС является наиболее предпочтительным вариантом по сравнению с традиционными алгоритмами. Это выражается в первую очередь в возможности учета особенностей сквозного видеотракта формирования гиперспектральной информации, получаемой системами ДЗЗ.

Несмотря на перечисленные преимущества, обработка ГСИ средствами СНС сопряжена с рядом трудностей. Одна из них заключается в сложности формирования и наращивания обучающей выборки, которая, как правило, формируется экспертным методом (т.е. человеком). Для обучения СНС требуются большие объемы опорной информации. При этом ее качество напрямую определяет эффективность применения СНС. Другая проблема заключается в искажениях, вызванных особенностями СИТ формирования гиперспектральных данных. Эффективное обучение и использование СНС требует исключения влияния посторонних факторов на исходные данные или их систематического учета при проектировании обучающей выборки. Существуют и сложности, связанные непосредственно с повышенным объемом информации от ГСИ. Соседние спектральные каналы обладают сильной взаимной корреляцией, поэтому стоит задача извлечения полезной информации из ГСИ. Это необходимо учитывать для снижения вычислительных требований к СНС и повышения качества информации при ее обучении.

3.1.3. Сверточные нейронные сети – это специальный тип архитектуры искусственных нейронных сетей, который требует целенаправленного обучения. Архитектура СНС описывает последовательность и параметры применения к входным данным математических операций, называемых слоями. Базовыми слоя-

ми для сверточных нейронных сетей являются входной слой (input layer), слой свертки (convolution layer), слой объединения (pooling layer), слой полной связи (dense layer или fully connect layer) и выходной слой (output layer) [113].

*Входной слой* содержит «сырые» исходные данные, где каждый пиксель служит признаком для дальнейшей обработки.

*Сверточный слой* реализует операцию свертки локальной области изображения с матрицей весов (ядра свертки) определенного размера, последовательно

скользя по изображению  $(B_k * \omega) = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w \omega_{i,j} \times B_{m+i+1, n+j+1, k}$ , где  $\omega$  – ядро свертки

с размером  $h \times w$ ,  $*$  – операция свертки. К выходу сверточного слоя применяется активация, например, при помощи нелинейной функции ReLU  $f(x) = \max(0, x)$ . В результате активации формируется итоговая карта признаков, которая поступает на вход следующего слоя. Последовательное применение операций свертки позволяет извлекать важные пространственно-частотные признаки гиперспектральных изображений.

*Слой объединения* располагается за слоем свертки. Он предполагает анализ входной карты признаков с помощью двумерного фильтра и уменьшение ее размерности путем объединения соседних элементов. Основная цель такого объединения – сохранить наиболее релевантную информацию, сократив при этом пространственные размеры входных данных. На практике наиболее часто используются максимальное (max pooling) и среднее (average pooling) значения в окне фильтра.

*Слой полной связи* располагается в конце СНС после нескольких блоков слоев сверток и объединения. Зачастую ему предшествует сглаживающий слой (flatten layer), преобразующий карту признаков в одномерный вектор. Термин «слой полной связи» обусловлен тем, что каждый нейрон в этом слое связан с каждым нейроном предыдущего слоя. Такая сложная взаимосвязь гарантирует, что этот слой обладает полным пониманием входных данных. Нейроны в полностью связанных слоях обладают весами и смещениями, образуя матрицу весов,

размер которой определяется входными данными и количеством нейронов. Входные данные умножаются на матрицу весов, после чего следует сложение со смещением. Выход слоя полной связи может передаваться последующим слоям или выводить окончательные прогнозы, такие как оценки классов или значения регрессии.

*Выходной слой* – это последний этап, отвечающий за формирование прогнозов на основе изученных функций. Применяется функция активации в соответствии с задачей (например, softmax – для классификации) для преобразования необработанных выходных данных.

Веса связей слоев свертки и полной связи обновляются методом обратного распространения ошибки [113], который реализуется при помощи классического метода градиентного спуска. Ошибки между выходом сети и истинным значением определяются на основе заранее заданной функции потерь.

3.1.4. Как уже отмечалось, создание набора данных для обучения СНС – крайне важный и сложный процесс. Касательно ГСИ, в открытом доступе имеется ряд небольших наборов данных, объема которых недостаточно для качественных и всесторонних исследований. В связи с этим возникает необходимость ручной разметки и кластеризации исходных изображений [93, 94, 102]. Для этой задачи в качестве вспомогательных инструментов могут быть использованы специальные библиотеки с набором верифицированных спектров известных материалов [114].

При проектировании обучающей выборки особое внимание следует уделить сквозному тракту формирования ГСИ. Во-первых, для исходных изображений необходимо наиболее точно представить процесс формирования информации на верхней границе атмосферы ( $S_B^0$ ) для определения  $\gamma_{KA}$ . Эта операция может быть выполнена на базе информационных ресурсов опорных полигонов сети «RadCal-Net» [63]. Во-вторых, необходим учет условий съемки, особенно атмосферных искажений. В реальных условиях получения гиперспектральной информации оценка  $\gamma_A$ , т.е. коэффициента пропускания атмосферы, практически невозможна.

В этой связи предлагается исключение из анализа спектральных зон с повышенными атмосферными искажениями (см. п. 2.3.3) с их последующей заменой интерполированными по смежным неискаженным отчетам данными. Альтернативным решением может быть формирование инвариантности СНС к изменяющимся атмосферным условиям. Реализация данной стратегии требует синтетической генерации гиперспектральных данных, охватывающих широкий спектр атмосферных и геометрических параметров съёмки. Синтез такой информации может быть выполнен средствами моделирующей системы «6S» [81].

При наращивании обучающей выборки распространенной практикой является аугментация данных, применяемая для повышения надежности СНС, особенно в контексте смягчения влияния к структурным искажениям исходных данных. Для ГСИ методы аугментации могут включать поворот исходных изображений под разными углами, введение искусственного шума и другие подобные модификации. Эти дополнения призваны повысить стабильность входной информации и тем самым улучшить статистическую представительность выборки.

3.1.5. Эффективность принимаемых СНС решений во многом зависит от предоставления ей дополнительной (вспомогательной) информации по анализируемой сцене. В работах [85, 91, 92, 103, 104, 112] с участием автора обосновывается целесообразность привлечения структурных признаков наблюдаемой сцены в задаче идентификации крупных однородных природных объектов по спектрально-нальным данным комического аппарата «Ресурс-П». Для извлечения информации о структуре наблюдаемой сцены был использован популярный текстурный признак Харалика [70], а исследования проводились на базе одной из передовых моделей сверточных нейронных сетей U-Net [75]. Исходные данные для СНС, состоящие из трех каналов видимого спектра (RGB), были дополнены текстурным признаком в качестве четвертого канала (рисунок 3.1). Оценка эффективности идентификации производилась на основе таких широко используемых метрик, как точность (precision), полнота (recall) и F-мера (F-score) [115]. Эти показатели принимают значение в диапазоне от 0 до 1 и демонстрируют степень соответствия

результатов нейросетевой идентификации объектов и фактической истиной (эталоном).

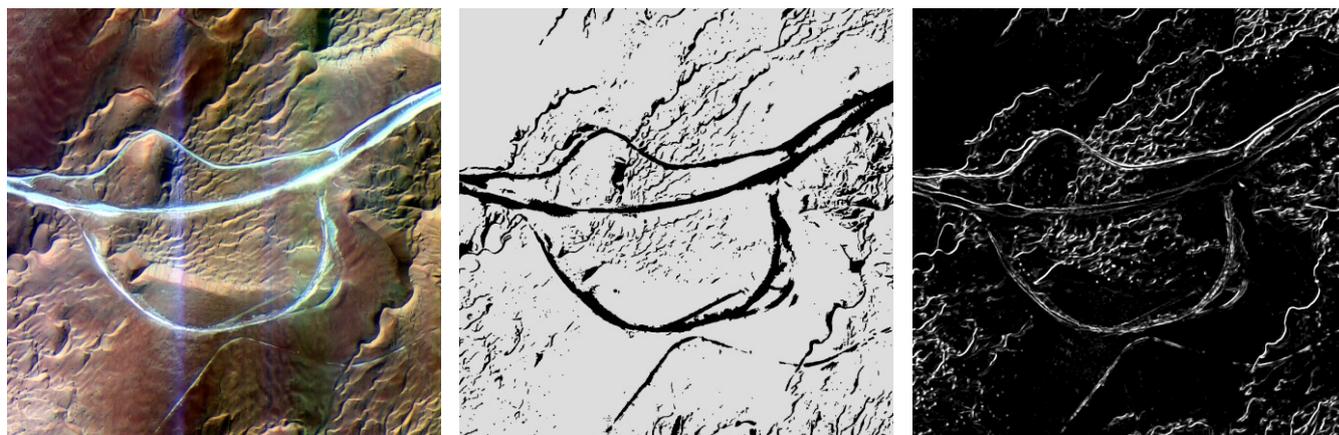


Рисунок 3.1 – фрагмент набора данных (слева – снимок КА «Ресурс-П», по центру – опорные данные, справа – текстурный признак Харалика)

Результаты выполненных исследований показали достаточно высокий рост численных оценок качества идентификации (от 3.2 до 13.8 % для отдельных маршрутов съемки) при использовании текстурного признака Харалика.

Использование текстурного признака Харалика и аналогичных алгоритмов сводится к анализу энергетических и геометрических характеристик сцены, что ограничивает их применимость. ГСИ позволяют формировать существенно более информативные структурно-частотные признаки наблюдаемой сцены и обеспечивать на этой основе более надежное решение сложных задач идентификации объектов. В тоже время, съемка в очень узких спектральных зонах приводит к высокой корреляции соседних каналов ГСИ, в результате чего порождается информационная избыточность, что требует ее уменьшения для снижения объема вычислений и повышения релевантности информации.

Очевидным решением этого вопроса является использование метода главных компонент (МГК) [116]. Он основан на формировании ортогонального базиса, в котором обрабатываемые данные обладают максимальной дисперсией. Базис формируется так, что данные по его осям ранжированы по мере убывания дисперсии. Этот факт позволяет выбрать для последующей обработки первые  $L(L < K)$  – главных компонент, содержащих наибольшую часть полезной информации. При

этом при наличии шума в спектральных каналах гиперспектрометра МГК выполняет роль фильтра, так как отношение «полезный сигнал / шум» также убывает с ростом номера компоненты.

При использовании МГК для предобработки данных в системах принятия решений с учителем (к которым относятся нейросетевые методы обработки), требуется учитывать важную особенность: при обработке с помощью МГК каждого изображения будет сформирован свой базис и данные спроецированы на него. Так как обучающая выборка обычно формируется из множества изображений, то данные от них описываются в различных системах координат (в отличие, от исходной единой системы координат: номер канала – яркость). Для парирования этой особенности базис МГК должен быть рассчитан для всей обучающей выборки.

3.1.6. При использовании нейросетевых методов для обработки гиперспектральных данных особенно актуально сокращение их размерности, так как ее рост приводит к увеличению числа неизвестных «весов» нейросети. Это, в свою очередь, требует существенного увеличения обучающей выборки.

Выполнен ряд исследований по применению МГК в задаче нейросетевой идентификации объектов земной поверхности по материалам гиперспектральной съемки [84, 86, 108]. Для экспериментальных исследований привлечена гиперспектральная информация от космической системы «Ресурс-П», а также авиационного датчика «AVIRIS» (открытый набор данных «Salinas» [117]). При этом из набора данных «Salinas» использована информация из спектрального диапазона 400-1000 нм, соответствующая рабочему диапазону ГСА КА «Ресурс-П». В качестве архитектуры СНС использовалась сеть, приведенная в [118], дополненная слоем пакетной нормализации (batch normalization) перед слоем полной связи (dense layer). На рис. 3.2 и 3.3 представлены примеры нейросетевой обработки ГСИ от набора данных «Salinas» и космической системы «Ресурс-П» при различном числе главных компонент  $L$ , обрабатываемых СНС. Для оценки эффективности обученных моделей использована F-мера [115], обобщающая оценки точности и полноты. Численные оценки результатов идентификации объектов по гиперспектральным данным набора данных «Salinas» и КА «Ресурс-П» представлены в

таблицах 3.1 и 3.2. В последних строках указаны усредненные по всем классам значения F-меры, где  $\bar{F}_C$  - относится к «Salinas», а  $\bar{F}_P$  к «Ресурс-П».

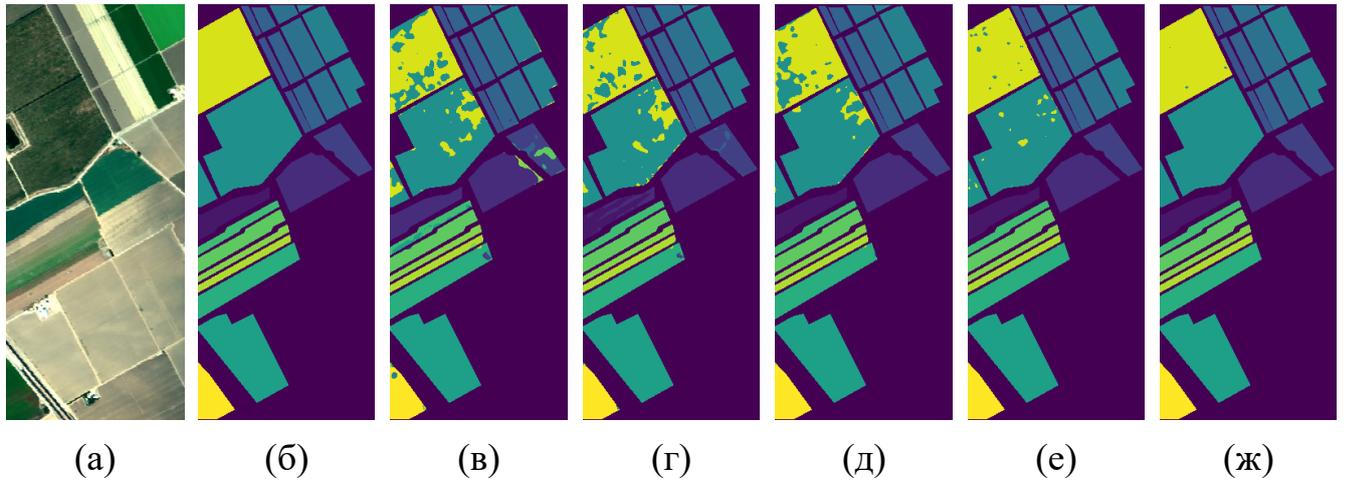


Рисунок 3.2 – результаты нейросетевой обработки ГСИ от «Salinas» для различного числа компонент  $L$ , обрабатываемых СНС: (а) – ГСИ (синтез RGB), (б) – эталон, (в)  $L = 3$ , (г)  $L = 5$ , (д)  $L = 7$ , (е)  $L = 10$ , (ж)  $L = 20$

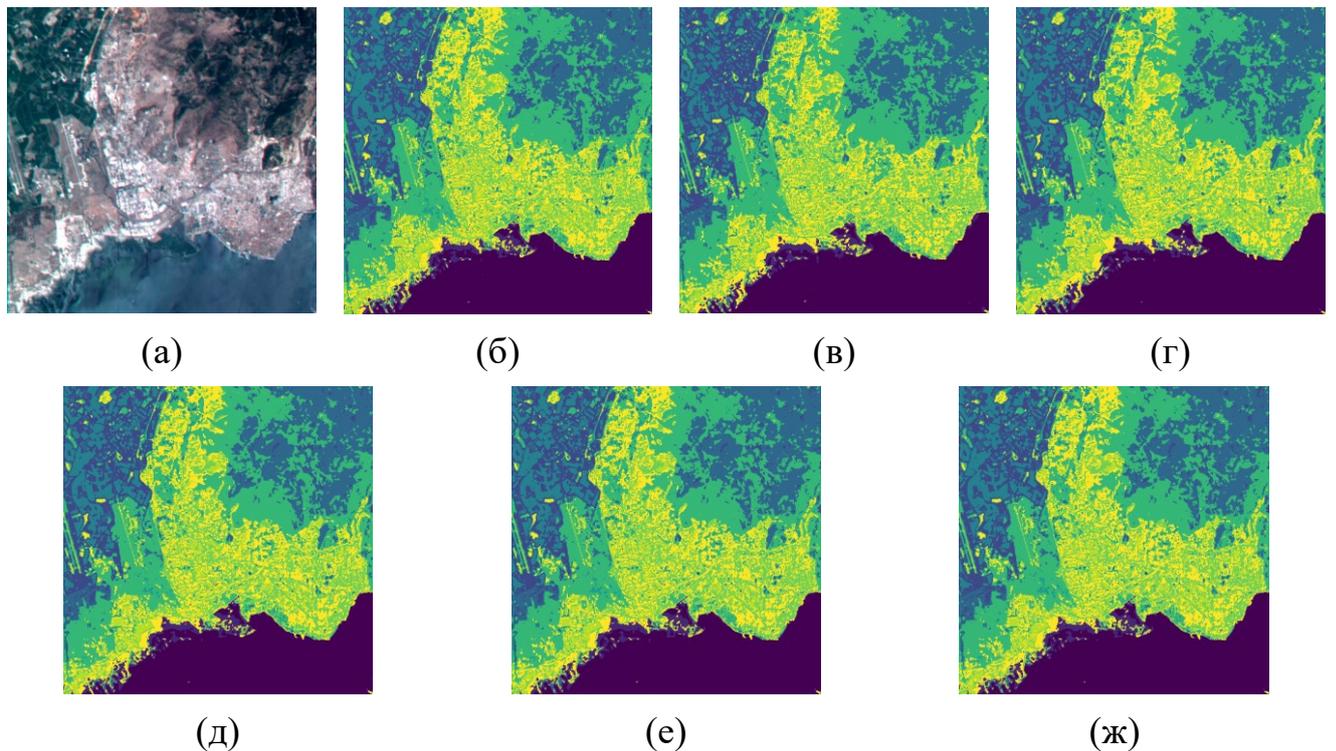


Рисунок 3.3 – результаты нейросетевой обработки ГСИ от КА «Ресурс-П» для различного числа компонент  $L$ , обрабатываемых СНС: (а) – ГСИ (синтез RGB), (б) – эталон, (в)  $L = 3$ , (г)  $L = 5$ , (д)  $L = 7$ , (е)  $L = 10$ , (ж)  $L = 20$

Таблица 3.1 – F-мера для различного числа обрабатываемых компонент (ГСИ от «Salinas»)

Класс/Число компонент	3	5	7	10	20
Брокколи	0.77	0.93	1.00	1.00	1.00
Пары	0.87	0.95	1.00	1.00	1.00
Вспашка	0.97	0.97	1.00	1.00	1.00
Сельдерей	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00
Пшеница	0.97	0.99	1.00	1.00	1.00
Салат	0.84	0.99	1.00	1.00	1.00
$\bar{F}_C$	<b>0.90</b>	<b>0.97</b>	<b>1.00</b>	<b>1.00</b>	<b>1.00</b>

Таблица 3.2 – F-мера для различного числа обрабатываемых компонент (ГСИ от «Ресурс-П»)

Класс/Число компонент	3	5	7	10	20
Глубокая вода	0.99	0.99	0.99	0.99	1.00
Мелкая вода	0.78	0.86	0.87	0.86	0.91
Растительность	0.82	0.91	0.92	0.92	0.94
Почва	0.92	0.93	0.95	0.95	0.96
Дороги	0.80	0.85	0.86	0.88	0.91
Застройка	0.77	0.81	0.85	0.86	0.90
$\bar{F}_P$	<b>0.85</b>	<b>0.89</b>	<b>0.90</b>	<b>0.91</b>	<b>0.94</b>

На рисунке 3.4 представлен график изменения  $\bar{F}_C$  и  $\bar{F}_P$  в зависимости от числа главных компонент. В данном эксперименте не ставилась задача сопоставления эффективности работы бортового спектрометра «AVIRIS» (на базе которого сформирован набор данных «Salinas») и ГСА, установленной на КА «Ресурс-П». Эти системы имеют различные технические характеристики по геометрическому, радиометрическому и частотному разрешению, а также разное целевое назначение («AVIRIS» предназначен для самолетной платформы, тогда как ГСА «Ресурс-П» — для космической). Кроме того для исследования использовались совершенно разные наборы классов объектов. Тем не менее, более углубленный анализ показал, что ГСИ от «Salinas» обладает более высоким радиометрическим качеством (отношением «сигнал/шум»), чем ГСИ от «Ресурс-П». Главная же цель эксперимента – это оценка необходимого числа главных компонент обработки нейронной сетью. Из таблиц 3.1, 3.2 следует, что вполне достаточно пяти компонент, дальнейшее увеличение не приводит к ощутимо лучшей точности идентификации.

На рисунке 3.5 представлено сравнение F-меры в зависимости от способа вычисления базиса МГК для ГСИ от «Ресурс-П». Для этого эксперимента использовался набор из нескольких гиперспектральных изображений, предварительно

разделенный на части для обучения и тестирования. В первом случае базис для преобразования вычислялся по всей репрезентативной выборке. В другом случае, расчёт базиса МГК для обучения СНС осуществляется исключительно по выборке для обучения. При тестировании СНС расчёт базиса производился на основе тестовой части ГСИ.

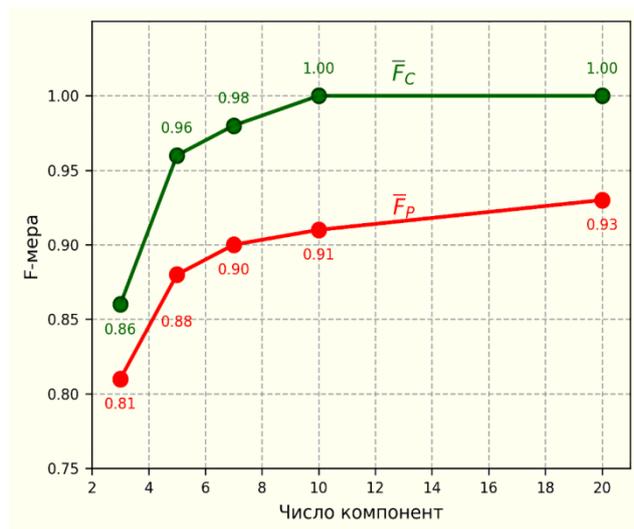


Рисунок 3.4 – изменение F-меры в зависимости от числа компонент

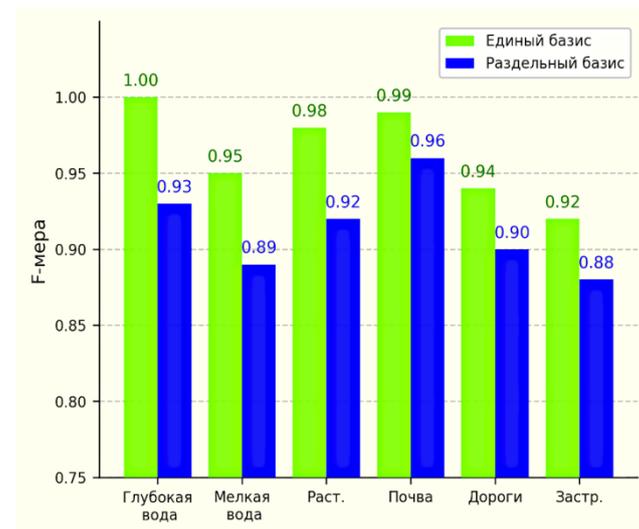


Рисунок 3.5 – F-мера в зависимости от способа вычисления базиса МГК

На основе результатов эксперимента можно сделать вывод о том, что способ расчёта базиса МГК на основе всей выборки ГСИ более эффективен. Единый базис позволяет предоставить данные для СНС в единой системе координат и зафиксировать результирующий базис преобразования.

3.1.7. Остался открытым важный вопрос о сопоставлении «чисто» структурного анализа панхроматических и спектрозональных изображений (алгоритма Харалика, к примеру) и структурно-частотного анализа ГСИ при решении задачи идентификации природных объектов. Проведен эксперимент с использованием гиперспектральных данных от КА «Ресурс-П», включающий следующие этапы.

1. Для данных ГСА КА «Ресурс-П» получены результаты идентификации объектов в виде таблицы 3.2. В нижней части таблицы указаны усредненные значения F-меры ( $\bar{F}_P$ ) по всем классам.

2. По данным ГСА в виде гиперкуба  $B$  сформированы спектрозональные изображения (путем синтеза каналов видимого спектра), одно из которых

приведено на рисунке 3.3 (а). Сформированные изображения дополнены текстурным признаком Харалика в качестве дополнительного канала. Для обучения СНС использовались те же опорные карты объектов, архитектура (за исключением числа каналов исходных данных) и параметры обучения, что и при обучении сети на гиперспектральных данных. Выполнена оценка показателя  $\bar{F}_X = 0.77$  (усредненная по всем классам F-мера) для обученной СНС.

Таким образом, для проведенного эксперимента уже при использовании первых трех компонент, найденных по МГК показатель  $\bar{F}_P$  превышает  $\bar{F}_X$  на 10%, а при использовании двадцати компонент на 22%.

В заключении можно сделать два вывода. *Во-первых*, на конкретных примерах с использованием данных от космической системы «Ресурс-П» показано преимущество структурно-частотного анализа материалов гиперспектральной съемки при решении задачи идентификации природных объектов Земли по сравнению с «чисто» структурным анализом спектрозональных данных. *Во-вторых*, обоснована целесообразность использования СНС для решения задачи идентификации объектов наблюдаемой сцены в условиях атмосферных искажений и изменяющейся передаточной характеристики ГСА в процессе ее летной эксплуатации.

## **3.2. ИДЕНТИФИКАЦИЯ ГРАНИЦ ОБЪЕКТОВ НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКАХ**

3.2.1. Системы гиперспектральной съемки Земли позволяют на принципиально новой основе строить алгоритмы идентификации граничных точек наблюдаемых объектов, используя знания их спектральных характеристик. В известных методах выделения границ объектов на панхроматических и спектрозональных изображениях [69-72] в качестве детектора принадлежности точки к контуру используется отличие ее яркости от соседних точек (т.е. структурный признак). Гиперспектральные изображения дают возможность сопоставлять спектральные характеристики точек, т.е. перейти к структурно-частотному анализу их близости или различия (Положение 4, выносимое на защиту).

Применительно к использованию нейросетевых технологий идентификации объектов наблюдаемой сцены важность автоматической контурной обработки данных гиперспектральной съемки возрастает. Во-первых, типовой и очень трудоемкой операцией при обучении нейронной сети является составление «учителем» эталонных карт в виде контуров объектов и их наименований, хотя его зрение не обладает возможностью оценки спектра выделяемых объектов. Сложность этой задачи усугубляется при работе с гиперспектральными данными, которые характеризуются сравнительно низким пространственным разрешением и как следствие снижением визуальной различимости объектов. Во-вторых, наличие достоверной информации о структурных элементах сцены позволяет использовать ее в процессе обучения и принятия решения нейронными сетями, что повышает эффективность распознавания объектов и снижает требуемый объем исходной информации при обучении нейронных сетей [105, 107].

3.2.2. Определим для гиперкуба  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$  две ближайшие точки  $B_{1k}$  и  $B_{2k}$ ,  $k = \overline{1, K}$ , т.е. два  $K$ -мерных вектора  $B_1 = (B_{1k}, k = \overline{1, K})$  и  $B_2 = (B_{2k}, k = \overline{1, K})$ . Для оценки степени близости (различия) широко используются среднеквадратическая, корреляционная и спектрально-угловая меры [89, 90], которые определяются соответственно выражениями

$$\Delta_{12} = \sqrt{\overline{B_1^2} - 2\overline{B_1 \cdot B_2} + \overline{B_2^2}}, \quad (3.1)$$

$$\rho_{12} = \frac{\overline{B_1 \cdot B_2} - \overline{B_1} \cdot \overline{B_2}}{\sqrt{\overline{D_1} \cdot \overline{D_2}}}, \quad (3.2)$$

$$\alpha_{12} = \arccos \frac{\overline{B_1 \cdot B_2}}{\sqrt{\overline{B_1^2} \cdot \overline{B_2^2}}}, \quad (3.3)$$

где черта над переменными означает их усреднение по  $k = \overline{1, K}$ ;  $D_1$  и  $D_2$  – оценки дисперсий для последовательностей  $B_1$  и  $B_2$ . Здесь и далее под любой операцией с двумя векторами  $B_1$  и  $B_2$  будем понимать ее поэлементное выполнение (умножение, квадрат и др.) при получении результирующего вектора.

В (3.1), (3.2) и (3.3) детектором сходства  $B_1$  и  $B_2$  является степень их корреляции, определяемая членом  $\overline{B_1 \cdot B_2}$ . Другие переменные в этих формулах используются для нормировки конечных результатов сравнения. Покажем, например, что меры  $\Delta_{12}$  и  $\rho_{12}$  аналитически взаимосвязаны при вполне определенном преобразовании одной из последовательностей  $B_1$  или  $B_2$ .

Мера  $\rho_{12}$  инвариантна к любым линейным преобразованиям  $B_1$  и  $B_2$ , т.е. дает при этом одну и ту же численную оценку  $\rho_{12}$ . Мера  $\Delta_{12}$  таким свойством не обладает. Найдем коэффициенты линейных преобразований  $a$  и  $d$ , которые однозначно аналитически связывают  $\Delta_{12}$  и  $\rho_{12}$ . Потребуем, например, чтобы линейное преобразование  $B_{2k} \rightarrow B_{2k}^* = a \cdot B_{2k} + d$ ,  $k = \overline{1, K}$ , обеспечивало бы равенство средних  $\overline{B_2^*} = \overline{B_1}$  и СКО  $\sigma_2^* = \sigma_1$ .

Коэффициенты  $a$  и  $d$  можно найти из системы  $a \overline{B_2} + d = \overline{B_1}$ ,  $a \sigma_2 = \sigma_1$ . Они равны  $a = \frac{\sigma_1}{\sigma_2}$ ,  $d = \overline{B_1} - \frac{\sigma_1}{\sigma_2} \cdot \overline{B_2}$ . В результате получим  $B_{2k}^* = \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (B_{2k} - \overline{B_2})$ ,

$\Delta_{12}^* = \sigma_1 \sqrt{2(1 - \rho_{12})}$  или обратное соотношение  $\rho_{12} = 2 - \left( \frac{\Delta_{12}^*}{\sigma_1} \right)^2$ , т.е. взаимно од-

нозначную аналитическую связь. Аналогичный результат получим, если  $B_{2k}$  принять за базовую последовательность, а линейное преобразование выполнить

для  $B_{1k}$ :  $\Delta_{12}^* = \sigma_2 \sqrt{2(1 - \rho_{12})}$ ;  $\rho_{12} = 2 - \left( \frac{\Delta_{12}^*}{\sigma_2} \right)^2$ .

Важно отметить, что мера  $\rho_{12}$  не позволяет выполнить численную оценку степени близости последовательностей  $B_{1k}$  и  $B_{2k}$ ,  $k = \overline{1, K}$ . Для меры  $\Delta_{12}$  такую оценку можно получить по критерию

$$R = \sum_{k=1}^K (a B_{1k} + d - B_{2k})^2 = \min \quad (3.4)$$

из решения системы

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial R}{\partial a} &= 2 \sum_{k=1}^K (a B_{1k} + d - B_{2k}) B_{1k} = 0, \\ \frac{\partial R}{\partial d} &= 2 \sum_{k=1}^K (a B_{1k} + d - B_{2k}) = 0. \end{aligned} \right\} \quad (3.5)$$

Из (3.5) следует, что  $R_{\min} = D_2 - \frac{K_{12}^2}{D_1}$  при  $a = \frac{K_{12}}{D_1}$ ,  $d = \bar{B}_2 - \frac{K_{12}}{D_1} \bar{B}_1$ , где

$$K_{12} = \overline{B_1 \cdot B_2} - \bar{B}_1 \cdot \bar{B}_2.$$

3.2.3. Уже отмечалось, что процесс гиперспектральной съемки Земли сопровождается расщеплением общего потока лучистой энергии от Солнца на  $K$  соприкасающихся спектральных поддиапазонов, которые преобразуются различными оптико-электронными сенсорами ГСА в гиперкуб  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$ . В итоге оптико-электронные преобразователи, входящие в состав каждого  $k$ -го,  $k = \overline{1, K}$ , спектрального канала, получают на вход многократно меньший полезный сигнал, а их шум остается неизменным, т.е. отношение сигнал/шум в каждом канале многократно уменьшается. Поэтому вопрос о влиянии шума на меры близости (различия) двух соседних точек гиперкуба  $B_1$  и  $B_2$  заслуживает отдельного рассмотрения. Здесь необходимо провести анализ двух вариантов построения ГСА. Вариант 1 – это когда видеотракт ГСА строится по абсолютно идентичной схеме для каждого  $k$ -го,  $k = \overline{1, K}$ , спектрального канала. Вариант 2 – это когда для формирования данных  $k$ -го канала осуществляется объединение аналоговых сигналов от нескольких соседних изначально выбранных поддиапазонов в более частой решетке длин волн [120]. Это делается для того, чтобы повысить мощность полезного сигнала в более редкой окончательно выбранной  $K$ -мерной спектральной решетке гиперкуба  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$ .

В работах [84, 119, 120] показано, что главным источником шума в ГСА является темновой сигнал фотоэлектронных преобразователей. Его можно зафиксировать при полном перекрытии светового потока, поступающего на входной зрачок ГСА, что предусмотрено практически во всех действующих и разрабатываемых

мых приборах при помощи специальных затворов. С учетом этого рассмотрим два варианта парирования искажающего действия темнового шума на показания мер близости соседних элементов гиперкуба (3.1) – (3.3).

3.2.4. *Вариант 1.* В ГСА объединение аналоговых сигналов не используется, т.е. во всех  $K$  спектральных поддиапазонах применяются единые технические решения. В этом случае можно считать, что в режиме полного перекрытия входного зрачка ГСА можно получить:

- гиперкуб темнового шума  $B_\varepsilon = (B_{\varepsilon k}, k = \overline{1, K})$  в виде изображений, т.е. измерения в  $K$  спектральных каналах ГСА в координатах  $(m, n)$ ,  $m = \overline{1, M}$ ,  $n = \overline{1, N}$ ;
- оценки средних значений шума  $\bar{\varepsilon} = (\bar{\varepsilon}_k, k = \overline{1, K})$  и дисперсий  $D_\varepsilon = (D_{\varepsilon k}, k = \overline{1, K})$  на основе использования для каждого  $k$ -го канала массива данных размерностью  $M \times N$ .

В этом случае можно считать, что для каждого  $k$ -го спектрального канала ГСА темновой шум достаточно охарактеризовать его средним значением  $\bar{\varepsilon} = \bar{\varepsilon}_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , поскольку во всех каналах используются различные, но идентичные наборы оптико-электронных преобразователей, формирующих последовательности данных  $B_1$  и  $B_2$ . Это дает также основание считать отсчеты шума  $\varepsilon$  независимыми между собой и независимыми с отсчетами  $B_1$  и  $B_2$ .

Для анализа влияния электронного шума, возникающего в процессе формирования как ГСИ, так и панхроматического изображения (ПИ), на эффективность выделения границ объектов введем следующие допущения:

- панхроматическое изображение  $P$  получено датчиком со спектральной передаточной характеристикой  $S(\lambda)$ ;
- ГСИ  $B_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , получено гиперспектрометром в  $K$  узких соприкасающихся спектральных диапазонах  $S_k(\lambda_k)$  со средними значениями частот  $\lambda_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , так что  $S_k(\lambda_k) = S(\lambda_k)$ ;
- яркость в каждой точке ПИ равна сумме яркостей ГСИ, т.е.  $P = \sum_k B_k$ ;

- процессы формирования  $P$  и  $B_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , сопровождаются наложением на эти изображения электронного шума  $\varepsilon$  с дисперсией  $D_\varepsilon$ .

В результате получим:  $P = P^* + \varepsilon$ ,  $B_k = B_k^* + \varepsilon_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , где  $\varepsilon_k$  – случайная величина, распределенная также как  $\varepsilon$ , в  $k$ -м спектральном канале ГСИ,  $P^*$  и  $B_k^*$  – значения сигнала в отсутствии электронного шума. Из физических соображений шумы ПИ  $\varepsilon$  и ГСИ  $\varepsilon_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ , имеют одинаковые распределения, здесь в качестве  $\varepsilon$  и  $\varepsilon_k$  понимаются центрированные случайные величины. В рамках введенной модели из ГСИ может быть сформировано ПИ [89, 90]:

$$\tilde{B} = \sum_k B_k = \sum_k (B_k^* + \varepsilon_k) = P^* + \sum_k \varepsilon_k.$$

Исходное ПИ характеризуется полезным сигналом  $P^*$  и дисперсией шума  $D_\varepsilon$ , а сформированное из ГСИ панхроматическое изображение – тем же полезным сигналом  $P^*$ , но большей дисперсией шума:

$$D\left(\sum_{k=1}^K \varepsilon_k\right) = \sum_{k=1}^K D_{\varepsilon_k} = KD_\varepsilon.$$

Таким образом, при выделении границ отдельно на каждом ГСИ шум оказывает гораздо большее влияние, чем при обработке ПИ.

Однако, так как каждой точке ГСИ соответствует вектор значений (СХ), то это существенно улучшает решение задачи разделения объектов при применении частотно-пространственных мер (3.1) – (3.3). Для подтверждения этого рассмотрим две точки ГСИ в виде двух векторов в  $K$ -мерном пространстве. В этом случае мера различимости двух точек ГСИ – это расстояние между этими векторами в  $K$ -мерном пространстве, вычисленное определенным образом с использованием одной из мер (3.1) – (3.3). В тоже время две точки ПИ – это два значения яркости, т.е. пространство, в котором сопоставляются точки ПИ, одномерное. Из физического смысла формирования ПИ следует, что излучение, отраженное от объектов сцены, интегрируется по всему спектральному диапазону наблюдения панхроматического датчика, что приводит, например, к одинаковому представлению объектов, имеющих разный цвет, но одинаковое альбедо (интегральный коэффициент

отражения по всему спектральному диапазону). В тоже время ГСИ фиксирует СХ объектов, поэтому эти же объекты разного цвета с равным альбедо будут иметь разную СХ и могут быть различимы.

С учетом действия темнового шума, искажающего показания мер (3.1) – (3.3), запишем их при сделанных выше допущениях:

$$\Delta_{12}^* = \sqrt{(B_1^{*2} - 2B_1^* \cdot B_2^* + B_2^{*2}) + 2D_\varepsilon}, \quad (3.6)$$

$$\rho_{12}^* = \frac{\overline{B_1^* \cdot B_2^*} - \overline{B_1^*} \cdot \overline{B_2^*}}{\sqrt{D_1 \cdot D_2 + D_\varepsilon(D_1 + D_2) + D_\varepsilon^2}}, \quad (3.7)$$

$$\alpha_{12}^* = \arccos \frac{\overline{B_1^* \cdot B_2^*}}{\sqrt{\overline{B_1^{*2}} \cdot \overline{B_2^{*2}} + D_\varepsilon(\overline{B_1^{*2}} + \overline{B_2^{*2}}) + D_\varepsilon^2}}, \quad (3.8)$$

где  $B_1^*$  и  $B_2^*$  – последовательности данных, не подверженные искажениям шума,  $D_1$  и  $D_2$  – оценки дисперсий полезного сигнала в наборах  $B_1$ ,  $B_2$ .

Даже при равенстве  $B_1 = B_2 = B$ , когда меры (3.1) – (3.3) дают требуемые значения:  $\Delta_{12} = 0$ ;  $\rho_{12} = 1$ ;  $\alpha_{12} = 0$ , меры (3.6) – (3.8), учитывающие действие шума, дают:  $\Delta_{12}^* = \sqrt{2D_\varepsilon}$ ,  $\rho_{12}^* = (1 + D_\varepsilon/D)^{-1}$ ,  $\alpha_{12}^* = \arccos \left( 1 + D_\varepsilon / \overline{B^{*2}} \right)^{-1}$ , где  $D$  – оценка дисперсии полезного сигнала. То есть меры (3.1) – (3.3) и (3.6) – (3.8) совпадают только при  $D_\varepsilon = 0$  (при отсутствии шума).

В мерах (3.1) – (3.2) присутствуют оценки корреляционных моментов случайных векторов  $B_1$  и  $B_2$ :  $\overline{B_1 \cdot B_2} = \frac{1}{K} \sum_k B_{1k} B_{2k}$ , а также их средних квадратов  $\overline{B_1^2} = \frac{1}{K} \sum_k B_{1k}^2$ ,  $\overline{B_2^2} = \frac{1}{K} \sum_k B_{2k}^2$ . Показатель  $\overline{B_1 \cdot B_2}$  при большом  $K$  (100 и более отсчетов) практически не зависит действия электронного шума  $\varepsilon$ , поскольку  $\overline{\varepsilon_1}$ ,  $\overline{\varepsilon_2}$  и  $\overline{\varepsilon_1 \cdot \varepsilon_2}$  стремятся к нулю. Поэтому  $\overline{B_1 \cdot B_2} = \overline{(B_1^* + \varepsilon_1)(B_2^* + \varepsilon_2)} \approx \overline{B_1^* \cdot B_2^*}$ , а  $\overline{B_1^2}$  и  $\overline{B_2^2}$  зависят от шума:  $\overline{B_1^2} = \overline{(B_1^* + \varepsilon_1)^2} = \overline{B_1^{*2}} + D_\varepsilon$ ,  $\overline{B_2^2} = \overline{(B_2^* + \varepsilon_2)^2} = \overline{B_2^{*2}} + D_\varepsilon$ .

Предлагается модифицировать меры (3.1) – (3.3) к менее чувствительным к шуму, как [89, 90]:

$$\tilde{\Delta}_{12} = \sqrt{\psi_1 - 2 \overline{B_{1k}} \cdot \overline{B_{2k}} + \psi_2}, \quad (3.9)$$

$$\tilde{\rho}_{12} = \frac{1}{\sqrt{\psi_1 \cdot \psi_2}} \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K B_{1k} \cdot B_{2k} - \frac{1}{K^2} \sum_{k=1}^K B_{1k} \cdot \sum_{k=1}^K B_{2k} \right), \quad (3.10)$$

$$\tilde{\alpha}_{12} = \arccos \left( \frac{\overline{B_{1k}} \cdot \overline{B_{2k}}}{\sqrt{\psi_1 \cdot \psi_2}} \right), \quad (3.11)$$

где  $\psi_1$  и  $\psi_2$  – оценки автокорреляционных функций, рассчитанные для СХ  $B_{1k}$  и  $B_{2k}$ :

$$\psi_1 = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} (B_{1,k} \cdot B_{1,k+1}) - \left( \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} B_{1,k} \right) \cdot \left( \frac{1}{K-1} \sum_{k=2}^K B_{1,k+1} \right),$$

$$\psi_2 = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} (B_{2,k} \cdot B_{2,k+1}) - \left( \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^{K-1} B_{2,k} \right) \cdot \left( \frac{1}{K-1} \sum_{k=2}^K B_{2,k+1} \right).$$

При достаточно большом  $K$  средние значения  $\overline{B_{1k}}$ ,  $\overline{B_{2k}}$  и их произведения  $\overline{B_{1k}} \cdot \overline{B_{2k}}$  практически не зависят от дисперсии электронного шума.

3.2.5. *Вариант 2.* В ГСА используется технология объединения на аналоговом уровне нескольких соседних спектральных каналов с целью повышения отношения сигнал/шум, т.е. радиометрического качества данных гиперкуба. В этом случае в окончательно сформированных каналах ГСА за счет сокращения их числа достигается более высокое качество данных гиперкуба в целом. Такой режим объединения спектральных поддиапазонов в принципе может быть реализован и в процессе летной эксплуатации ГСА, как это осуществляется, например, в космической системе «Ресурс-П». В данном случае требуется более общий подход по учету действия темнового сигнала в алгоритмах выделения границ объектов наблюдаемой сцены.

Пусть в режиме измерения темнового сигнала путем перекрытия светового потока на входном зрачке ГСА получен гиперкуб

$B_\varepsilon = (B_{\varepsilon k}(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$ , где  $(m, n)$  – координаты одноименных пикселей во всех  $K$  спектральных каналах. Усредняя измерения по  $(m, n)$ , получим  $\bar{\varepsilon} = (\bar{\varepsilon}_k, k = \overline{1, K})$  – средние значения шума для всех  $K$  каналов ГСА и  $D_\varepsilon = (D_{\varepsilon k}, k = \overline{1, K})$  – оценки дисперсий, где  $D_{\varepsilon k} = \overline{\varepsilon_k^2} - \bar{\varepsilon}_k^2$ . То есть в мерах (3.1) – (3.3) искажающее действие темнового шума проявляется в каждом канале ГСА по разному и определяется векторами  $\bar{\varepsilon}$  и  $D_\varepsilon$ . Для этого более общего случая меры (3.1) – (3.3) представляются с учетом следующих замен:

$$\overline{B_1^2} \rightarrow \overline{B_1^{*2}} + \overline{D_{1\varepsilon}}, \quad \overline{B_2^2} \rightarrow \overline{B_2^{*2}} + \overline{D_{2\varepsilon}}, \quad \overline{B_1 \cdot B_2} \rightarrow \overline{B_1^* \cdot B_2^*}, \quad D_1 \rightarrow D_1^* + \overline{D_{1\varepsilon}},$$

$$D_2 \rightarrow D_2^* + \overline{D_{2\varepsilon}}.$$

В результате меры (3.1) – (3.3) могут быть представлены как

$$\Delta_{12}^{**} = \sqrt{\overline{B_1^{*2}} - 2 \overline{B_1^* \cdot B_2^*} + \overline{B_2^{*2}} + \overline{D_{1\varepsilon}} + \overline{D_{2\varepsilon}}}, \quad (3.12)$$

$$\rho_{12}^{**} = \frac{\overline{B_1^* \cdot B_2^*} - \overline{B_1^*} \cdot \overline{B_2^*}}{\sqrt{(\overline{D_{1\varepsilon}} + D_1^*)(\overline{D_{2\varepsilon}} + D_2^*)}}, \quad (3.13)$$

$$\alpha_{12}^{**} = \arccos \frac{\overline{B_1^* \cdot B_2^*}}{\sqrt{(\overline{B_1^{*2}} + \overline{D_{1\varepsilon}})(\overline{B_2^{*2}} + \overline{D_{2\varepsilon}})}}. \quad (3.14)$$

2.3.6. Для применения рассмотренных мер при выделении границ объектов необходимо распространить их на случай оценки сходства элемента снимка с его ближайшим окружением. Для этого можно использовать традиционные операторы (градиента, Собела, Кирша и др.), которые являются определенными функционалами от разности яркостей анализируемого элемента и его окружающими [121, 122]. При анализе ГСИ предлагается использовать те же функционалы, но относительно не разности яркостей, а относительно мер сходства СХ (4) - (6). Далее для примера рассматривается мера (3.2), аналогичным образом могут быть составлены операторы для мер (3.1) и (3.3).

Например, для меры (3.2) в системе координат  $(m, n)$  [89, 90] операторы выделения границ определяются как:

- Оператор градиента  $G_{m,n} = \sqrt{\rho_{m+1,n}^2 + \rho_{m,n+1}^2}$  ;

- Оператор Лапласа  $L_{m,n} = 0,25 (\rho_{m-1,n} + \rho_{m+1,n} + \rho_{m,n-1} + \rho_{m,n+1})$ ;

- Оператор Собела:  $S_{m,n} = \sqrt{\rho_{mn}^2(X_1, X_2) + \rho_{mn}^2(Y_1, Y_2)}$ , где

$$X_1 = B_{m+1,n-1} + 2B_{m+1,n} + B_{m+1,n+1}, X_2 = B_{m-1,n-1} + 2B_{m-1,n} + B_{m-1,n+1},$$

$$Y_1 = B_{m-1,n-1} + 2B_{m,n-1} + B_{m+1,n-1}, Y_2 = B_{m-1,n+1} + 2B_{m,n+1} + B_{m+1,n+1};$$

- Оператор Кирша  $K_{m,n} = \min_{i=0..7} |\rho_{mn}(S_i, T_i)|$ , где  $S_i = b_i + b_{i+1} + b_{i+2}$  и

$$T_i = b_{i+3} + b_{i+4} + b_{i+5} + b_{i+6} + b_{i+7}, \quad i = \overline{0,7}, \quad b_0 = B_{m-1,n-1}, \quad b_1 = B_{m,n-1}, \quad b_2 = B_{m+1,n-1},$$

$$b_3 = B_{m-1,n}, \quad b_4 = B_{m+1,n}, \quad b_5 = B_{m-1,n+1}, \quad b_6 = B_{m,n+1}, \quad b_7 = B_{m+1,n+1},$$

значение индекса  $i$  у величин  $b_i$  вычисляется по модулю 8.

3.2.7. Проведен эксперимент, направленный на оценку эффективности применения структурно-частотного анализа для извлечения информации о границах объектов наблюдаемой сцены. В рамках исследования использованы гиперспектральные снимки, полученные с космического аппарата «Ресурс-П» на уровне обработки 1А, то есть данные ГСИ, откорректированные с использованием коэффициентов предполетной калибровки. Следует отметить, что влияние атмосферы на результаты выделения контуров оказывается минимальным, поскольку в пределах исследуемой сцены атмосферные условия остаются практически постоянными.

Для контроля и сравнительной оценки результатов был использован один из наиболее распространенных методов детектирования границ – оператор Собела, ориентированный на вычисление градиентов яркости. Поскольку данный оператор работает с панхроматическими изображениями, обработка производилась по каждому спектральному каналу с последующим усреднением полученных результатов. На рисунке 3.6 представлен пример результатов выделения границ на ГСИ: слева – результат обработки с применением структурно-частотного анализа ги-

перспектральной информации, справа – результат, полученный с использованием классического оператора Собела. [89].



Рисунок 3.6 – сопоставление результатов выделения границ на ГСИ и панхроматическом изображении

Исходя из визуального анализа полученных результатов, можно сделать однозначный вывод о преимуществе структурно-частотного анализа в задаче выделения границ объектов наблюдаемой сцены.

3.2.8. В контексте нейросетевой обработки крайне важно установить ценность информации о структуре сцены, а именно определить, способствует ли её использование повышению точности идентификации объектов, а также снижению объема данных, необходимых для обработки. С этой целью проведен эксперимент, в рамках которого исходные данные, представленные в виде  $L = 3, 5$  главных компонент (см. п. 3.1.6), были дополнены признаками, полученными с использованием структурно-частотного анализа. Оценка эффективности предлагаемого подхода выполнена путем сравнения выходных характеристик СНС, включая точность, полноту и F-меру (таблица 3.2), с аналогичными моделями СНС (см. п. 3.1.6), обученными с использованием информации о границах сцены. В таблицах 3.3 и 3.4 представлены результаты исследований в виде показаний F-меры для следующих наборов данных:  $L_3, L_3^*, L_5, L_5^*$ , где нижний индекс означает число

главных компонент, а \* – дополнительный канал с контурной информацией. Показатель  $\Delta L = \frac{(L - L^*)}{L} \times 100\%$  означает прирост точности в процентах.

Таблица 3.3 – результаты идентификации для  $L_3, L_3^*, L_5, L_5^*$

Категория	$L_3$	$L_3^*$	$\Delta L_3, \%$	$L_5$	$L_5^*$	$\Delta L_5, \%$
Вода	0.99	0.99	0.0	0.99	0.99	0.0
Растительность	0.78	0.85	8.97	0.86	0.91	5.81
Поле	0.82	0.87	6.10	0.91	0.94	3.30
Почва	0.92	0.93	1.09	0.93	0.96	3.23
Дороги	0.82	0.86	4.88	0.85	0.90	5.88
Застройка	0.77	0.81	5.19	0.81	0.89	9.88

В среднем прирост F-меры при добавлении информации о границах, идентифицируемых с использованием структурно-частотного подхода, к трем главным компонентам составил 4.37%, а при добавлении к пяти компонентам 4.85%. Наибольший прирост наблюдается для сложных классов (застройка, растительность, дороги) и составляет порядка 5-10 %.

Полученные результаты подтверждают целесообразность применения контурного структурно-частотного анализа гиперспектральных данных для повышения качества идентификации объектов по следующим соображениям. Во-первых, достоверная информация о границах объектов существенно упрощает и ускоряет процесс формирования эталонной выборки, снижая нагрузку на эксперта. Во-вторых, контурная информация может эффективно использоваться для повышения точности нейросетевой идентификации, что подтверждено результатами экспериментов. В-третьих, данные структурно-частотного анализа сцены позволяют сократить число главных компонент, необходимых для более точной идентификации объектов. Это, в свою очередь, значительно сокращает время, необходимое нейронной сети на обработку данных и принятие решения.

### 3.3. АЛГОРИТМ И ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ РАДИОМЕТРИЧЕСКОЙ КАЛИБРОВКИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ АППАРАТУРЫ В ХОДЕ ЕЕ ЛЕТНОЙ ЭКСПЛУАТАЦИИ

3.3.1. Уже отмечалось, что гиперспектрометр (ГСА) – это измерительный прибор для получения системами ДЗЗ данных о спектрах отраженного солнечного излучения от различных объектах земной поверхности. Эти данные формируются в виде гиперкуба  $B = (B_k(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$ , т.е. в виде  $K$  изображений в регистрационной системе координат гиперспектрометра  $(m, n)$ . Из довольно простого представления СИТ систем гиперспектральной съемки Земли в виде схемы (2.3) следуют постановки весьма серьезных практических задач [84].

*Задача 1.* Оценка коэффициентов спектрального отражения объектов земной поверхности  $\gamma_3 = (\gamma_{3k}, k = \overline{1, K})$  по данным гиперкуба  $B$ , который  $\gamma_3$  можно представить однозначно в системах координат наблюдаемого участка Земли  $(x, y)$  и в регистрационной системе гиперспектрометра  $(m, n)$ , а длину волны  $\lambda$  – в дискретной сетке длин волн  $\lambda_k$  или номеров спектральных каналов  $k = \overline{1, K}$  ГСА. Это основная задача, ради которой создаются аэрокосмические средства гиперспектральной съемки Земли. Для ее решения необходима следующая информация:

- данные о параметрах атмосферы в сеансе съемки от службы опорного полигона, т.е.  $\gamma_{A, ОП} = (\gamma_{A, ОП, k}, k = \overline{1, K})$  с указанием времени съемки  $t_{ОП}$ ;

- наземные измерения службой опорного полигона коэффициента его спектрального отражения  $\gamma_{ОП} = (\gamma_{ОП, k}, k = \overline{1, K})$ ;

- гиперкуб ОП  $B_{ОП} = (B_k(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$  в виде  $K$  изображений при условии, что ГСА предварительно прошла радиометрическую калибровку по данным сканирования ОП, т.е. получен актуальный  $\gamma_{КА} = (\gamma_{КА, k}, k = \overline{1, K})$ .

*Задача 2.* Получение новых знаний о коэффициенте спектральной передачи атмосферы Земли  $\gamma_A = (\gamma_{A,k}, k = \overline{1, K})$ . Исходной информацией для решения этой задачи являются:

- измерения опорных полигонов в виде коэффициентов спектрального отражения  $\gamma_{ОП} = (\gamma_{ОП,k}, k = \overline{1, K})$ ;

- актуальные данные о коэффициенте спектральной передачи ГСА, полученные на основе анализа гиперкуба опорного полигона  $B_{ОП} = (B_{ОП,k}(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$ .

*Задача 3.* Полетная калибровка видеотракта гиперспектрометра, т.е. уточнение  $\gamma_{КА} = (\gamma_{КА,k}, k = \overline{1, K})$  на основе данных от опорного полигона  $\gamma_{ОП} = (\gamma_{ОП,k}, k = \overline{1, K})$ ,  $\gamma_{А,ОП} = (\gamma_{А,ОП,k}, k = \overline{1, K})$  и ГСА в виде гиперкуба  $B_{ОП} = (B_{ОП,k}(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$ .

Формально поставленные три задачи описываются, исходя из модели СИТ (2.3), тремя достаточно простыми соотношениями для каждого  $k$ -го,  $k = \overline{1, K}$ , спектрального канала ГСА:

$$\gamma_{ОП,k} = \gamma_{СИТ,k} / (\gamma_{А,ОП,k} \cdot \gamma_{КА,k}) \text{ при актуальных } \gamma_{А,ОП,k} \text{ и } \gamma_{КА,k}; \quad (3.15)$$

$$\gamma_{А,k} = \gamma_{СИТ,k} / (\gamma_{ОП,k} \cdot \gamma_{КА,k}) \text{ при актуальных } \gamma_{ОП,k} \text{ и } \gamma_{КА,k}; \quad (3.16)$$

$$\gamma_{КА,k} = \gamma_{СИТ,k} / (\gamma_{А,ОП,k} \cdot \gamma_{ОП,k}) \text{ при актуальных } \gamma_{А,ОП,k} \text{ и } \gamma_{ОП,k}, \quad (3.17)$$

где  $\gamma_{СИТ,k} = B_k / S_{B,k}^{\Pi}$  – коэффициент (функция) спектральной передачи для  $k$ -го канала ГСА солнечного излучения с верхней границы атмосферы до гиперкуба  $B$ , т.е. всего СИТ.

Задача (3.15) требует актуальных знаний по современным моделям атмосферы в виде  $\gamma_{А,k}$  и данных по  $\gamma_{КА,k}$  после калибровки ГСА по сеансам наблюдения опорных полигонов. Задача (3.16) предполагает использование данных сканирования опорных полигонов откалиброванной по ним ГСА. Задача (3.17), которая рассматривается далее, требует использования моделей атмосферы (т.е. системы «6S») и опорных полигонов (т.е. сети «RadCalNet»).

3.3.2. При решении трёх обозначенных выше задач исходной информацией являются данные по излучению от Солнца, пришедшего на верхнюю границу атмосферы ( $S_B''$ ). Модель этого процесса описана аналитически с достаточно высокой точностью [68, 72, 82]. Результат прохождения сигналов через СИТ фиксирует гиперспектрометр КА в виде гиперкуба  $B$ . Поэтому при решении каждой из трёх перечисленных задач принципиально значимым вопросом является оценка радиометрического качества ГСИ.

Главным фактором, снижающим радиометрическое качество ГСИ, является наличие трёх видов шумов: электронного и структурного шума, а также шума квантования. Необходимость рассмотрения их влияния на качество ГСИ диктуется принципом формирования гиперкуба, при котором входное для ГСА излучение расщепляется на десятки и сотни потоков, многократно уменьшая полезный сигнал. При этом уровень шумов в каждом спектральном канале ГСА остаётся неизменным. То есть получение знаний о спектре принятого сигнала достигается ценой снижения отношения «полезный сигнал / шум». По физическим соображениям обозначенные три вида шумов можно считать независимыми между собой и полезным сигналом. Единственным исключением является структурный шум, который обусловлен разбросом чувствительностей и темновых сигналов оптоэлектронных сенсоров, входящим в ГСА. Однако при вполне определённом геометрическом порядке анализа структурного шума и его можно считать независимым от формируемого сигнала. Кроме этого разработаны ряд эффективных методов и алгоритмов его устранения на изображениях [123]. Поэтому далее будем считать, что ГСИ представляет собой аддитивную смесь полезного сигнала  $f_k(m, n)$  и шума  $\varepsilon_k(m, n)$ , где  $k = \overline{1, K}$  – определяют средние значения длин волн ГСА в  $k$ -м поддиапазоне,  $(m, n)$  – дискретные значения координат  $(x, y)$ , т.е. номера элементов в направлениях осей  $(x, y)$  в регистрационной системе координат ГСА  $(m, n)$ .

Рассмотрим корреляционную меру различимости двух наборов данных ГСИ, относящихся к двум непересекающимся участкам наблюдаемой сцены в  $k$ -м и  $s$ -м спектральных поддиапазонах:  $f_k(m, n) + \varepsilon_k(m, n)$  и  $\varphi_s(m, n) + \pi_s(m, n)$ .

В качестве меры их близости определим коэффициент корреляции  $\rho_{ks}$ , инвариантный к любым линейным преобразованиям сопоставляемых данных:

$$\rho_{ks} = \frac{\overline{(f_k + \varepsilon_k) \cdot (\varphi_s + \pi_s)} - \overline{(f_k + \varepsilon_k)} \cdot \overline{(\varphi_s + \pi_s)}}{\sqrt{[\overline{(f_k + \varepsilon_k)^2} - (\overline{f_k + \varepsilon_k})^2][\overline{(\varphi_s + \pi_s)^2} - (\overline{\varphi_s + \pi_s})^2]}}, \quad (3.18)$$

где: черта над выражениями означает усреднение по координатам  $(m, n)$ , которые в переменных для простоты не указаны;  $(f_k, \varphi_s)$  и  $(\varepsilon_k, \pi_s)$  – значения полезного сигнала и шума в  $k$ -м и  $s$ -м,  $k, s \in \{1, 2, \dots, K\}$ , спектральных каналах.

В итоге при статистически представительной выборке данных, в силу независимости отсчетов шумов  $\varepsilon$  и  $\pi$  с нулевым средним с отчетами  $f$  и  $\varphi$ , получим

$$\rho_{ks} = \frac{\overline{f_k \cdot \varphi_s} - \overline{f_k} \cdot \overline{\varphi_s}}{\sqrt{(D_{fk} + D_\varepsilon)(D_{\varphi_s} + D_\pi)}}, \quad (3.19)$$

где  $D$  – оценки дисперсий полезных сигналов  $(D_{fk}, D_{\varphi_s})$  и шума  $D_\varepsilon$ . Разделив в (3.19) числитель и знаменатель на  $\sqrt{D_f \cdot D_\varphi}$ , получим

$$\rho_{ks} = \frac{\rho_{ks}^*}{\sqrt{1 + \beta_f^2 + \beta_\varphi^2 + \beta_f \cdot \beta_\varphi}}, \quad (3.20)$$

где  $\rho_{ks}^*$  – оценка коэффициента корреляции при отсутствии шумов, т.е. в (3.19)  $D_\varepsilon = 0$  и  $\rho_{ks} = \rho_{ks}^*$ ;  $\beta$  – отношение СКО шума к СКО сигналов, помеченных индексами  $f$  и  $\varphi$ .

Рассмотрим квадратную матрицу

$$\rho_{ks} = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{21} & \dots & \rho_{K1} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \dots & \rho_{K2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{K1} & \rho_{K2} & \dots & \rho_{KK} \end{bmatrix}, \quad (3.21)$$

в которой по горизонтали отложены значения  $\rho_{ks}$  при  $k = \overline{1, K}$ ,  $s = const$ , а по вертикали  $s = \overline{1, K}$ ,  $k = const$ . Для диагональных членов матрицы из (3.20) следует

$$\rho_{kk} = \frac{\rho_{kk}^*}{\sqrt{1 + 3\beta_{fkk}^2}}, \quad k = \overline{1, K}, \quad (3.22)$$

т.к.  $\beta_f = \beta_\varphi$ .

Для произвольной пары  $\rho_{st} = \rho_{ts}$ ,  $s, t \in \{1, 2, 3, \dots, K\}$ ,

$$\rho_{st} = \rho_{ts} = \frac{\rho_{st}^*}{\sqrt{1 + \beta_{fst}^2 + \beta_{\varphi st}^2 + \beta_{fst} \cdot \beta_{\varphi st}}}. \quad (3.23)$$

Как видим, корреляционные связи между данными  $s$ -го и  $k$ -го каналов ГСА ослабляются в зависимости от отношений в них «полезный сигнал / шум» ( $\beta$ ): чем  $\beta$  ниже, тем меньше становится корреляционная связь  $\rho_{st}$ .

3.3.3. Из трех задач, сформулированных в п. 3.3.1 первоочередной является радиометрическая калибровка гиперспектрометра как измерительного прибора. Только после этой операции может быть получена объективная информация в виде гиперкуба опорного полигона от реальных систем гиперспектральной съемки Земли и систем моделирования этого процесса. Поэтому общая технология радиометрической калибровки ГСА должна включать последовательную реализацию двух процессов. Первый процесс включает сканирование реальной системой гиперспектральной съемки Земли радиометрических полигонов для получения актуальных знаний о  $\gamma_A^*$  и  $\gamma_{оп}^*$ . Второй процесс включает получение на основе  $\gamma_A^*$  и  $\gamma_{оп}^*$  данных по коррекции коэффициента спектральной передачи гиперспектрометра  $\gamma_{КА}$ , т.е. преобразование исходного  $\gamma_{КА}$  в скорректированный  $\gamma_{КА}^*$ .

Рассмотрим алгоритм и технологию реализации этих двух процессов, основанную на кусочно-линейном отображении  $\gamma_{КА,k} \rightarrow \gamma_{КА,k}^*$  с помощью коэффициентов  $(a_k, d_k)$ ,  $k = \overline{1, K}$ , т.е.  $\gamma_{КА,k}^* = a_k \gamma_{КА,k} + d_k$ , которые предполагают последовательное выполнение следующих операций (Положение 5).

*Шаг 1.* Осуществляется сканирование опорного радиометрического полигона (ОП) гиперспектрометром, установленным на систему ДЗЗ. В результате формируются следующие исходные данные:

- гиперкуб ОП  $B_{ОП} = (B_{ОП,k}(m,n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$  с фиксацией времени  $t_{ОП,КА}$  его формирования;

- коэффициент спектральной передачи атмосферы  $\gamma_{А,ОП} = (\gamma_{А,ОП,k}, k = \overline{1, K})$  и коэффициент спектрального отражения ОП  $\gamma_{ОП} = (\gamma_{ОП,k}, k = \overline{1, K})$  на моменты времени  $t_{ОП}$ , ближайšie к  $t_{ОП,КА}$  (по данным сети «RadCalNet»);

*Шаг 2.* Выполняется настройка моделирующей системы «6S» на данные от ОП, т.е. ей задается  $\gamma_{А,ОП}$ ,  $\gamma_{ОП}$  и проверяется адекватность данных от систем «6S» и «RadCalNet» путем сопоставления от них информации на входном зрачке ГСА.

*Шаг 3.* Данные съемки ОП, т.е. гиперкуб  $B_{ОП}$ , и  $S_{B,6S}^O$ ,  $S_{B,ОП}^O$ , очищаются от искажающего действия атмосферы, т.е. формируются  $B_{ОП}^* = B_{ОП} / \gamma_{А,ОП}$ ,  $S_{B,6S}^{O*} = S_{B,6S}^O / \gamma_{А,ОП}$ ,  $S_{B,ОП}^{O*} = S_{B,ОП}^O / \gamma_{А,ОП}$ , в результате удаления информации из спектральных зон с повышенным искажающим действием атмосферы и ее замены экстраполированными данными.

*Шаг 4.* Радиометрическая калибровка ГСА. Для каждого спектрального канала ГСА определяется пара коэффициентов  $a_k, b_k, k = \overline{1, K}$ , по которым формируется откалиброванный гиперкуб  $B_{ОП}^{**} = (B_{ОП,k}^{**}, k = \overline{1, K})$ , где  $B_{ОП,k}^{**} = a_k \cdot B_{ОП,k}^* + b_k, k = \overline{1, K}$ . Коэффициенты темнового сигнала  $b_k, k = \overline{1, K}$ , оцениваются в режиме полного перекрытия излучения на входном зрачке ГСА. Мультикативные коэффициенты определяются из условия  $a_k \cdot (B_{ОП,k}^* - b_k) = S_{B,ОП,k}^*$ , т.е.  $a_k = S_{B,ОП,k}^* / (B_{ОП,k}^* - b_k), k = \overline{1, K}$ .

Альтернативный подход к реализации шага 4 может быть основан на полиномиальном приближении  $B^{**} = \varphi(B^*)$ , при котором достигается приемлемое отклонение  $B_{ОП}^{**}$  от  $S_{B,ОП}^{O*}$ . Например, для всего диапазона изменения  $k = \overline{1, K}$  находятся коэффициенты  $a, b, c$  по методу наименьших квадратов при помощи

параболического приближения  $B^{**} = \sum_{k=1}^K \left( a \cdot B_k^{*2} + b \cdot B_k^* + c - S_{B,k}^* \right)^2 = \min$ . Такой

подход по отношению к выше рассмотренному обеспечивает достаточно высокое приближение. Но главным его достоинством является автоматическая оценка темнового сигнала в виде коэффициента  $c$ , если на практике он мало меняется в зависимости от  $k$ .

Стоит отметить, что калибровка ГСА может быть выполнена только на основе данных о спектральных передаточных характеристиках  $\gamma_{A,OP}$  и  $\gamma_{OP}$ , предоставляемых службой «RadCalNet», т.е. без использования моделирующей системы «6S». Однако при формировании этих функций не учитываются важные факторы работы космической гиперспектральной аппаратуры, такие как нелинейная шкала длин волн ГСА, наличие смещенных пикселей, высота спутника, различные углы съемки и др. Использование модели 6S позволяет компенсировать эти ограничения, обеспечивая формирование более точных моделей для определения коэффициентов калибровки ГСА  $a_k, b_k, k = \overline{1, K}$ .

3.3.4. Рассмотрим пути развития технологии радиометрической калибровки ГСА и результаты экспериментов, подтверждающие ее состоятельность.

Важным элементом рассмотренной технологии является то обстоятельство, что служба опорного полигона в качестве выходных данных передает:  $\gamma_{OP} = (\gamma_{OP,k}, k = \overline{1, K})$ ,  $\gamma_A = (\gamma_{A,OP,k}, k = \overline{1, K})$ ,  $S_B^O = (S_{B,k}^O, k = \overline{1, K})$  и время измерений этих характеристик  $t_{OP}$ . При этом все измерения осуществляются в некоторой ограниченной области опорного полигона (ОП).

Система ДЗЗ с гиперспектрометром на борту может выполнить сканирование всего ОП с прилегающей к нему области, да и вообще однородных объектов (морей, пустынь и т.п.), которые могут быть использованы для калибровки ГСА.

*Пример 1.* Пусть не по специально программе калибровки ГСА, а в штатном процессе ДЗЗ, в поле зрения попал ОП и данные по нему занесены в архивы наземного центра, а также службой ОП размещены в информационной общедоступной сети [63]. В этом случае есть вся необходимая информация для осу-

ществления радиометрической калибровки ГСА на момент времени  $t_{оп}$  по описанной в п. 3.3.3 алгоритму.

*Пример 2.* Специально созданный опорный радиометрический полигон, или однородная естественная структура местности, отсканированная ГСА, представляет собой гиперкуб  $B_{оп} = (B_{оп,k}(m,n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$  в виде  $K$  изображений  $B_{оп,k}, k = \overline{1, K}$ , каждое из которых содержит  $M \times N$  точек. Например, при  $M = N = 1000$  и более, число точек однородного по коэффициенту спектрального отражения ОП или известного участка земной поверхности составляет  $10^6$  и более. При усреднении данных от множества этих точек могут быть парированы радиометрические неоднородности и действия шумов ГСА, т.е. получены для калибровки ГСА достоверные коэффициенты спектрального отражения наблюдаемых структурно однородных участков  $\gamma_{оп} = (\gamma_{оп,k}, k = \overline{1, K})$  или  $\gamma_3 = (\gamma_{3,k}, k = \overline{1, K})$ .

*Пример 3.* Радиометрическая калибровка ГСА предполагает планирование съемки системой ДЗЗ одного или нескольких опорных полигонов и включение режима перекрытия входного светового потока на входной зрачок ГСА. Это дорогостоящее мероприятие. В принципе альтернативой штатному режиму радиометрической калибровки может быть съемка морей и океанов в ночное время при условии отсутствия лунного освещения. Этого вполне достаточно для оценки темнового шума ГСА и возможно практически на любом витке полета спутника. То же самое можно зафиксировать в результате съемки заданных регионов песчаных пустынь в светлое время суток, сопроводив их типовыми параметрами атмосферы.

3.3.5. На рисунке 3.7 представлен пример результатов радиометрической калибровки ГСА космической системы «Ресурс-П» по представленному в п. 3.3.3 алгоритму. Данные представлены в относительных единицах, в виде коэффициента спектральной передачи солнечного излучения  $S_B^{II}$  на вход и выход ГСА:

$\gamma_S = (S \cdot \pi) / (S_B^{\Pi} \cdot \cos \theta)$  [63], где  $\theta$  – зенитный угол Солнца в момент съемки,  $S \in \{S_{B,OP}^O, S_{B,6S}^O, B_{OP}\}$ ,  $\gamma_S \in \{\gamma_{OP}, \gamma_{OP,6S}, \gamma_{B,OP}\}$ .

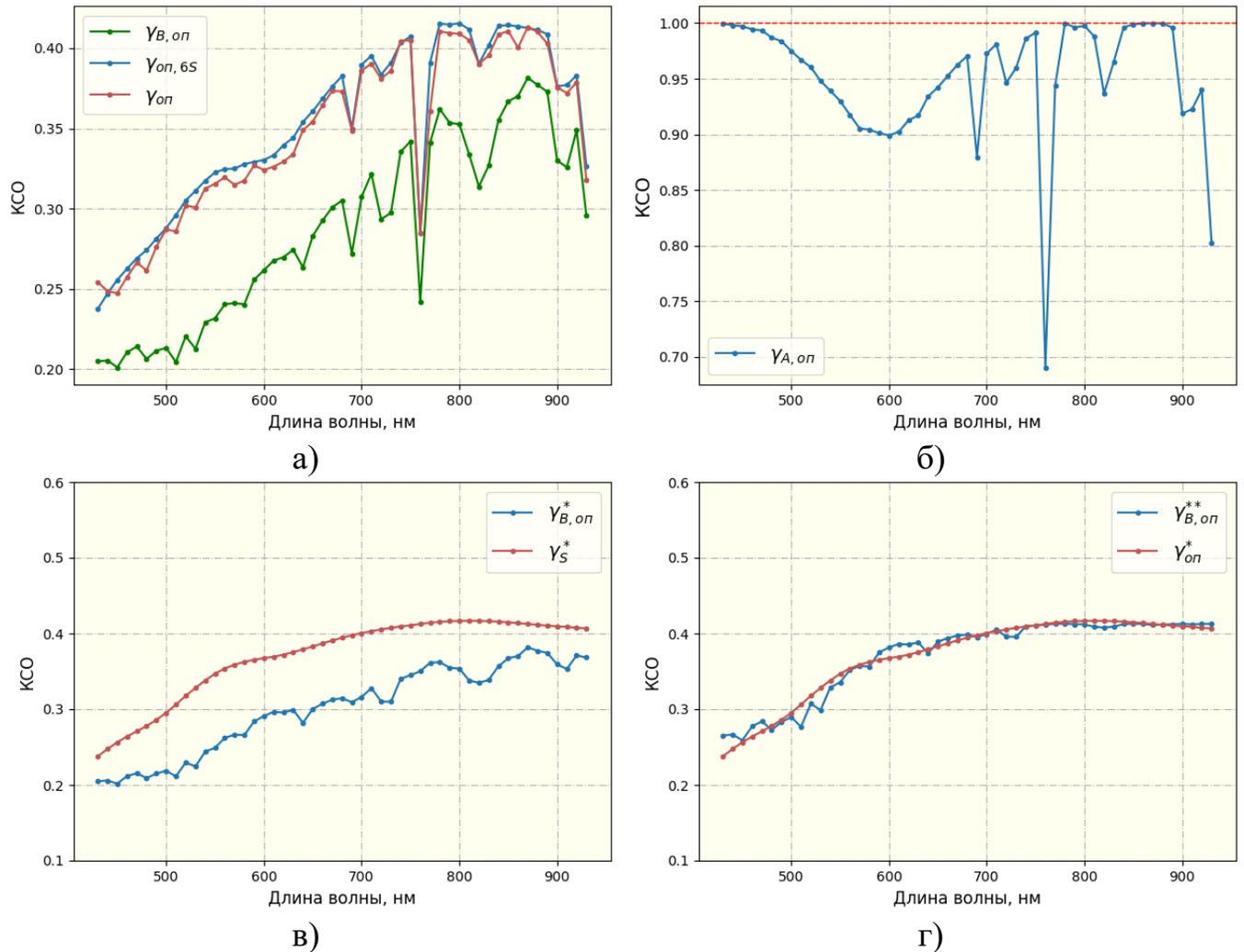


Рисунок 3.7 – радиометрическая калибровка ГСА: а) сопоставление  $\gamma_{OP}$  и  $\gamma_{OP,6S}$ ; б) оценка  $\gamma_{A,OP}$ ; в) коррекция атмосферы  $\gamma_{B,OP}^*$  и  $\gamma_S^*$ ; г) результаты калибровки  $\gamma_{B,OP}^{**}$  и  $\gamma_{OP}^*$  (полиномиальное приближение)

На рис. 3.7 (а) представлены коэффициенты спектрального отражения опорного полигона «Railroad Valley Playa» сети RadCalNet ( $\gamma_{OP}$ ) на входном зрачке ГСА, результаты съемки этого полигона гиперспектральной аппаратурой КА «Ресурс-П» ( $\gamma_{B,OP}$ ), а также результаты моделирования коэффициента спектрального отражения опорного полигона на входном зрачке ГСА с использованием системы «6S» ( $\gamma_{OP,6S}$ ). Для оценки степени согласованности применяемых моделей рас-

считаны коэффициент корреляции  $\rho(\gamma_{оп}, \gamma_{оп,6S}) = 0.99$  и среднеквадратическое отклонение  $\sigma(\gamma_{оп} - \gamma_{оп,6S}) = 0.005$ . Высокая степень совпадения результатов подтверждает надежность модели «6S» и позволяет принять допущение  $\gamma_{оп} = \gamma_{оп,6S} = \gamma_S$ .

На рис. 3.7 (б) представлена передаточная характеристика атмосферы  $\gamma_{A,оп}$  на момент времени  $t_{оп}$ , соответствующий формированию  $\gamma_{B,оп}$ . Следует отметить, что зоны повышенных атмосферных искажений, как правило, локализируются во вполне определенных диапазонах длин волн (см. п. 2.2). При отсутствии достоверной информации о состоянии атмосферы эти диапазоны целесообразно исключить из анализа и заменить экстраполированными значениями.

На рис. 3.7 (в) представлены функции  $\gamma_{B,оп}^*$  и  $\gamma_S^*$ , т.е. значения  $\gamma_{B,оп}$  и  $\gamma_S$  «очищенные» от действия атмосферы. Перед вычислением коэффициентов преобразования, необходимых для радиометрической калибровки, требуется предварительное устранение резких атмосферных флуктуаций в сигналах анализируемых передаточных характеристик.

На рис. 3.7 (г) представлены окончательные результаты радиометрической калибровки  $\gamma_{B,оп}^{**}$  гиперспектральной аппаратуры КА «Ресурс-П». В данном случае коэффициенты коррекции  $a$ ,  $b$  и  $c$  определены по методу наименьших квадратов при помощи параболического приближения. Вычисленные показатели коэффициента корреляции  $\rho(\gamma_{B,оп}^{**}, \gamma_{оп}^*) = 0.98$  и среднеквадратического отклонения  $\sigma(\gamma_{B,оп}^{**} - \gamma_{оп}^*) = 0.01$  свидетельствует о высоком уровне соответствия откалиброванных по предложенному алгоритму данных ГСА полевым измерениям службы опорного полигона.

### 3.4. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНДЕКСНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В АЛГОРИТМАХ АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ

3.4.1. За многие годы накоплен богатый материал по коэффициентам спектрального отражения (КСО) различных природных и искусственных объектов земной поверхности [114]: растительности, почвам, водной поверхности морей и океанов, песчаным пустыням, дорогам, строениям и др. Каждый конкретный класс объектов характеризуется набором КСО, измеренных в определенных условиях наблюдения, составлены базы данных по типовым объектам. Материалы гиперспектральной съемки в виде гиперкуба  $B = (B_k, k = \overline{1, K})$  позволяют в  $K$ -мерном частотном пространстве отобразить различные классы объектов в виде локальных скоплений точек, используя ту или иную меру близости их спектральных характеристик. Разработано много подходов по идентификации природных и искусственных объектов по данным гиперспектральной съемки [13, 14, 41, 73, 116-119], которые реагируют на характерные особенности КСО конкретного класса объектов. Среди таких подходов достойное место занимает направление, связанное с анализом индексных изображений [95, 101, 106, 111]. Индексное изображения для каждой точки гиперкуба  $B_k(m, n)$ ,  $m = Const$ ,  $n = Const$ , т.е. спектральной характеристики  $B_k, k = \overline{1, K}$ , ставит в соответствие индекс (число), отражающее ее характерные особенности. В данном параграфе рассмотрены вопросы, связанные с использованием знаний об индексах спектральных характеристик типовых природных и искусственных объектов в алгоритмах их аналитико-нейросетевой идентификации.

3.4.2. Индексное изображение представляет собой изображение, в котором каждому пикселю соответствует значение спектрального индекса, отражающее определенные свойства поверхности. Спектральные индексы (СИ) – это математические комбинации значений отражательной способности объекта в наиболее информативных для него спектральных зонах. Применение спектральных индексов позволяет выявлять различные типы поверхностей, анализировать их состоя-

ние и отслеживать динамику изменений. В связи с этим, они широко применяются при исследовании земной поверхности по данным ДЗЗ, например, в мониторинге и прогнозировании сельскохозяйственного производства, выявлении пожароопасных зон, оценки состояния наземных и водных экосистем и др. [124, 125].

Различные объекты земной поверхности имеют уникальные, но вполне типовые формы коэффициентов спектрального отражения. Для каждого класса объектов существуют узкие информативные спектральные полосы, в которых отражательная способность наиболее чувствительна к определённым параметрам вещества. Например, здоровая растительность активно поглощает излучение в красном диапазоне (~650 нм) за счёт присутствия хлорофилла и характеризуется резким увеличением отражения в ближнем инфракрасном диапазоне (~850 нм), обусловленным внутренней структурой листового покрова. Водные объекты проявляют выраженные спектральные особенности в синем (450–500 нм) и зелёном (500–550 нм) диапазонах, тогда как в ближнем инфракрасном диапазоне их отражательная способность практически отсутствует вследствие интенсивного поглощения света. «Голая» почва, в отличие от растительности, проявляет более высокое отражение в красном и ближнем инфракрасном диапазонах. Искусственные поверхности, такие как бетон, асфальт и здания, демонстрируют высокий коэффициент отражения в ближнем инфракрасном диапазоне.

3.4.3. Гиперспектральная съёмка значительно расширяет возможности использования спектральных индексов, поскольку фиксирует отражательные характеристики объектов в сотне и более узких спектральных диапазонов, в отличие от многозональных систем ДЗЗ, использующих ограниченное количество широкополосных каналов. Это позволяет более точно подбирать оптимальные диапазоны длин волн для расчёта спектральных индексов, повышая их информативность и чувствительность к характеристикам объектов. Например, вычисление одного из популярных широкополосных спектральных индексов – NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) [126], базируется на нормализованном разностном отношении данных, интегрированных по всему видимому красному (*RED*) и ближнему инфракрасному диапазонам (*NIR*):

$$NDVI = \frac{\gamma_{NIR} - \gamma_{RED}}{\gamma_{NIR} + \gamma_{RED}}, \quad (3.24)$$

где  $\gamma_{NIR} = \int_{\lambda} \gamma_3(\lambda) \partial \lambda$ ,  $\lambda \in [700, 1000]$  нм;  $\gamma_{RED} = \int_{\lambda} \gamma_3(\lambda) \partial \lambda$ ,  $\lambda \in [600, 700]$  нм.

В условиях гиперспектральной съемки выбор конкретных длин волн может быть более детальным в зависимости от характеристик исследуемых объектов и параметров используемой аппаратуры. Например, узкополосный  $NDVI$  может быть определен, как [127]

$$NDVI = \frac{\gamma_{755} - \gamma_{695}}{\gamma_{755} + \gamma_{695}}, \quad (3.25)$$

где  $\gamma_{695}$  и  $\gamma_{755}$  – значения коэффициента спектрального отражения при  $\lambda = 695$  и  $\lambda = 755$  нм соответственно.

На рисунке 3.8 представлен пример индексного изображения для ГСИ от КА «Ресурс-П», сформированного по узкополосному  $NDVI$ .

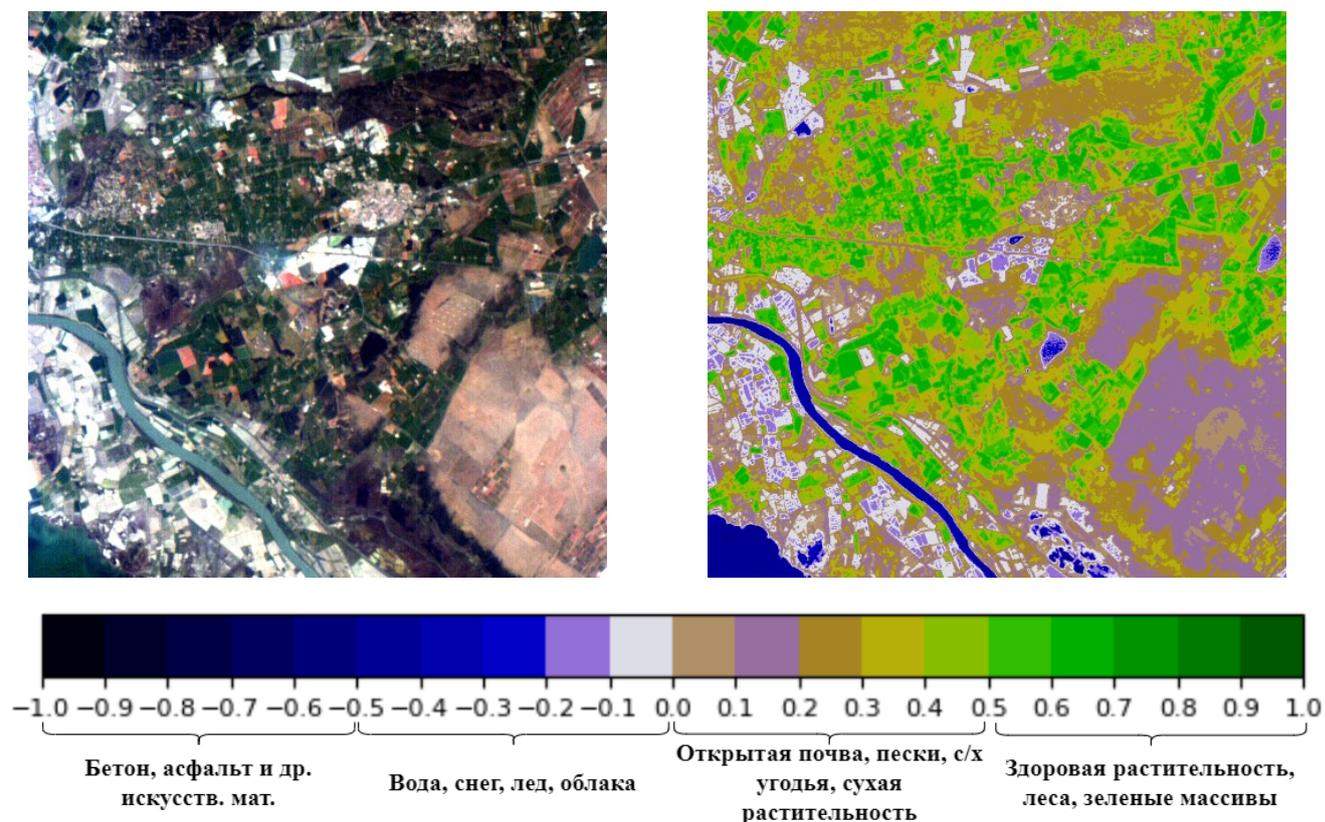


Рисунок 3.8 – пример  $NDVI$  (справа) для ГСИ (слева) от КА «Ресурс-П»

В настоящее время разработано множество спектральных индексов для анализа различных природных и искусственных материалов. В рамках данного исследования не ставится цель поиска оптимального индекса. Основное внимание уделяется изучению возможностей их интеграции с аналитико-нейросетевой моделью для повышения точности идентификации объектов. Поскольку исследование ориентировано на анализ гиперспектральной информации, полученной с космической системы «Ресурс-П», в дальнейшем рассматриваются исключительно спектральные индексы, или их модификации, относящиеся к видимому и ближнему инфракрасному диапазонам спектра. Приведем некоторые спектральные индексы, используемые для анализа различных объектов [126-131].

*NDWI* (Normalized Difference Water Index) – нормализованный разностный водный индекс.  $NDWI = \frac{\gamma_{550} - \gamma_{850}}{\gamma_{550} + \gamma_{850}}$ ,  $NDWI \in [-1, 1]$ . Используется для идентификации воды. Высокие значения указывают на наличие воды, низкие – на сухие или плотные поверхности.

*NDBSI* (Normalized Difference Bare Soil Index) – нормализованный разностный индекс почвы.  $NDBSI = \frac{\gamma_{650} - \gamma_{850}}{\gamma_{650} + \gamma_{850}}$ ,  $NDBSI \in [-1, 1]$ . Используется для анализа почвы. Высокие значения соответствуют «голой» почве, а отрицательные – плотным растительным покровам.

*BI* (Built-up Index) – индекс городской застройки.  $BI = \frac{\gamma_{650} \cdot \gamma_{550}}{\gamma_{850}}$ . Используется для идентификации городских застроек.  $BI \in [0, \approx 2]$ , высокие значения указывают на искусственные поверхности (бетон, кирпич, крыши зданий), а низкие соответствуют растительным покровам или водным объектам.

3.4.4. Результат гиперспектральной съемки фиксируется в виде гиперкуба  $B = (B_k(m, n), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K})$  в  $K$  узких спектральных поддиапазонах. Пространственное разрешение современных гиперспектрометров составляет 15-30 м, в лучшем случае порядка 10 м. Даже при геометрическом разрешении 10 м в каждом  $k$ -м спектральном канале гиперспектрометра формируется изображение

$B_k(m, n)$ ,  $k = Const$ , каждый пиксель которого есть результат интегрирования чистой энергии от участка земной поверхности с площадью порядка  $100 \text{ м}^2$ . Чаще всего в такую область попадают и объекты интереса, и посторонние объекты, например зеленая растительность сельхозугодий и почва. Аналогичная ситуация наблюдается и при гиперспектральной съемке других объектов (леса, водная поверхность, жилые районы, пожары и т.п.). В этом случае индексные индикаторы работают неустойчиво, поскольку спектральная характеристика отсчета гиперкуба представляет собой смесь спектральных характеристик объектов земной поверхности, попавших в апертуру наблюдения этого пикселя.

В этом случае КСО смеси зеленой растительности и почвы в каждом  $k$ -м спектральном канале составляет  $\gamma_{PI,k} = \alpha \gamma_{P,k} + (1 - \alpha) \gamma_{PI,k}$ ,  $k = \overline{1, K}$ , поскольку значения  $\gamma_{PI,k}$  фиксируются гиперспектрометром в единой области наблюдения пикселя гиперкуба с координатами  $(m, n) = Const$  для всех спектральных каналов  $k = \overline{1, K}$ .

3.4.5. Индексные изображения позволяют зафиксировать ключевые спектральные признаки объектов наблюдаемой сцены, обеспечивая упрощенное, но информативное представление гиперспектральных данных. Их использование представляет особую ценность для аналитико-нейросетевой модели идентификации объектов по нескольким соображениям.

Во-первых, индексные изображения, как и контурные карты, могут служить вспомогательным инструментом при формировании экспертом эталонных масок, используемых для обучения нейронных сетей. Вычисление математических комбинаций узких спектральных диапазонов позволяет в ряде случаев более точно разделять смешанные объекты с близкими спектральными характеристиками, тем самым повышая достоверность разметки данных.

Во-вторых, интеграция индексных изображений в процесс обучения сверточных нейронных сетей расширяет спектр используемых признаков, дополняя контурную информацию (см. п. 3.2) ключевыми спектральными характеристиками объектов наблюдаемой сцены. Кроме того, данный подход способствует ча-

стичной компенсации потерь, неизбежно возникающих при уменьшении избыточности гиперспектральных данных с использованием, например метода главных компонент (см. п. 3.1).

В-третьих, интеграция спектральных индексов в процессы обучения и принятия решения сверточной нейронной сетью повышает устойчивость модели к остаточным (после калибровки) радиометрическим и атмосферным искажениям, что способствует увеличению надежности и точности идентификации объектов.

Рассмотрим несколько возможных подходов к интеграции индексных изображений в нейросетевую модель идентификации объектов.

*Первый подход* предполагает добавление индексных изображений (например, представленных в п. 3.4.3) в качестве дополнительных каналов к исходным данным, используемым для обучения СНС. Такой подход частично рассмотрен в параграфе 3.2.2, где исходные данные нейронной сети были дополнены каналом с контурной информацией. В данном случае индексные изображения комплексировуются с изображениями, сформированными с применением метода главных компонент (см. п. 3.2.1). Перед объединением индексные изображения должны быть нормализованы к диапазону значений входных данных, чтобы обеспечить их корректное восприятие СНС. К преимуществам данного подхода можно отнести его простоту реализации, расширение информационного содержания выборки при небольшом увеличении вычислительных затрат.

*Второй подход* основан на отдельной обработке исходных и индексных изображений. В данном случае архитектура СНС включает две параллельные ветви: одна предназначена для обработки исходных изображений, другая – для анализа индексных изображений. Каждая ветвь может иметь уникальную архитектуру, то есть различное количество слоев и их последовательность. На более высоких уровнях сети, например перед полносвязными слоями, признаки, извлеченные обеими ветвями, объединяются, формируя единое представление, используемое для окончательной идентификации объектов. Для объединения признаков наиболее часто применяются конкатенация (объединение по оси каналов, длин волн) и поэлементное сложение. Преимуществом данного подхода является его высокая

адаптивность, позволяющая отдельно обрабатывать разнородные данные: реальную видеоинформацию и производные от нее индексные изображения, что способствует более точному выявлению характерных особенностей объектов. Однако данный подход требует значительных вычислительных ресурсов, так как обработка данных осуществляется одновременно по двум ветвям сверточной нейронной сети.

*Третий подход* не предполагает непосредственного использования индексных изображений в качестве входных данных для нейронной сети. Вместо этого они применяются для регуляризации модели в процессе обучения. Регуляризация направлена на снижение переобучения и повышение обобщающей способности нейросетевой модели. Одним из методов регуляризации может являться включение спектральных индексов в функцию потерь, оценивающую расхождение между прогнозируемыми моделью значениями и фактическими эталонными данными после каждой итерации обучения. Например, можно минимизировать разницу между выходными прогнозами модели и картами индексов, что позволит учитывать физические свойства объектов при обучении. Преимущества данного подхода заключаются в снижении риска переобучения, повышении устойчивости модели к входным искажениям за счет использования знаний о физических характеристиках объектов, а также в возможности его комбинирования с первыми двумя подходами к интеграции спектральных индексов в нейросетевые алгоритмы идентификации объектов. Тем не менее, его применение требует тщательного подбора релевантных индексов, поскольку их некорректный выбор может привести к значительному ухудшению качества обучения СНС.

3.4.6. Оценка эффективности интеграции индексных изображений в нейросетевые алгоритмы идентификации объектов проведена на основе показателей F-меры двух СНС (см. п. 3.1.6), одна из которых дополнительно обрабатывает индексные изображения. Основу эксперимента составляет сеть, обрабатывающая три изображения, полученных по методу главных компонент (МГК), базис которого сформирован на основе всей репрезентативной выборки (см. п. 3.1.5). Спектральные индексы (см. п. 3.4.2) подобраны с учетом типов объектов, представ-

ленных в обучающей выборке, включая растительность, водные объекты, почву, и городскую застройку. В результате сформированы следующие наборы данных:

- набор данных 1 – три изображения, в виде трех главных компонент, полученных по МГК;

- набор данных 2 – три изображения МГК и индексные изображения, присоединяемые по оси спектральных каналов.

На рисунке 3.11 представлены результаты идентификации в виде F-меры.

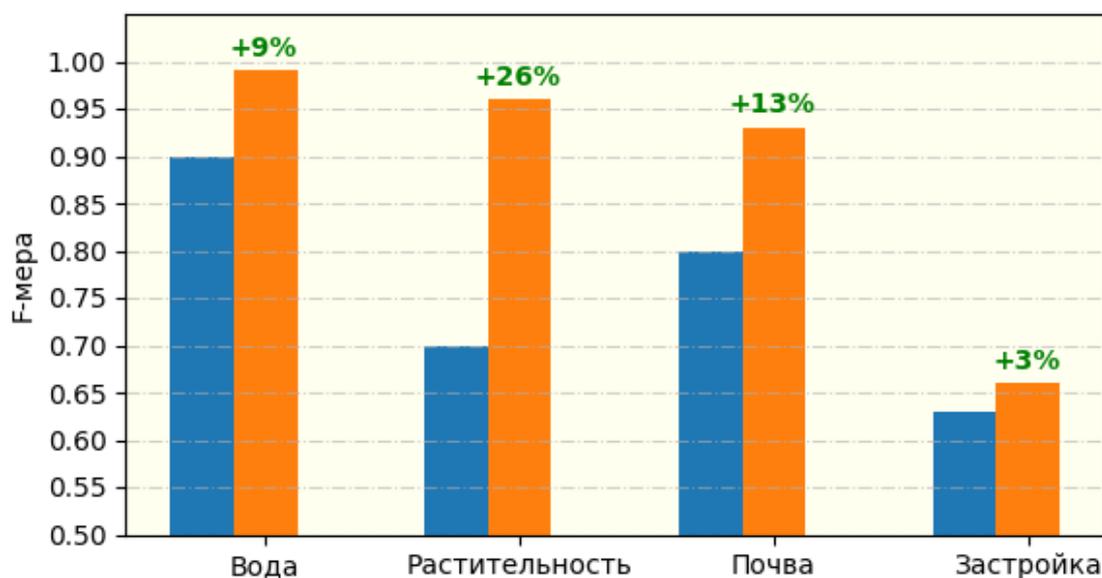


Рисунок 3.11 – значения F-меры при использовании различных наборов данных: синий столбец – набор данных 1, оранжевый – набор данных 2

На основе результатов проведенного исследования можно сделать следующие выводы.

1. Интеграция индексных изображений (набор данных 2) дала значительное повышение точности идентификации водных объектов, растительности и почвы.

2. Для искусственных объектов (застроенные территории) интеграция индексных изображений не дает существенного прироста точности. Это обусловлено низкой информативностью видимого и ближнего инфракрасного диапазонов спектра для выделения таких объектов.

3. Большинство искусственных объектов, в отличие от природных, обладают четко выраженной формой и границами. Поэтому при их идентификации ока-

зывается значительно более ценной контурная информация, полученная в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах спектра.

### **ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 3**

1. Обоснована целесообразность использования сверточных нейронных сетей (СНС) для реализации аналитико-нейросетевого подхода к идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки. Выполнен анализ вариантов структурной организации СНС, при подаче на ее вход структурной и структурно-частотной информации об объектах наблюдаемой сцены. Показано, что при использовании данных о спектрах наблюдаемых объектов на 10-20 % и более повышается точность их идентификации по сравнению с использованием только структурных показателей.

2. Разработан алгоритм выделения границ объектов на гиперспектральных снимках, основанный на структурно-частотном анализе мер близости соседних точек гиперкуба, позволяющий повысить точность решения этой задачи и сократить время обучения нейронной сети.

3. Предложен алгоритм и информационная технология радиометрической калибровки гиперспектральной аппаратуры в ходе ее летной эксплуатации с использованием данных опорных полигонов и моделирующей системы «6S». Рассмотрены пути развития этой технологии.

4. Рассмотрены вопросы по использованию индексных изображений в качестве дополнительной информации для СНС о характерных свойствах спектров типовых объектов земной поверхности с целью повышения точности и надежности процесса идентификации объектов. Получены численные оценки эффективности использования индексных показателей на примере идентификации объектов в виде водной поверхности, растительности и почвы.

## ГЛАВА 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПО ПОДТВЕРЖДЕНИЮ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОЛОЖЕНИЙ, ВЫНОСИМЫХ НА ЗАЩИТУ

*В диссертации на защиту вынесены пять Положений (см. стр. 10), которые рассмотрены в главах 2 и 3, а их эффективность показана на отдельных примерах с привлечением натурной, модельной и опорной гиперспектральной информации.*

*В главе 4 ставится задача получить достоверные численные оценки эффективности выдвинутых на защиту Положений на основе более статистически представительной информации, привлекая для этого данные от российской космической системы «Ресурс-П», информационные ресурсы моделирующей системы «6S» и результаты многолетних съемок опорных полигонов системы «RadCalNet».*

### 4.1. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ПОДТВЕРЖДЕНИЕ КОРРЕКТНОСТИ КУСОЧНО-ЛИНЕЙНОЙ МОДЕЛИ ВИДЕОТРАКТА СИСТЕМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ ЗЕМЛИ (ПОЛОЖЕНИЕ 2)

4.1.1. В п. 2.2.3 обоснованы преимущества структурной модели СИТ, представленной в виде схемы (2.3). Согласно этой модели процесс преобразования излучения от Солнца определяется произведением коэффициентов спектральной передачи звеньев СИТ. Для решения главной задачи – оценки коэффициентов спектрального отражения наблюдаемых объектов  $\gamma_3$  необходимы данные по мощности падающего на Землю излучения  $S_H^{\Pi} = S_B^{\Pi} \cdot \gamma_A^{\Pi}$  и отраженного излучения  $S_H^O = B / (\gamma_{KA} \cdot \gamma_A^O)$ , где  $\gamma_A^{\Pi}$ ,  $\gamma_A^O$  – коэффициенты спектральной передачи атмосферы падающего и отраженного излучений. Поэтому  $\gamma_3 = S_H^O / S_H^{\Pi} = B / (S_H^{\Pi} \cdot \gamma_{KA} \cdot \gamma_A)$ , где  $\gamma_A = \gamma_A^{\Pi} \cdot \gamma_A^O$ . При откалиброванном гиперспектрометре по результатам сканирования опорного полигона можно считать  $\gamma_{KA} = 1$ ,  $B = S_B^O$  (этот вопрос рассматрива-

ется в параграфе 4.3). Поэтому  $\gamma_3 = B / (S_B^{\Pi} \cdot \gamma_A) = S_B^O / (S_B^{\Pi} \cdot \gamma_A)$ , где  $\gamma_A$  определяется произведением падающего излучения  $\gamma_A^{\Pi}$  по прямому соответствию  $S_B^{\Pi} \xrightarrow{\gamma_A^{\Pi}} S_H^{\Pi}$  и отраженного излучения  $\gamma_A^O$  по обратному отображению  $S_B^O \xrightarrow{\gamma_A^O} S_H^O$ .

В параграфе 2.1 на конкретных примерах показана высокая линейная связь между  $S_B^{\Pi} \rightarrow S_H^{\Pi}$ , а также  $S_H^O \rightarrow S_B^O$ . Установлено, что основные нелинейности наблюдаются в спектральных зонах, где излучение интенсивно поглощается атмосферными газами ( $O_2$ ,  $H_2O$ ,  $CO_2$ ). Исключение этих зон из рассмотрения и их замена линейным приближением по крайним неискаженным отсчетам позволяет описать процесс  $S_B^{\Pi} \xrightarrow{\gamma_A^{\Pi}} S_H^{\Pi}$  прямым кусочно-линейным отображением. Аналогичный вывод справедлив и для передачи отраженного излучения на верхнюю границу атмосферы, т.е. отображения  $S_H^O \xrightarrow{\gamma_A^O} S_B^O$ .

Для проверки этих утверждений проведен анализ корректности, как прямых отображений  $S_B^{\Pi} \rightarrow S_H^{\Pi}$ ,  $S_H^O \rightarrow S_B^O$ , так и обратного  $S_B^O \rightarrow S_H^O$ , при оценке  $\gamma_3$ . Исследование выполнено на выборке из 500 спектров, охватывающих различные материалы и широкий диапазон условий съёмки с использованием моделирующей системы «6S».

4.1.2. На основе информационных ресурсов модели 6S выполнен синтез гиперспектральных данных для широкого диапазона параметров съёмки. В качестве регулируемых параметров рассмотрены:

- *КСО наблюдаемого объекта*: растительность, почва, песок, вода (по данным базы USGS [114]);
- *профиль атмосферы*: средняя широта / лето, средняя широта / зима, субарктическое лето, субарктическая зима, тропический;
- *тип аэрозолей*: континентальный, пустынный, морской, городской;
- *оптическая толщина аэрозоля*: от 0.01 до 1;
- *зенитный угол Солнца*: от 10 до 89 градусов;

Для инициализации модели 6S использовался случайный набор параметров. Всего для эксперимента сгенерировано 500 спектров (рисунок 4.1).

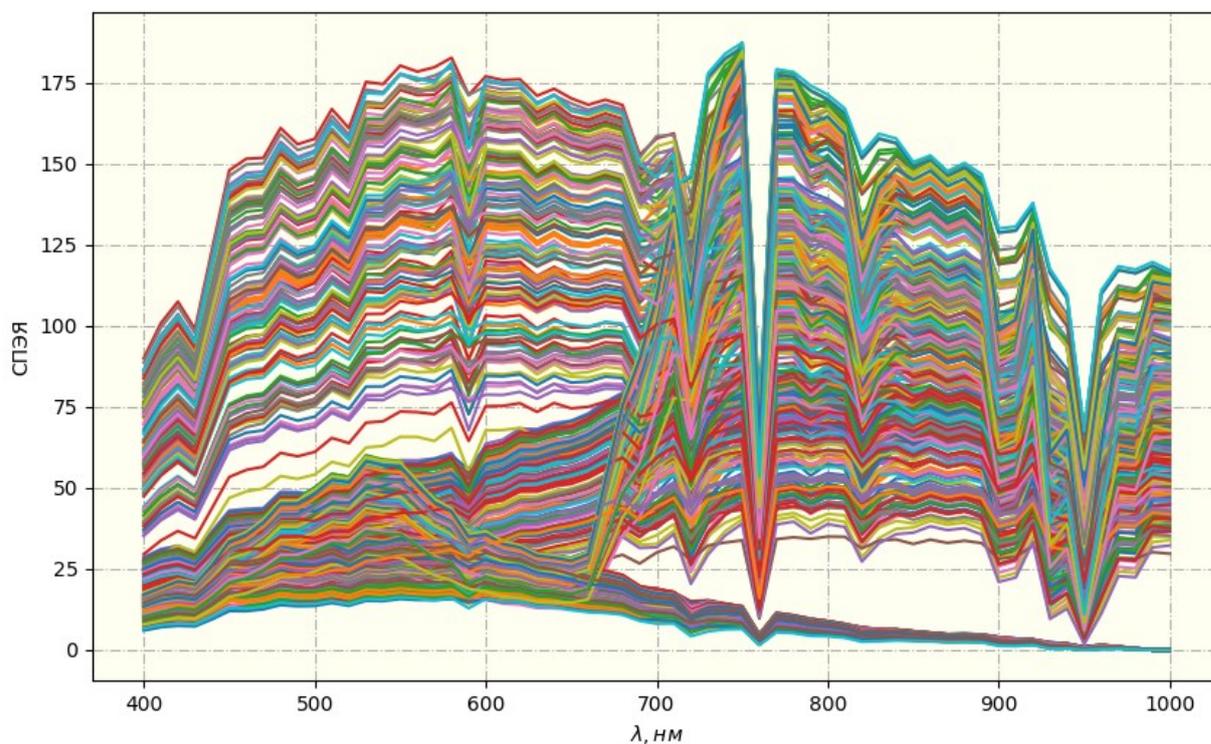


Рисунок 4.1 – набор спектров, сформированных для эксперимента

Для каждого спектра сформирован полный набор гиперспектральной информации:  $S_B^P$ ,  $S_H^P$ ,  $S_H^O$ ,  $S_B^O$  (пример на рисунке 4.2).

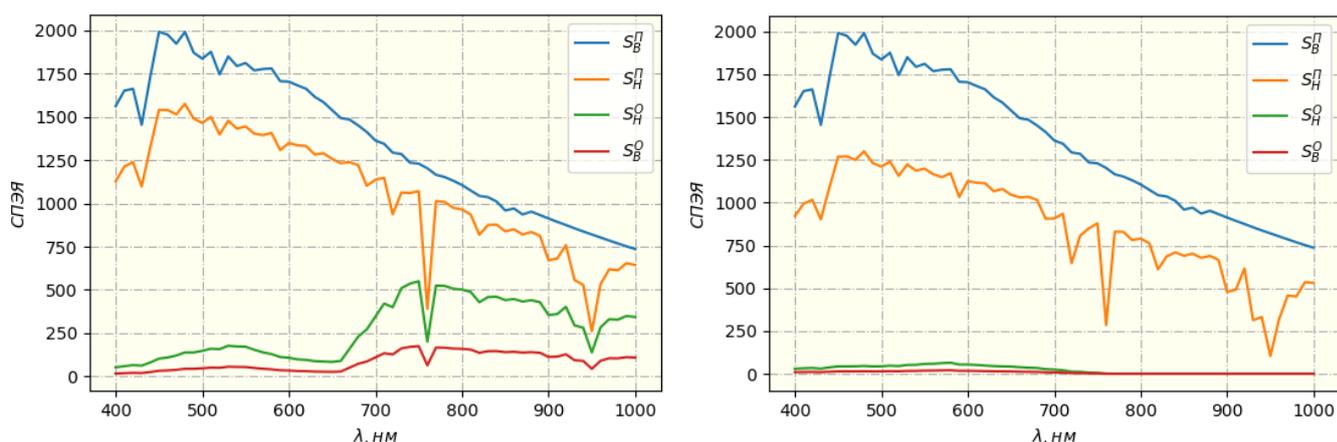


Рисунок 4.2 – пример гиперспектральной информации в различных сечениях СИТ: слева – растительность, справа – вода

4.1.3. Выполнена оценка степени линейной связи между  $S_B^P$  и  $S_H^P$ , а также  $S_H^O$  и  $S_B^O$  с использованием двух мер близости: с помощью коэффициента корр-

ляции  $\rho^{\Pi}(S_B^{\Pi}, S_H^{\Pi})$ ,  $\rho^O(S_H^O, S_B^O)$ , который инвариантен к любым линейным преобразованиям анализируемых данных, и с помощью среднеквадратической меры  $\Delta^{\Pi}(S_B^{\Pi}, S_H^{\Pi})$ ,  $\Delta^O(S_H^O, S_B^O)$ . В данном эксперименте  $\Delta$  определялась по методу наименьших квадратов как

$$\Delta^{\Pi} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_k (S_{B,k}^{\Pi} - a^{\Pi} \cdot S_{H,k}^{\Pi} - b^{\Pi})^2} = \min,$$

$$\Delta^O = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_k (S_{H,k}^O - a^O \cdot S_{B,k}^O - b^O)^2} = \min, \quad (4.2)$$

где  $a^{\Pi}$ ,  $b^{\Pi}$  и  $a^O$ ,  $b^O$  – коэффициенты линейного преобразования для наборов данных  $S_{H,k}^{\Pi}$  и  $S_{B,k}^O$ ,  $k = \overline{1, K}$ , при которых  $\Delta^{\Pi} = \min$  и  $\Delta^O = \min$ .

Средние значения по выборке из 500 спектров составили:

- прямое отображение  $S_B^{\Pi} \xrightarrow{\gamma_A^{\Pi}} S_H^{\Pi}$ :  $\overline{\rho^{\Pi}}(S_B^{\Pi}, S_H^{\Pi}) = \mathbf{0.94}$ ;  $\overline{\Delta^{\Pi}}(S_B^{\Pi}, S_H^{\Pi}) = \mathbf{0.05}$ ;

- прямое отображение  $S_H^O \xrightarrow{\gamma_A^O} S_B^O$ :  $\overline{\rho^O}(S_H^O, S_B^O) = \mathbf{0.99}$ ;  $\overline{\Delta^O}(S_H^O, S_B^O) = \mathbf{0.01}$ ;

- обратное отображение  $S_B^O \xrightarrow{\gamma_A^O} S_H^O$ :  $\overline{\rho^O}(S_B^O, S_H^O) = \mathbf{0.99}$ ;  $\overline{\Delta^O}(S_B^O, S_H^O) = \mathbf{0.01}$ .

Полученные оценки свидетельствуют о практически линейном характере коэффициента пропускания атмосферы вне спектральных зон газового поглощения (с учетом спектрального разрешения ГСА КА «Ресурс-П»). Высокая степень совпадения оценок для прямого и обратного преобразований подтверждает возможность использования кусочно-линейного приближения для описания процесса передачи излучения через атмосферу, как в прямом, так и в обратном направлении.

Различия в оценках для падающего и отражённого излучений объясняются тем, что отражённое излучение уже включает атмосферный вклад на нижней и верхней границе атмосферы, что обеспечивает его стабильность, в то время как падающее излучение более чувствительно к изменению параметров атмосферы, особенно при высоких значениях оптической толщины аэрозоля.

При съёмке территорий с высокой концентрацией аэрозолей (в условиях сильного загрязнения атмосферы, пыльных бурь, лесных и степных пожаров, повышенной влажности, туманов и др.) возможны значительные атмосферные искажения даже вне зон газового поглощения. Для этих условий требуется дополнительные исследования по оценке коэффициента спектрального отражения объектов земной поверхности.

3.1.4. Остается открытым вопрос о том, позволяет ли кусочно-линейная модель СИТ перевести задачу оценки  $\gamma_z$  в разряд корректно решаемых? Для исследования этого вопроса проведена серия экспериментов с использованием ранее сформированного набора данных.

Для сечений  $S_B^H$  и  $S_B^O$  были исключены спектральные зоны газового поглощения. Данные в этих зонах заменены на интерполированные значения, рассчитанные по двум ближайшим неискаженным краевым точкам. Для каждого из 500 спектров определен коэффициент отражения на верхней границе атмосферы (ВГА) как  $\gamma_{z,ВГА} = a \cdot (S_B^O / S_B^H) + b$ , где  $a$  и  $b$  – коэффициенты линейного преобразования, минимизирующие отклонение  $\gamma_{z,ВГА}$  от фактического  $\gamma_z$ , заданного при инициализации модели 6S.

На рисунке 4.3 сплошной линией красного цвета обозначен  $\gamma_z$  (спектр зеленой растительности по данным базы USGS [114]). Пунктирные линии соответствуют кусочно-линейному отображению  $\gamma_{z,ВГА}$ . Серым фоном выделены зоны поглощения.

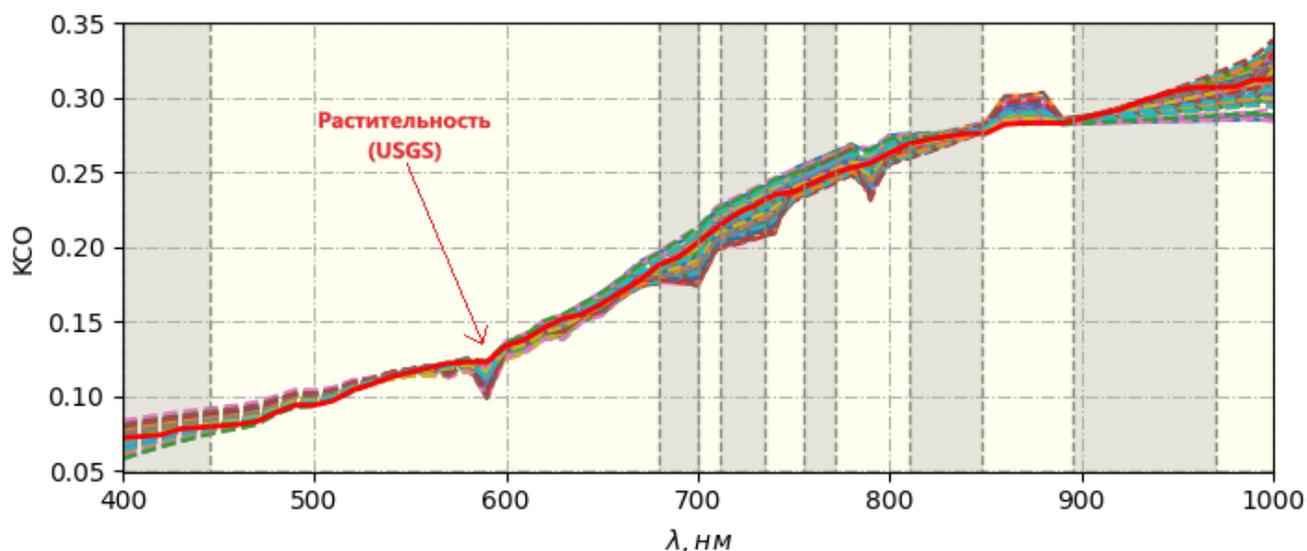


Рисунок 4.3 – сопоставление  $\gamma_3$  и  $\gamma_{3,ВГА}$

На основе показателей  $\rho(\gamma_{3,ВГА}, \gamma_3)$  и  $\Delta(\gamma_{3,ВГА}, \gamma_3)$  выполнена оценка степени соответствия между  $\gamma_{3,ВГА}$  и  $\gamma_3$ . Средние значения по набору данных из 500 спектров составили  $\bar{\rho}(\gamma_{3,ВГА}, \gamma_3) = \mathbf{0.99}$  и  $\bar{\Delta}(\gamma_{3,ВГА}, \gamma_3) = \mathbf{0.02}$ .

Практически идентичные результаты получены при анализе кусочно-линейной прямой и обратной связи между  $S_B^И \leftrightarrow S_B^О$ . Для этого в системе «6S» отключена модель отражения излучения от объекта, т.е.  $\gamma_3 = 1$  для всего диапазона длин волн, а из  $S_B^О$  исключены зоны поглощения. Выполнена оценка близости спектров падающего и отраженного на верхней границе атмосферы излучения. Усредненные по выборке значения  $\bar{\rho}(S_B^И, S_B^О) = \mathbf{0.99}$  и  $\bar{\Delta}(S_B^И, S_B^О) = \mathbf{0.01}$  подтверждают корректность использования предложенной кусочно-линейной модели сквозного информационного тракта.

Таким образом, по результатам экспериментов можно сделать следующие выводы:

1. Преимущества структурной модели СИТ, основанной на произведении коэффициентов спектральной передачи, подтверждены экспериментальными данными, что обеспечивает корректное решение задачи оценки коэффициентов спектрального отражения.

2. Исключение спектральных зон газового поглощения и замена их интерполяционными значениями позволяют с высокой степенью точности описать процесс передачи излучения через атмосферу, как при прямом, так и при обратном переходе. Полученные высокие значения коэффициентов корреляции и низкие значения среднеквадратичных ошибок подтверждают корректность данного подхода.

3. Несмотря на успешное применение кусочно-линейного приближения, для территорий с высокой концентрацией аэрозолей необходимы дополнительные исследования, позволяющие учесть возможные атмосферные искажения вне зон газового поглощения.

## **4.2. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ВАРИАНТОВ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ НАТУРНОЙ, МОДЕЛЬНОЙ И ОПОРНОЙ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ (ПОЛОЖЕНИЕ 3)**

4.1.1. В параграфе 2.4 на системном уровне обоснована целесообразность комплексного использования знаний и гиперспектральной информации от трех источников:

- российской космической системы «Ресурс-П» (пять спутников), которая в период 2013–2024 гг. сформировала статистически значимый информационный ресурс по гиперспектральной съемке Земли;
- системы «6S», реализующей современные модели формирования гиперспектральных данных на основе аэрокосмических наблюдений;
- системы опорных радиометрических полигонов «RadCalNet», регулярно предоставляющей через каждые 30 минут актуальную информацию по коэффициентам спектрального отражения и параметрам атмосферы.

Данные от опорных полигонов позволяют получать актуальные оценки коэффициента спектрального отражения, как на уровне наземного наблюдения, так и на верхней границе атмосферы. При этом КСО на поверхности определяется на основе полевых измерений, а КСО на входе датчика рассчитывается посредством

моделирования переноса солнечного излучения через атмосферу в надир с использованием системы MODTRAN – аналога 6S.

Применение 6S при заданных параметрах отражения поверхности и атмосферы обеспечивает более корректное формирование сигнала на входном зрачке гиперспектрального сенсора за счёт учёта ряда ключевых факторов космической съёмки (геометрия и высота наблюдения, характеристики рельефа, компоненты фонового излучения, спектральная чувствительность прибора и др.). Совместное использование 6S и RadCalNet позволяет интегрировать физически обоснованное моделирование с эмпирическими измерениями, что значительно повышает точность восстановления коэффициента спектрального отражения и надёжность идентификации объектов средствами СНС.

4.2.2. Для корректного комплексирования используемых данных необходимо обеспечить высокую степень согласованности между модельной и опорной гиперспектральной информацией. Оценим степень близости данных в информационном сечении  $S_B^O$ , поступающих от системы «6S» –  $S_{B,6S}^O$ , и от опорных полигонов –  $S_{B,ОП}^O$ . Для этого будем использовать меры  $\rho(S_{B,6S}^O, S_{B,ОП}^O)$  и  $\Delta(S_{B,6S}^O, S_{B,ОП}^O)$ .

Для эксперимента загружены данные по опорному полигону «Railroad Valley» сети «RadCalNet» за 1 число каждого месяца 2024 года. На основе  $\gamma_{з,ОП}$  и вектора параметров атмосферы в системе «6S» выполнено моделирование коэффициента спектрального отражения на входе ГСА. В результате сформированы следующие наборы данных, состоящие из 12 образцов:

- $S_{B,ОП}^O$  – набор данных от службы опорного полигона с использованием модели «MODTRAN»;
- $S_{B,6S}^O$  – набор данных от системы «6S» на основе измерений от опорного полигона.

На рисунке 4.4 слева представлена информация, сформированная службой опорного полигона –  $S_{B,OP}^O$ , а справа результаты моделирования гиперспектральных данных системой «6S» –  $S_{B,6S}^O$ .

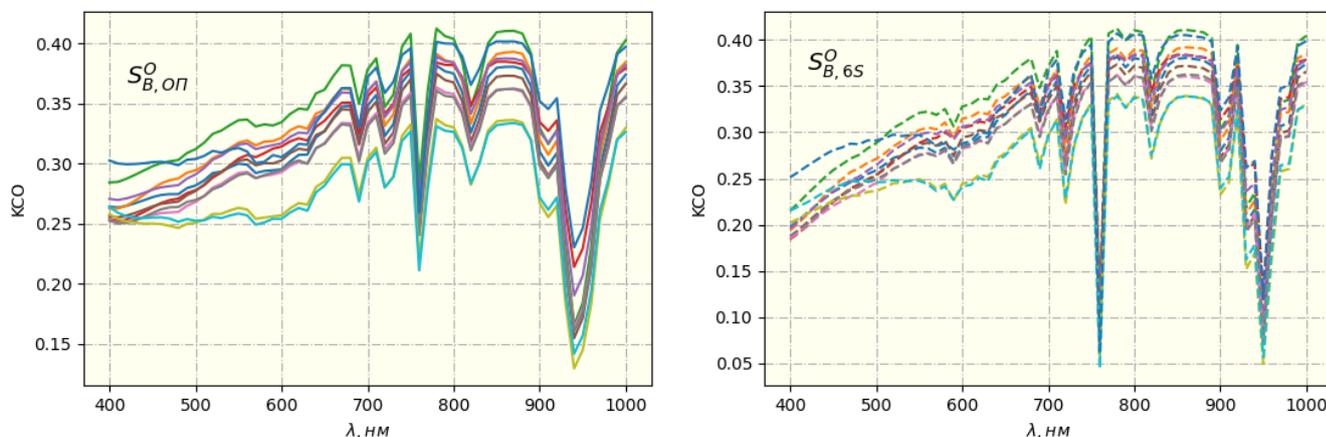


Рисунок 4.4 –  $S_{B,OP}^O$ ,  $S_{B,6S}^O$

Средние показатели для используемых данных из 12 наборов составили  $\bar{\rho}(S_{B,6S}^O, S_{B,OP}^O) = 0.90$  и  $\bar{\Delta}(S_{B,6S}^O, S_{B,OP}^O) = 0.08$ . Полученные оценки свидетельствуют о высокой степени согласованности между «6S» и «RadCalNet», что подтверждает корректность их комплексного использования.

4.2.3. Важной задачей при комплексировании информации от систем «Ресурс-П», «6S» и «RadCalNet» является точная привязка разнородных дискретных данных к единой сетке длин волн. Для обеспечения высокой точности измерения коэффициента спектрального отражения объектов наблюдаемой сцены необходимо выбрать лучший вариант их интеграции.

Система «6S» для моделирования процесса гиперспектральной съемки использует предварительно рассчитанные спектрально-зависимые параметры, заданные на определённой дискретной сетке длин волн. При необходимости работы с иной сеткой применяются методы линейной и кусочно-линейной интерполяции, позволяющие пересчитывать коэффициенты поглощения, рассеяния и другие характеристики для произвольных значений длин волн. При условии высокой плотности спектральных отсчетов в диапазонах с существенными флюктуациями интерполяционные ошибки остаются незначительными, что обеспечивает гибкость

модели при работе с различными дискретными сетками. Таким образом, в рамках аналитико-нейросетевой модели идентификации объектов требуется корректное сведение к единой системе отсчетов информации, полученной от систем «Ресурс-П» и «RadCalNet».

В п. 2.4.5 на единичных примерах рассмотрены два варианта комплексирования гиперспектральной информации, полученной от ГСА КА «Ресурс-П» и от опорных полигонов сети «RadCalNet». Показано, что регулярная сетка частот опорного полигона обеспечивает более высокую точность привязки по сравнению с квазирегулярными отсчетами ГСА. Важным фактором при выборе наилучшей сетки длин волн является учет электронного шума оптико-электронных преобразователей, который присутствует в реальных данных гиперспектрального наблюдения, но отсутствует в измерениях опорного полигона. Данный параграф направлен на получение более достоверных оценок точности двух методов комплексирования путем расширения выборки экспериментов, представленных в параграфе 2.4.5.

4.2.4. На основе многократного сканирования опорных полигонов сети «RadCalNet» («Railroad Valley», «La Crau», «Gobabeb» и «Baotou») гиперспектральной аппаратурой космического аппарата «Ресурс-П» сформированы следующие данные:

- последовательности  $S$  – исходная, сформированная по данным опорных полигонов в регулярной шкале длин волн  $\lambda \in [400, 1000]$  нм,  $\Delta\lambda = Const = 10$  нм, и

$\tilde{S}$  – интерполированная в квазирегулярную сетку частот ГСА;

- последовательности  $B$  – исходная от ГСА КА «Ресурс-П», полученная в спектральном диапазоне  $\lambda \in [400, 1000]$  нм с переменным значением  $\Delta\lambda \neq Const$ ,

и  $\tilde{B}$  – интерполированная в регулярную сетку частот опорного полигона.

Всего для анализа точности двух вариантов комплексирования сформировано 30 пар последовательностей  $S$  и  $B$ , для которых получены оценки  $\hat{D}(S)$ ,  $\hat{K}(S_i, S_{i+1})$ ,  $\eta_1$ ,  $\hat{D}(B)$ ,  $\hat{K}(B_k, B_{k+1})$ ,  $\hat{D}(\varepsilon)$ ,  $\eta_2$  и  $\eta$  (см. п. 2.4.4). На рисунке 4.5 представлены значения показателей  $\eta_1$  (слева) и  $\eta_2$  (справа) для сформированных по-

следовательностей. Красным пунктиром обозначены средние значения  $\overline{\eta_1}$  и  $\overline{\eta_2}$  по выборке, а фоном закрашено СКО полученных результатов  $\Delta\eta_1$  и  $\Delta\eta_2$ .

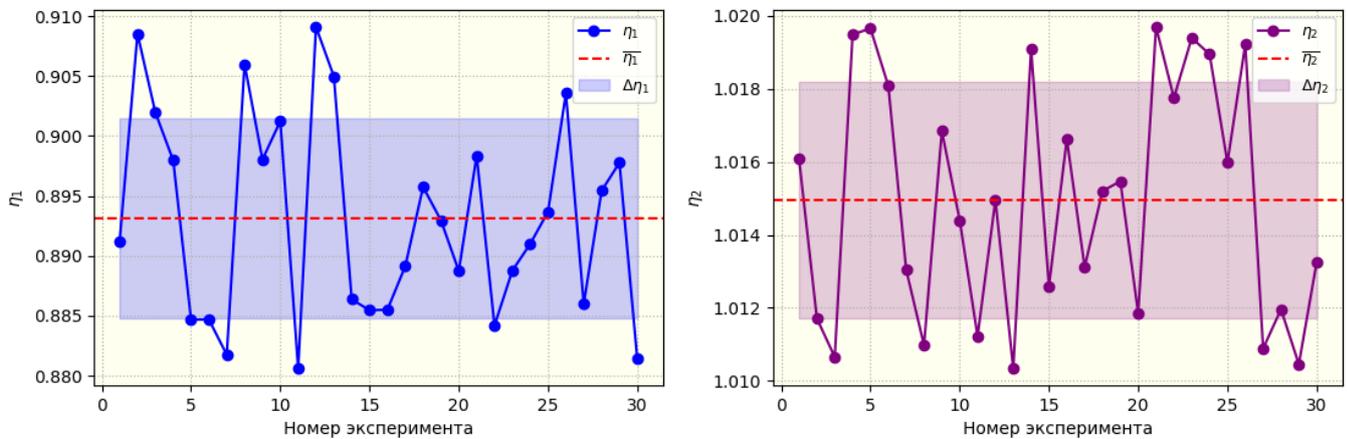


Рисунок 4.5 – значения показателей  $\eta_1$  (слева) и  $\eta_2$  (справа)

для 30 сформированных последовательностей  $S$  и  $B$

Получены значения  $\overline{\eta_1} = 0.89$ ,  $\Delta\eta_1 = 0.008$ ,  $\overline{\eta_2} = 1.01$ ,  $\Delta\eta_2 = 0.003$ , что свидетельствует о высокой стабильности показателей  $\eta_1$  и  $\eta_2$  при комплексировании реальной и опорной гиперспектральной информации. Среднее значение определяющего показателя  $\overline{\eta} = 0.88$ , а СКО  $\Delta\eta = 0.009$  для тридцати различных сеансов наблюдений опорных полигонов сети «RadCalNet» гиперспектральной аппаратурой космического аппарата «Ресурс-П». Эти данные дали основание для принятия решения об использовании регулярной сетки длин волн  $\Delta\lambda = Const = 10$  нм опорных полигонов для перевода в эту сетку измерений ГСА системы «Ресурс-П» с целью корректного комплексного использования информационных ресурсов систем «Ресурс-П», «6S» и «RadCalNet».

### 4.3. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА

#### СТРУКТУРНО-ЧАСТОТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ГРАНИЦ ОБЪЕКТОВ

#### НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

#### (ПОЛОЖЕНИЕ 4)

4.3.1. В параграфе 3.2 рассмотрен подход к выделению границ объектов на гиперспектральных изображениях на основе мер близости (отличия) соседних то-

чек гиперкуба  $B = (B_k(m, n), k = \overline{1, K})$ , например точек  $B_k(m_1, n_1)$  и  $B_k(m_2, n_2)$ , путем сопоставления их спектральных характеристик (спектров)  $B_{1,k}$  и  $B_{2,k}$ ,  $k = \overline{1, K}$ . На отдельных примерах показана эффективность такого подхода по сравнению с традиционно используемыми алгоритмами структурного анализа при выделении контуров объектов. Также установлен факт повышения точности идентификации объектов с использованием сверточных нейронных сетей (СНС) при добавлении на ее вход контурной информации, полученной по материалам гиперспектральной съемки. В данном параграфе ставится задача получения более достоверных оценок по эффективности алгоритма структурно-частотного выделения контуров при идентификации объектов с использованием нейронных сетей.

3.4.2. Предлагаемый алгоритм выделения контуров, основанный на структурно-частотном анализе, играет важную роль в аналитико-нейросетевой идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки. Кроме того, он обладает самостоятельной научной и прикладной ценностью. Для объективной оценки его эффективности выполнено сравнение с традиционными детекторами обнаружения границ, основанными на структурном анализе наблюдаемой сцены.

Схема эксперимента включает следующие операции.

1. Оператор задает границы объектов гиперкуба экспериментальной выборки:  $B_\Gamma = \{B_\Gamma(m_\Gamma, n_\Gamma)\}$ , где « $\Gamma$ » – индекс граничных точек.

2. Формируются зоны границ (ЗГ)

$$B_{3\Gamma} = \{B_{3\Gamma}(m_\Gamma \pm \alpha, n_\Gamma \pm \alpha) \alpha = 1, 2, 3, \dots\},$$

где  $\alpha$  – размер апертуры, определяющий ширину контурной зоны, обычно принимается  $\alpha = 1, 2$ .

3. Если для  $B(m, n)$  точка попала в контурную зону любого объекта, т.е.  $(m, n) \in (m_\Gamma \pm \alpha, n_\Gamma \pm \alpha)$ , то фиксируется, что точка  $(m, n)$  принадлежит контуру объекта («истина»), в противном случае точка  $(m, n)$  – не принадлежит контуру («ложь»).

4. Для каждого алгоритма подсчитывается:  $S_{II}$  – число контурных точек,

попавших в зону границ;  $S_{\mathcal{L}}$  – число контурных точек, не попавших в зону границ.

5. Показатель качества выделения контуров определяется как

$$\eta = \left( \frac{S_{\mathcal{H}}}{S_{3\mathcal{G}}} \right) \cdot \left( 1 - \frac{S_{\mathcal{L}}}{S_{3\mathcal{H}}} \right), \quad \eta \in [0, 1], \quad (4.3)$$

где  $S_{3\mathcal{G}}$ ,  $S_{3\mathcal{H}}$  – соответственно число точек в граничной и неграничной зонах. Первый множитель определяет качество формирования границ,  $S_{\mathcal{H}}/S_{3\mathcal{G}} \in [0, 1]$ . Второй множитель  $(1 - S_{\mathcal{L}}/S_{3\mathcal{H}}) \in [0, 1]$  характеризует качество формирования неграничной зоны, чем меньше в нее попадают контурные точки, тем выше качество контурной обработки.

3.4.3. Для тестирования алгоритма использовался набор данных, сформированный для обучения сверточных нейронных сетей (СНС). Он включает десять различных гиперспектральных изображений (ГСИ), полученных в виде протяженных маршрутов космической системой «Ресурс-П», а также соответствующие опорные маски.

Опорные маски сформированы путем ручной разметки гиперспектральных данных оператором. На их основе сформированы контурные зоны, принятые в качестве эталона для последующей оценки точности выделения границ объектов. На рисунке 4.6 представлен фрагмент сформированного набора данных: слева – опорная маска, сформированная оператором; справа – контурные зоны ( $B^{3\mathcal{G}}$ ), определенные по опорной маске.

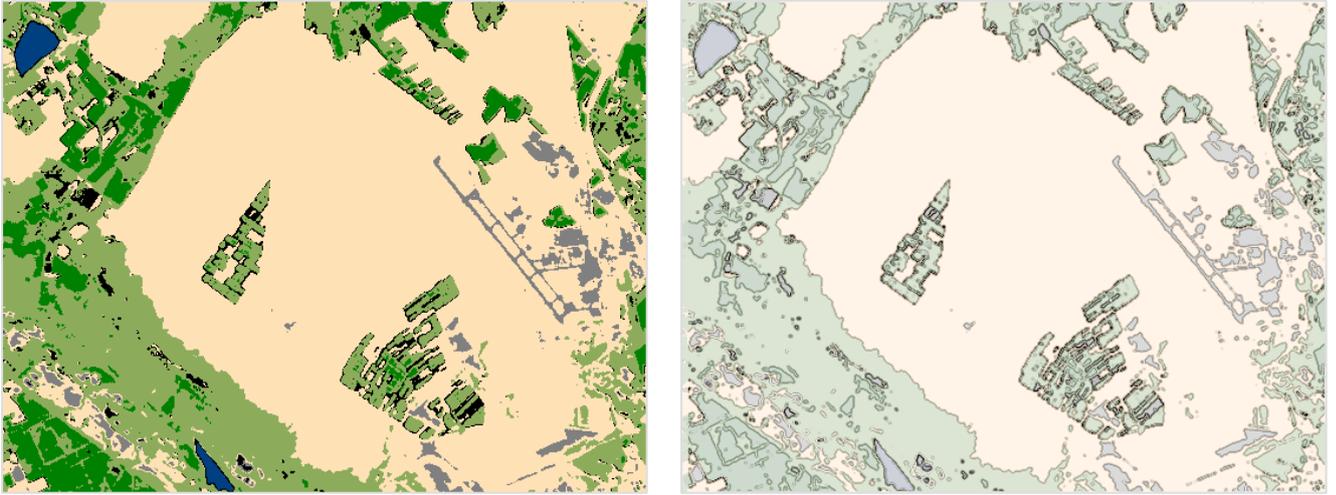


Рисунок 4.6 – формирование контурных зон:  
слева – разметка оператора; справа – зоны границ

Для оценки точности выделения границ с использованием алгоритма структурно-частотного анализа были рассмотрены классические методы детектирования контуров, широко применяемые в современных программных комплексах обработки изображений: оператор Собеля, оператор Робертса и детектор Кэнни [69, 132, 133]. Эти операторы основаны на структурном анализе панхроматических данных. В связи с этим, при их применении к гиперспектральным изображениям детектирование границ выполнялось для каждого спектрального канала, после чего результаты усреднялись. Для корректного сопоставления результатов идентификации границ различными алгоритмами, сформированные изображения приведены к бинарному виду на основе порогового значения.

Помимо традиционных методов, проверенных временем, существуют и более современные подходы, такие как HED, RCF и BDCN [134]. Однако, поскольку они основаны на глубоком обучении сверточных нейронных сетей, их эффективность напрямую зависит от качества и объема размеченных данных. Кроме того, их использование требует значительных вычислительных ресурсов для обучения и работы. В связи с этим данные методы не рассматриваются в рамках настоящего исследования.

На рисунке 4.7 представлены результаты идентификации границ объектов с использованием различных алгоритмов: а) структурно-частотный анализ ГСИ;

б) оператор Собеля; в) оператор Робертса; г) оператор Кэнни.



а)



б)



в)



г)

Рисунок 4.7 – результаты идентификации границ объектов различными алгоритмами

Для выборки из 10 маршрутов съемки КА «Ресурс-П» сформированы ГСИ и выполнена сопоставительная оценка качества контурной обработки различными алгоритмами. В таблице 4.1 представлены полученные показатели  $\bar{\eta}$ , усредненные по выборке.

Таблица 4.1 – оценки качества контурной обработки

Алгоритм	ГСИ	Собел	Робертс	Кэнни
$\bar{\eta}$	<b>0.90</b>	0.65	0.58	0.71

Полученные результаты убедительно демонстрируют преимущество структурно-частотного подхода к выделению границ объектов наблюдаемой сцены по сравнению с «чисто» структурным подходом и целесообразность использования контурной информации, полученной при структурно-частотном анализе, в качестве дополнительного слоя при обучении и работе СНС.

#### 4.4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

##### АЛГОРИТМ РАДИОМЕТРИЧЕСКОЙ КАЛИБРОВКИ ГИПЕРСПЕКТРОМЕТРА

##### ПО ДАННЫМ НАБЛЮДЕНИЯ ОПОРНЫХ ПОЛИГОНОВ

##### (ПОЛОЖЕНИЕ 5)

4.4.1. Гиперспектрометр в регистрационной системе координат  $(m, n)$ ,  $m = \overline{1, M}$ ,  $n = \overline{1, N}$ , формирует гиперкуб в виде  $K$  изображений  $B_k(m, n)$ , зафиксированных в очень узких спектральных поддиапазонах. То есть гиперкуб для каждой точки  $(m, n)$  ставит в соответствие дискретный спектр из  $K$  отсчетов. В ходе многолетней эксплуатации гиперспектрометра требуется мониторинг его коэффициентов спектральной передачи в каждом спектральном канале, и осуществлять их периодическую радиометрическую калибровку, например по данным сканирования опорных полигонов.

При предполетной наземной калибровке на вход гиперспектрометра подается излучение с известной СПЭЯ в поле его зрения  $S_{вх,КА,k}$  и он формирует выходной цифровой сигнал  $S_{вых,КА,k}$ ,  $k = \overline{1, K}$ . Далее определяются коэффициенты спектральной передачи  $\gamma_{КА,k} = (S_{вых,КА,k}) / (S_{вх,КА,k})$ ,  $k = \overline{1, K}$ , и коэффициенты линейной калибровки каждого  $k$ -го спектрального канала  $a_k$ ,  $d_k$ . Эти коэффициенты заносятся в паспорт предполетной калибровки и требуют уточнения в ходе летной эксплуатации гиперспектральной аппаратуры.

4.4.2. В п. 3.3.3 представлен алгоритм радиометрической калибровки гиперспектрометра в ходе его летной эксплуатации. Конкретизируем этот алгоритм для случая использования более представительных разновременных данных от опорных полигонов с целью получения достоверных оценок по точности процесса по-

летней калибровки гиперспектральной аппаратуры. Для этого произведен эксперимент, включающий следующие процедуры.

*Процедура 1.* Формируются следующие наборы исходных данных:

- гиперспектральные снимки ОП сети «RadCalNet», полученные в различное время  $t_{ОП} = \{t_{ОП,i}, i = 1, 2, 3, \dots, 10\}$  в 10 сеансах наблюдения космической системой «Ресурс-П»  $B_{ОП} = \{B_{ОП,k,i}(m,n)\}$  (4 сеанса,  $i = 1, 2, 3, 4$ , наблюдения ОП «LaCrau» и 6 сеансов,  $i = 5, 6, 7, 8, 9, 10$ , наблюдения ОП «Railroad Valley»);

- параметры атмосферы  $P_{А,ОП,i}$ , измеренные службами ОП «RadCalNet» в моменты времени, ближайšie к  $t_{ОП,i}, i = 1, 2, 3, \dots, 10$ ;

- коэффициенты спектрального отражения  $\gamma_{ОП} = \{\gamma_{ОП,i}, i = 1, 2, 3, \dots, 10\}$ , измеренные службами ОП «RadCalNet»;

- СПЭЯ солнечного излучения, отраженного от ОП и пришедшего на входной зрачок гиперспектрометра  $S_B^O = \{S_{B,k,i}^O, k = \overline{1, K}, i = 1, 2, 3, \dots, 10\}$ .

На рисунке 4.8 представлены данные, сформированные в результате выполнения *Процедуры 1*: а)  $B_{ОП}$  при сканировании ОП «LaCrau»; б)  $S_B^O$  по данным ОП «LaCrau»; в)  $B_{ОП}$  при сканировании ОП «Railroad Valley»; г)  $S_B^O$  по данным ОП ««Railroad Valley»». Для некоторых ГСИ, представленных в экспериментальной выборке отсутствовала информация из синей области спектра, поэтому использовался спектральный диапазон 460-1000 нм. Данные об излучении на входном зрачке ГСА предоставляются службами ОП в виде коэффициента спектрального отражения на верхней границе атмосферы  $\gamma_{ОП,ВГА}$ . Для перевода этих значений в СПЭЯ используется формула:  $S_B^O = (S_B^П \cdot \gamma_{ОП,ВГА} \cdot \cos(\theta)) / \pi$ , где  $\theta$  – зенитный угол Солнца на момент съемки [63].

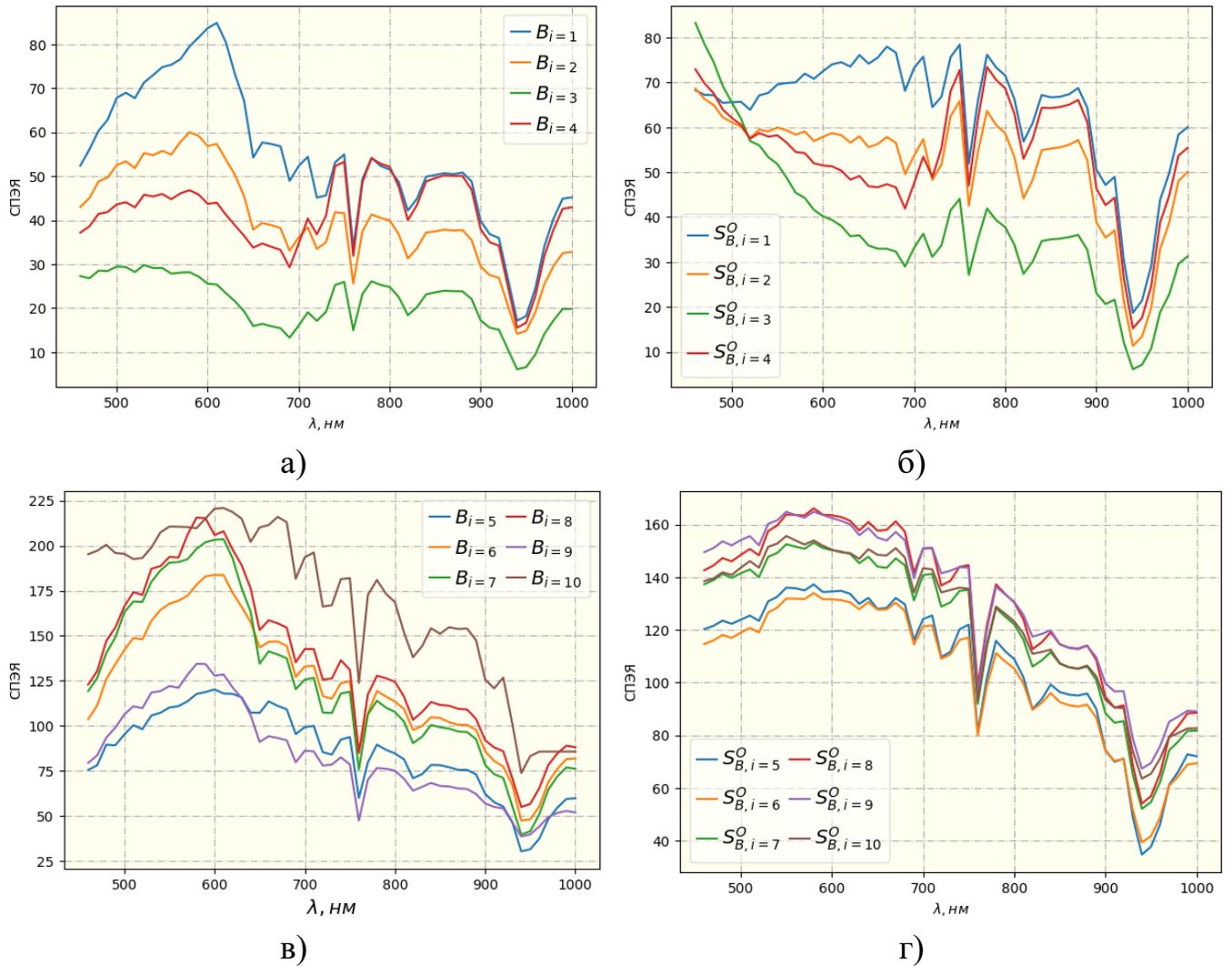


Рисунок 4.8 – экспериментальная выборка для оценки эффективности алгоритма калибровки: а)  $B_{OP}$  для «LaCrau»; б)  $S_{B,OP}^O$  для «LaCrau»; в)  $B_{OP}$  для «Railroad Valley»; г)  $S_{B,OP}^O$  для «Railroad Valley»

*Процедура 2.* Выполняется настройка моделирующей системы «6S» на данные от ОП:  $P_{A,OP,i}$  и  $\gamma_{OP,i}$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, 10$ . Проверяется адекватность данных от систем «6S» и «RadCalNet» с использованием алгоритма комплексирования (см. параграф 4.2). При условии  $S_{B,OP}^O \approx S_{B,6S}^O$  за опорный сигнал принимается  $S_{B,6S}^O$  (далее  $S_B^O$ ). В случае существенного расхождения опорной и модельной информации калибровка гиперспектральных данных выполняется исключительно на основе измерений, предоставленных ОП, без привлечения модели «6S».

*Процедура 3.* Осуществляется исключение спектральных зон наиболее

сильного искажения атмосферы. Исключённые значения заменяются экстраполированными данными, рассчитанными на основе ближайших спектральных отсчётов, не искажённых атмосферой. В результате формируются скорректированные данные  $B_{ОП,k,i} \rightarrow B_{ОП,k,i}^*$ ,  $S_{B,k,i}^O \rightarrow S_{B,k,i}^{O*}$ . На рисунке 4.9 представлены результаты «очистки» гиперспектральной информации: а)  $B_{ОП,k,i}^*$  для «LaCrau»; б)  $S_{B,k,i}^{O*}$  для «LaCrau»; в)  $B_{ОП,k,i}^*$  для «Railroad Valley»; г)  $S_{B,k,i}^{O*}$  для «Railroad Valley».

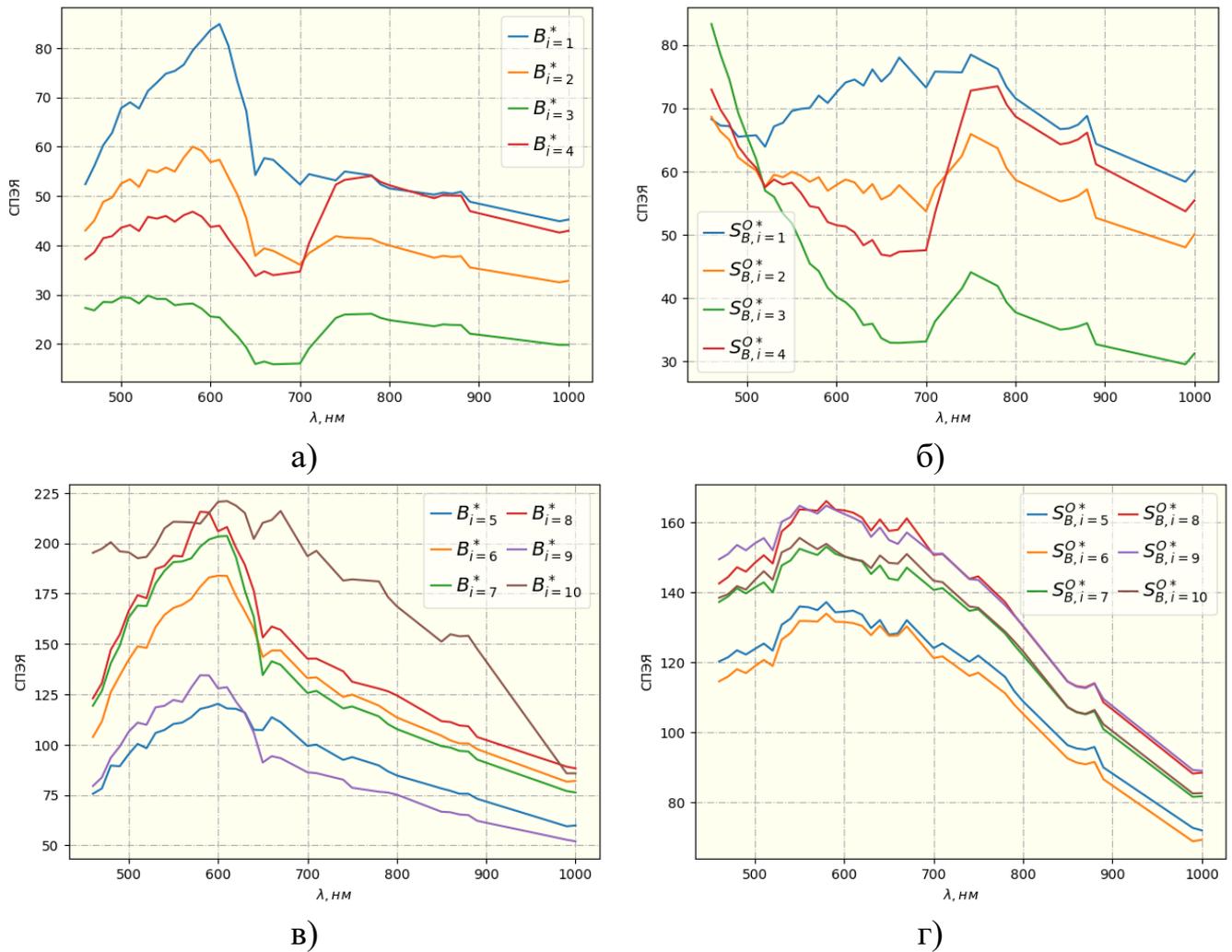


Рисунок 4.9 – данные после «очистки» атмосферных искажений

*Процедура 4.* Выполняется радиометрическая калибровка  $B_{ОП}^*$ . Коэффициенты коррекции  $a_{k,i}$ ,  $d_{k,i}$ ,  $k = \overline{1, K}$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, 10$ , определяются на основе отношения сигнала, измеренного на выходе ГСА к опорному сигналу на входе ГСА,

т.е.  $B_{ОП,k,i}^* / S_{B,k,i}^{O*}$ , что обеспечивает наиболее точную оценку передаточной характеристики гиперспектральной аппаратуры  $\gamma_{КА,i}$  на момент времени  $t_i$ . В результате формируются откалиброванные данные  $B_{ОП,k,i}^{**} = a_{k,i} \cdot B_{ОП,k,i}^* + d_{k,i}$ .

*Процедура 5.* Формируется тестовая выборка, предназначенная для оценки точности радиометрической калибровки. Для каждого момента времени  $t_i$ , соответствующему одному из десяти сеансов съемки ОП, отбираются гиперспектральные изображения  $B_{3,i} = \{B_{3,i,j}, j = 1, 2, 3, 4, 5\}$ , полученные космической системой «Ресурс-П» в пределах двухнедельного интервала относительно  $t_i$ , т.е. при условии  $|t_i - t_j| < 14$  дней. Отбор снимков производится с использованием специального программного обеспечения [97], которое автоматически выполняет поиск снимков в базе на основе указания географических координат региона съемки и временного интервала. На первом этапе выполняется привязка гиперспектральных данных к единой шкале длин волн. Далее для каждого тестового изображения выполняется *Процедура 3* – исключение спектральных зон с сильными атмосферными искажениями и экстраполяция значений по ближайшим неискаженным отсчетам. В результате формируются скорректированные данные  $B_{3,i,j} \rightarrow B_{3,i,j}^*$ , к которым применяются коэффициенты коррекции  $a_{k,i}$ ,  $d_{k,i}$ , определённые в ходе калибровки  $B_{ОП}^*$  (*Процедура 4*), на основе информации от соответствующего опорного полигона  $B_{3,k,i,j}^{**} = a_{k,i} \cdot B_{3,k,i,j}^* + d_{k,i}$ .

*Процедура 6.* Выполняется оценка точности радиометрической калибровки ГСА в ходе ее летной эксплуатации. Для каждого ГСИ определяются координаты  $(m_p, n_p)$  контрольных точек с известными спектральными характеристиками, например для участков с зеленой растительностью. Оценка проводится путём сравнения гиперспектральных данных в контрольных точках на тестовых изображениях  $B_{3,i,j}(m_p, n_p)$  с данными контрольной точки гиперкуба опорного полигона  $B_{ОП,i}(m_p, n_p)$ . В качестве метрик оценки используются коэффициенты корреля-

ции  $\rho(B_{OP,i}, B_{3,i,j})$ ,  $\rho(B_{OP,i}^{**}, B_{3,i,j}^{**})$  и СКО  $\Delta(B_{OP,i}, B_{3,i,j})$ ,  $\Delta(B_{OP,i}^{**}, B_{3,i,j}^{**})$ .

4.4.3. На рисунке 4.10 приведён пример результатов полётной радиометрической калибровки гиперспектральной аппаратуры космического аппарата «Ресурс-П», выполненной по одному из сеансов съёмки опорного полигона. Слева представлены исходные значения СПЭЯ, зафиксированные на выходе ГСА, справа – откалиброванные данные в виде коэффициентов спектрального отражения земной поверхности  $\gamma_3$ .

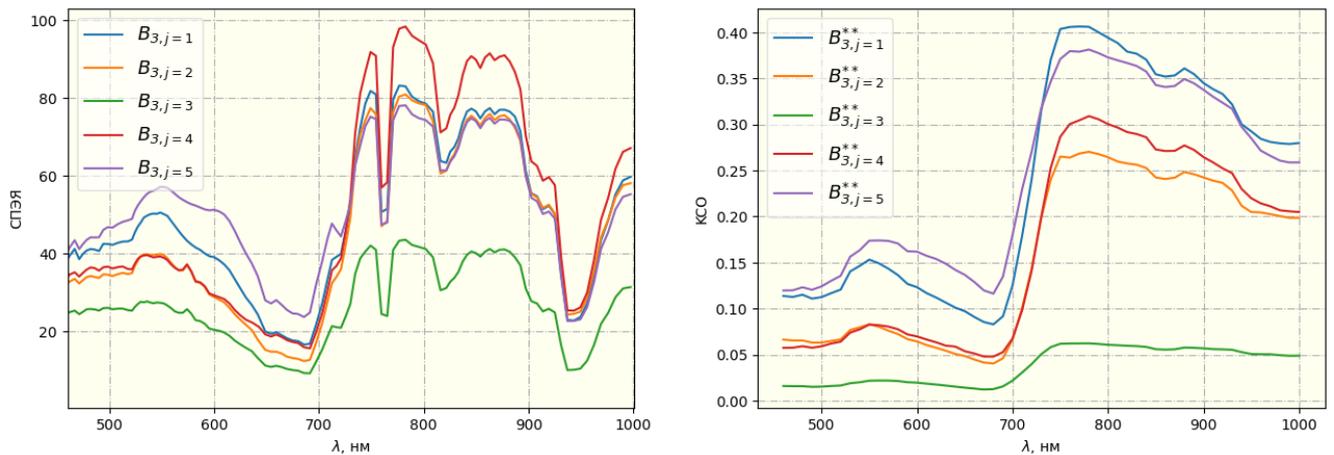


Рисунок 4.10 – пример результатов радиометрической калибровки ГСА по предложенному алгоритму

Поскольку входные данные алгоритма калибровки представлены в единицах СПЭЯ, а выходные откалиброванные данные в виде коэффициентов спектрального отражения поверхности, значение  $\Delta$  нормализовано к диапазону  $[0, 1]$  на основе максимального значения, зафиксированного по двум анализируемым точкам. Выполнен анализ средних значений показателей  $\bar{\rho}$  и  $\bar{\Delta}$ , рассчитанных по экспериментальной выборке из 50 контрольных точек (десять  $B_{OP}$  и сорок  $B_3$ ), расположенных на участках с зеленой растительностью. Получены следующие результаты (выражены в процентах):

- коэффициенты корреляции:  $\bar{\rho}(B_{OP}, B_3) = 85\%$ ;  $\bar{\rho}(B_{OP}^{**}, B_3^{**}) = 98\%$ ;
- относительные СКО:  $\Delta(B_{OP}, B_3) = 8\%$ ;  $\Delta(B_{OP}^{**}, B_3^{**}) = 3\%$ .

Рост коэффициента корреляции  $\bar{\rho}$  после калибровки гиперспектральных

данных составил **13%**, а значение относительных СКО снизилось на **5%**. Полученные численные оценки подтверждают эффективность предложенного алгоритма радиометрической калибровки ГСА. Информация о спектральных характеристиках растительности, зарегистрированная гиперспектральной аппаратурой космического аппарата «Ресурс-П» в различных временных, географических и атмосферных условиях, по результатам калибровки сведена к единой системе коэффициентов спектрального отражения поверхности, что обеспечивает их корректную обработку и анализ средствами сверточных нейронных сетей.

#### **4.5. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ**

##### **АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ**

##### **ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ ЗЕМЛИ**

##### **(ПОЛОЖЕНИЕ 1)**

4.5.1. Как уже отмечалось, главная идея аналитико-нейросетевого подхода идентификации объектов по данным от систем гиперспектральной съемки Земли заключается в комплексном использовании достаточно точных аналитических знаний по отдельным звеньям видеотракта подобных систем и приближенных моделей других звеньев. Первая группа звеньев касается достаточно строгих аналитических описаний процесса передачи солнечного излучения на верхнюю границу атмосферы Земли и процесса отражения излучения от объектов земной поверхности в направлении на космический аппарат. Вторая группа звеньев видеотракта, касается главным образом, процессов прохождения излучения через атмосферу (падающего и отраженного), а также видеотракта гиперспектральной аппаратуры. Здесь возникают основные трудности с хотя бы приближенным описанием этих процессов, и в условиях неопределенности, требуется применение нейросетевых технологий.

*Положение 1*, выдвинутое на защиту, обязывает сделать системную оценку его эффективности. Отдельные элементы аналитико-нейросетевого подхода в виде *Положений 2-5* рассмотрены в параграфах 4.1-4.4, где на достаточно представительном материале продемонстрирована эффективность предложенных реше-

ний. Поэтому главной целью параграфа 4.5 является оценка эффективности совокупного действия всех технических решений, предложенных в настоящей диссертации. Общая схема эксперимента предполагает формирование итоговой таблицы, в которой сопоставляется точность работы двух сверточных нейронных сетей (СНС), одна из которых (СНС 1) функционирует без использования предложенных в диссертации решений, а другая (СНС 2) с их использованием.

4.5.2. Выделим параметры, которые остаются неизменными для СНС (см. п. 3.1.6), задействованных в экспериментах. Выборка для обучения и тестирования СНС состоит из двух основных компонентов:

- десяти гиперспектральных сцен  $B_i, i = 1, 2, 3, \dots, 10$ , полученных с ГСА космического аппарата «Ресурс-П» при различных временных, географических и атмосферных условиях;

- десяти опорных масок  $G_i, i = 1, 2, 3, \dots, 10$ , сформированных в результате ручной разметки гиперспектральных данных оператором.

Для всех сцен выделено пять классов наблюдаемых объектов: водные поверхности, густая растительность, разреженная растительность, почва и искусственные объекты. Все данные разделены на обучающую и тестовую выборку в соотношении 60:40 %. При этом из тестовой выборки 40 % данных используются для валидации СНС в процессе обучения, а оставшиеся 60 % – для оценки точности итоговой идентификации объектов.

Обучение СНС выполнялось с использованием единой архитектуры, представленной в работе [118]. Эта архитектура дополнена двумя важными элементами: слоем пакетной нормализации (batch normalization) перед последним слоем полной связи (dense) для стабилизации признаков перед идентификацией объектов; слоем регуляризации (drop out), который отключает (обнуляет) 10% случайных нейронов, что способствует снижению рисков переобучения и повышению эффективности нейронной сети.

Процесс обучения СНС осуществлялся в течение 50 эпох [118] с использованием пяти  $L = 5$  главных компонент, определяемых по МГК. При отсутствии снижения значений функции потерь  $\Delta\epsilon < 0.01$  на протяжении заданного числа

эпох, обучение досрочно завершалось. В качестве оптимизатора использовался Adam (Adaptive Moment Estimation) с начальной скоростью обучения  $lr_0 = 0.0001$ . Для более точной настройки весов на поздних этапах обучения использовалось экспоненциальное убывание скорости обучения  $lr_i = lr_0 / (1 + \alpha \cdot i)$ , где  $\alpha$  – коэффициент убывания,  $i$  – номер итерации (т.е. номер обрабатываемого пакета данных). Входными данными для СНС были пиксель с окрестностями, заданными в виде «окна» с размерами  $[11, 11, L]$ , а выходными – вектор, отражающий вероятностное распределение по классам.

Для повышения качества обучения СНС применялась пользовательская функция потерь с регуляризацией на основе индексных изображений  $NDVI$ ,  $NDWI$ ,  $NDBSI$ . Эти показатели показали высокую информативность при анализе растительности, водных объектов и почвенного покрова в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах спектра (см. п. 3.4.6). Индексы напрямую не используются для идентификации объектов, а служат дополнительным источником априорной информации, позволяющим скорректировать процесс обучения модели. Общая функция потерь имеет вид:  $\varepsilon = \varepsilon_{\text{ПЭ}}(G, \hat{G}) + \alpha \cdot \varepsilon_{\text{ПЭ}}(G, \ddot{G})$ , где:  $G$  – прогноз нейронной сети;  $\hat{G}$  – фактическое значение (истина);  $\ddot{G}$  – прогноз на основании спектрального индекса;  $\varepsilon_{\text{ПЭ}}$  – потеря, определяемая перекрестной энтропией (кросс-энтропия);  $\alpha$  – весовой коэффициент регуляризации. Интеграция данного механизма в процесс обучения позволяет снизить влияние ошибок ручной разметки и неопределенностей, характерных для участков с пересекающимися спектральными признаками и слабой выраженностью классов.

Оценка качества работы обученных сверточных нейронных сетей производилась с использованием трёх широко применяемых метрик [115]:

- *Точность* (Precision) – доля верно идентифицированных объектов среди всех, отнесённых моделью к данному классу:  $P = TP / (TP + FP)$ , где  $TP$  – число истинно положительных прогнозов,  $FP$  – число ложноположительных;

- *Полнота* (Recall) - доля объектов целевого класса, корректно идентифицированных моделью:  $R = TP / (TP + FN)$ , где  $FN$  – число ложноотрицательных прогнозов;

- *F-мера* (F-score) – гармоническое среднее между точностью и полнотой  $F = 2PR / (P + R)$ .

Поскольку *F-мера* представляет собой обобщённую характеристику, учитывающую одновременно и точность и полноту, она рассматривалась в эксперименте как базовая метрика качества идентификации объектов.

4.5.3. Определим шаги алгоритма аналитико-нейросетевой идентификации объектов по данным гиперспектральной съёмки Земли. Исходными данными являются гиперспектральные снимки земной поверхности  $B_i, i = 1, 2, 3, \dots, 10$ , полученные гиперспектрометром космической системы «Ресурс-П».

*Шаг 1.* Определяются ближайшие по времени  $t_i$  доступные сеансы съёмки опорного полигона (ОП)  $B_{ОП,i}, i = \overline{1, 10}$ . Выполняется комплексирование реальной, опорной и модельной гиперспектральной информации. На основе данных съёмки ОП и моделирующей системы «6S» уточняются коэффициенты радиометрической коррекции  $a_k, d_k, k = \overline{1, K}$ , для каждого спектрального канала ГСИ.

*Шаг 2.* Производится радиометрическая калибровка  $B_i$ . Информация из спектральных зон с повышенным воздействием атмосферы заменяется значениями, экстраполированными по смежным неискаженным отсчетам. Данные от спектральных каналов ГСИ линейно преобразуются с использованием  $a_k, d_k$ . В результате этой процедуры формируется набор откалиброванных изображений  $B_i^{**}$ .

*Шаг 3.* Применяется структурно-частотный анализ  $B_i^{**}$ . Определяются зоны границ (контуров)  $B_{зг,i}$ .

*Шаг 4.* Формируются индексные изображения  $NDVI_i, NDWI_i, NDBSI_i$ .

*Шаг 5.* Выполняется процедура снижения размерности  $B_i^{**}$  до пяти ключевых каналов с применением метода главных компонент, базис которого формируется на основе всей репрезентативной выборки. В итоге  $B^{**} = (B_l^{**}, l = \overline{1, 5})$ .

*Шаг 6.* Данные, полученные на этапе выполнения шагов 3-5, конкатенируются по оси каналов. В результате формируется полный набор входной информации для СНС.

*Шаг 7.* Применяется сверточная нейронная сеть для идентификации объектов наблюдаемой сцены. Формируются итоговые выходные данные алгоритма в виде карт идентифицированных объектов  $\dot{G}_i$ .

3.5.4. Для оценки комплексного влияния элементов, составляющих общую идею аналитико-нейросетевой идентификации объектов, реализовано обучение четырех сверточных нейронных сетей:

- $СНС_1$  – базовая модель, при обучении которой не использовались технические решения, предложенные в настоящей диссертации;
- $СНС_2$  – модель, при обучении и функционировании которой использовались  $B_i^{**}$ , т.е. откалиброванные гиперспектральные снимки;
- $СНС_3$  – модель, при обучении и эксплуатации которой использовалась контурная информация (входными данными являются  $B_i^{**}$  и  $B_{3Г,i}$ );
- $СНС_4$  – модель, которая использовала индексные изображения (входными данными являлись  $B_i^{**}$ ,  $B_{3Г,i}$ ,  $NDVI_i$ ,  $NDWI_i$ ,  $NDBSI_i$ ).

В таблице 4.2 представлены результаты идентификации объектов в виде F-меры, усредненной по всей тестовой выборке для каждой СНС. В последнем столбце таблицы указан абсолютный рост F-меры в %  $\Delta = (F_4 - F_1) \cdot 100$ , отображающие улучшение качества идентификации конкретных классов объектов при переходе от базовой  $СНС_1$  к  $СНС_4$ , реализующей полный набор технических решений, предложенных в настоящей работе.

Таблица 4.1 – результаты идентификации объектов (F-мера)

<i>Класс / СНС</i>	<i>СНС<sub>1</sub></i>	<i>СНС<sub>2</sub></i>	<i>СНС<sub>3</sub></i>	<i>СНС<sub>4</sub></i>	<i>Δ, %</i>
<i>Водная поверхность</i>	0.95	0.99	0.99	0.99	<b>4</b>
<i>Густая растительность</i>	0.70	0.86	0.89	0.96	<b>26</b>
<i>Редкая растительность</i>	0.73	0.87	0.91	0.98	<b>25</b>
<i>Почва</i>	0.68	0.83	0.89	0.95	<b>27</b>
<i>Застройка</i>	0.54	0.69	0.88	0.89	<b>35</b>

Таким образом, рост *F-меры* при гиперспектральной съемке растительности составил более **25%**, для почвы более **27%**, для застройки более **35%**.

#### **ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 4**

1. С использованием моделирующей системы «6S» синтезированы 500 наборов гиперспектральных данных, охватывающих различные типы объектов земной поверхности и разнообразные атмосферные условия. Продемонстрирована корректность применения кусочно-линейной модели, как для прямого, так и для обратного отображения данных.

2. Рассмотрены два варианта комплексирования гиперспектральной данных, полученных от системы «Ресурс-П», модельной информации от системы «6S» и опорных данных с полигонов сети «RadCalNet». Установлена целесообразность комплексирования информации в сечении выходного зрачка ГСА (вариант 1).

3. Выполнено статистическое исследование алгоритма выделения границ объектов с использованием структурно-частотного анализа соседних точек. На статистически представительной выборке установлено многократное превосходство точности контурной обработки с использованием гиперспектральных данных по сравнению с методами, основанными «чисто» на структурном анализе сцены.

4. Выполнено исследование алгоритма радиометрической калибровки ГСА с использованием 40 маршрутов гиперспектральной съемки, в том числе опорных

полигонов сети «RadCalNet». Обоснована технология радиометрической калибровки ГСА в ходе ее летной эксплуатации.

5. Выполнена комплексная оценка эффективности аналитико-нейросетевого подхода идентификации объектов с привлечением 10 сеансов съемки космической системы «Ресурс-П». Получены достоверные численные оценки комплексного использования новых технических решений, вынесенных на защиту.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИИ

1. Выполнен анализ зарубежных и российских систем гиперспектральной съемки Земли и методов наземной обработки поступающей информации. Установлено отставание России в этой важной области ДЗЗ. Определен ряд актуальных научных направлений в области получения и использования гиперспектральных данных ДЗЗ, которые составили основное содержание диссертации в виде пяти Положений, вынесенных на защиту.

2. Сформулированы концептуальные положения аналитико-нейросетевого подхода к идентификации природных и искусственных объектов Земли по данным гиперспектральной съемки:

- создание новых алгоритмов, основанных на частотно-структурном анализе гиперспектральных изображений;

- использование точных аналитических описаний отдельных звеньев СИТ и привлечение сверточных нейронных сетей для парирования неопределенности в знаниях по другим звеньям СИТ;

- рассмотрены структурные модели СИТ систем гиперспектральной съемки Земли и задачи, вытекающие из этих моделей.

3. Разработана кусочно-линейная модель СИТ, позволяющая корректно поставить и решить основную задачу по оценке коэффициентов спектрального отражения объектов поверхности в условиях сильных атмосферных искажений солнечного излучения (Положение 2, выносимое на защиту). На 500 наборах гиперспектральных данных, содержащих различные объекты, показана корректность прямого и обратного отображения данных во всех информационных сечениях СИТ с относительным СКО не хуже 3%.

4. Разработан алгоритм комплексирования реальных, модельных и опорных гиперспектральных данных, поступающих соответственно от космической системы «Ресурс-П», системы «6S» и опорных радиометрических полигонов сети «RadCalNet» (Положение 3). Алгоритм позволяет сделать обоснованный выбор

единого информационного сечения СИТ, где достигается наилучшая точность аналитико-нейросетевой идентификации объектов.

5. Предложен и исследован алгоритм идентификации границ объектов по данным гиперспектральной съемки, основанный на структурно-частотных мерах близости соседних точек гиперкуба (Положение 4). Предложен критерий оценки качества выделения границ с помощью различных алгоритмов. Выполнена сопоставительная оценка точности выделения границ с использованием разработанного алгоритма, основанного на структурно-частотном анализе гиперспектральных изображений и традиционных алгоритмов, использующих «чисто» структурный анализ. Исследования проводились на данных от 10 протяженных маршрутов, снятых системой «Ресурс-П». В результате установлено, что разработанный в диссертации алгоритм обеспечивает повышение точности идентификации границ объектов на 20–30 % по сравнению с алгоритмами Собела, Робертса и Кэнни, основанными на структурном анализе.

6. Разработан алгоритм радиометрической калибровки гиперспектрометра в ходе его летной эксплуатации, основанный на априорных знаниях о коэффициентах спектральной передачи звеньев СИТ, использовании опорных полигонов сети «RadCalNet» и моделирующей системы «6S» (Положение 5). Выполнены экспериментальные исследования алгоритма. Для этого сформирована выборка из 50 контрольных точек, по которым оценивалась точность процесса калибровки: 10 точек на территории опорных полигонов, и 40 точек на участках земной поверхности с растительностью. По этим данным получены оценки СКО измерений коэффициента спектрального отражения растительности: до калибровки зафиксировано СКО = 8%, а после калибровки СКО = 3%. Эти данные подтверждают эффективность предложенного алгоритма.

7. Выполнена оценка эффективности аналитико-нейросетевого подхода идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки (Положение 1). Для этого привлечены следующие данные:

- десять гиперспектральных сцен от космической системы «Ресурс-П», снятых в различных временных, географических и атмосферных условиях;
- десять опорных масок, сформированных оператором;
- пять классов объектов (вода, густая и разреженная растительность, почва, искусственные объекты).

Выполнена оценка совокупного действия алгоритмов, разработанных в рамках Положений 2–5, данные по которым дополнительно вводились в качестве входной информации в сверточную нейронную сеть. Получена итоговая таблица, в которой в виде F-меры зафиксирован эффект от использования тех или иных решений в их возможных сочетаниях. Например, при совместном использовании алгоритмов калибровки, выделения границ и индексных изображений, прирост F-меры составил: для растительности – более 20%; для почвы – более 25%; для застройки – более 35%.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. B. Tu, X. Yang, W. He, J. Li and A. Plaza, "Hyperspectral Anomaly Detection Using Reconstruction Fusion of Quaternion Frequency Domain Analysis," in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 35, no. 6, pp. 8358-8372, 2024, doi: 10.1109/TNNLS.2022.3227167.
2. D. Hong et al., "SpectralGPT: Spectral Remote Sensing Foundation Model," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 46, no. 8, pp. 5227-5244, 2024, doi: 10.1109/TPAMI.2024.3362475.
3. Виноградов А. Н., Егоров В.В., Калинин А.П., Родионов А.И., Родионов И.Д., Родионова И.П. Исследование возможностей бортового гиперспектрального комплекса в решении задач дистанционного зондирования Земли // ИКИ РАН. Пр-2184, 2017.
4. Хайлов М.Н., Заичко В.А. Гиперспектральная съемка – перспективы использования в интересах решения социально-экономических задач // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 10-11.
5. Ахметов Р.Н., Стратилатов Н.Р., Юдаков А.А., Везенов В.И., Еремеев В.В. Основные направления исследований по созданию технологий обработки данных гиперспектральной съемки Земли // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 23-24.
6. Кирилин А. Н., Ахметов Р. Н., Стратилатов Н. Р., Бакланов А. И., Федоров В. М., Новиков М. В. Космический аппарат «Ресурс-П» // Геоматика. 2010. № 4. С. 23-26.
7. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Проблемные вопросы обработки данных от космических систем гиперспектральной и радиолокационной съемки Земли // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. №60. С. 54-64.

8. Ахметов Р.Н., Везенов В.И., Еремеев В.В., Стратилатов Н.Р., Юдаков А.А. Модели формирования и некоторые алгоритмы обработки гиперспектральных изображений // Исследование Земли из космоса. 2014. №1. С. 17-28.

9. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Ушенкин В.А., Постыляков О.В. Улучшение технологий искусственного интеллекта при обработке материалов наблюдения Земли на основе системного анализа сквозного информационного тракта // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т.20. №6. С.144-154.

10. Ахметьянов В.Р., Николенко А.А. Развитие космической гиперспектральной аппаратуры за рубежом // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013 С. 41-42.

11. Архипов С.А., Ляхов А.Ю., Тарасов А.П. Работы ОАО "Красногорский завод им. С.А. Зверева" по созданию гиперспектральных приборов дистанционного зондирования // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 25-30.

12. Бондур В.Г. Современные подходы к обработке больших потоков гиперспектральной и многоспектральной аэрокосмической информации // Исследование Земли из космоса. М.: Наука, 2014. №1. С. 4-16.

13. Аншаков Г.П., Журавель Ю.Н., Ращупкин А.В. Использование мульти- и гиперспектральных данных дистанционного зондирования для автоматизированного мониторинга рек и водоемов в весенний период // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39, № 2, С.224-233.

14. Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Дмитриев Е.В. Распознавание природно-техногенных объектов по гиперспектральным самолетным изображениям // Исследование Земли из космоса. М.: Наука, 2014. №1. С. 35-42.

15. GHOSSt-Imager (GHOSSt). Всемирная метеорологическая организация. URL: <https://space.oscar.wmo.int/satelliteprogrammes/view/ghost>. Дата обращения: 22.10.2024.

16. HYS (PRISMA). Всемирная метеорологическая организация. URL: <https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/hys>. Дата обращения: 26.05.2025.
17. HSI (ENMAP). Всемирная метеорологическая организация. URL: [https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/hsi\\_enmap](https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/hsi_enmap). Дата обращения: 26.05.2025.
18. FLORIS (FLEX). Всемирная метеорологическая организация. URL: <https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/floris>. Дата обращения: 26.05.2025.
19. HysIS (IMS-2). Всемирная метеорологическая организация. URL: <https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/hysis>. Дата обращения: 26.05.2025.
20. AHSI (GAOFEN-5). Всемирная метеорологическая организация. URL: <https://space.oscar.wmo.int/instruments/view/ahsi>. Дата обращения: 26.05.2025.
21. Кудряшов В.А., Мартынов М.Б., Немыкин С.А., Пичхадзе К.М., Абрамов В.В., Казанцев О.Н. Малоразмерный космический аппарат "Зонд-ПП" // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. URL: <http://conf.rse.geosmis.ru/thesisshow.aspx?page=27&thesis=3720>. Дата обращения: 26.05.2025.
22. Гордиенко Е.С., Ильин И.С. и др. Баллистико-навигационное обеспечение полета малых космических аппаратов «ЗОНД-ПП» и «РЭЛЕК» // Вестник НПО им. С.А. Лавочкина. 2016. № 2. С. 31-43.
23. ГСА (Ресурс-П № 4). Всемирная метеорологическая организация. URL: [https://space.oscar.wmo.int/satellites/view/resurs\\_p4](https://space.oscar.wmo.int/satellites/view/resurs_p4). Дата обращения: 26.05.2025.
24. ГСА (Ресурс-П № 5). Всемирная метеорологическая организация. URL: [https://space.oscar.wmo.int/satellites/view/resurs\\_p5](https://space.oscar.wmo.int/satellites/view/resurs_p5). Дата обращения: 26.05.2025.
25. Руководство пользователя данными дистанционного зондирования Земли, получаемыми с космической системы "Ресурс-П" - 2023 г. URL: <https://www.roscosmos.ru/media/files/2024/rukovodstvo.pol.zovatela.dannimi.dzz.polucaemimi.s.ks.resurs-p.pdf>. Дата обращения 26.05.2025.
26. Архипов С.А., Кравченко С.О., Ли А.В., Линько В.М., Морозов С.А., Сальникова М.А. Гиперспектральная аппаратура для космического аппарата «Ресурс-П»: направления модернизации и перспективы развития // Матер. научн.-

техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013 С. 43-44.

27. Колесников, В. Н. Точность измерения координат точек космических изображений КА ДЗЗ Ресурс-П при калибровке съемочной системы / В. Н. Колесников, О. И. Козлов // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофото-съемка. – 2021. – Т. 65, № 5. – С. 529-533. – DOI 10.30533/0536-101X-2021-65-5-529-533.

28. Бакланов А.И., Забиякин А.С., Семин В.А., Серёгина А.С. Система приема и преобразования информации для гиперспектральной съемочной аппаратуры (СППИ-ГСА). Основные понятия. // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 49-53.

29. Седельников В.П., Лукашевич Е.Л., Карпухина О.А. Бортовой видеоспектрометр «Сокол-ГЦП»: результаты летных испытаний и опытной аэро-съемки // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 113.

30. Ахметов Р.Н., Стратилатов Н.Р., Юдаков А.А. Основные направления исследований по созданию технологий обработки данных гиперспектральной съемки Земли // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 23-24.

31. Тутубалина О.В., Зимин М.В., Голубева Е.И., Краснушкин А.В., Михеева А.И. Исследование спектральных свойств северной растительности по данным наземных измерений гиперспектрометром и многоканальным спектрометром. // Матер. научн.-техн. конф. "Гиперспектральные приборы и технологии". М.: ОАО "Красногорский завод им. С.А.Зверева", 2013. С. 137.

32. Зотов С. А., Дмитриев Е. В., Шибанов С. Ю. Оценка информационных возможностей гиперспектрального космического комплекса НПО "Лептон" и МФТИ в задаче мониторинга лесных территорий России // Лесной вестник. 2020, т. 24, № 3. – С. 26-32. – DOI 10.18698/2542-1468-2020-3-26-32.

33. Заварзин В. И., Ли А. В. Методика определения спектральных характеристик гиперспектральной съемочной аппаратуры дистанционного зондирования земли // Инженерный журнал: наука и инновации. 2013. №1 (13).

34. Еремеев В.В., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Юдаков А.А. Повышение четкости отображения объектов на данных гиперспектральной съемки земной поверхности. // Цифровая обработка сигналов. 2012. №3. С. 35-39.

35. Еремеев В.В., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Мятлов Г.Н. Повышение информативности материалов съемки Земли за счет объединения гиперспектральной информации с данными от других съемочных систем // Цифровая обработка сигналов. 2013. №4. С.37-41.

36. Марков А.В., Григорьева О.В., Жуков Д.В., Бровкина О.В. Разработка алгоритмов эффективной тематической обработки данных гиперспектральных систем для идентификации объектов ландшафта // Контенант. Научно-технический журнал. Т. 12 № 2, 2013. С. 90-99.

37. Рублев А.Н., Успенский А.Б. Современное состояние и перспективы спутникового гиперспектрального атмосферного зондирования // Исследование Земли из Космоса. 2013, №6, С. 4-15.

38. Постыляков О.В., Боровский А.Н., Шукуров К.А., Макаренков А.А., Давыдова М.А., Мухартова Ю.В. Высокодетальное распределение NO<sub>2</sub> в тропосфере урбанизированных районов по данным гиперспектральной аппаратуры КА Ресурс-П: алгоритм, результаты измерений, валидация с помощью моделей и измерений, оценка выбросов // Материалы 20-й Международной конференции «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». Москва: ИКИ РАН, 2022. С. 443. DOI 10.21046/20DZZconf-2022a.

39. Виноградов А.Н., Егоров В.В., Калинин А.П., Мельникова Е.М., Родионов А.И., Родионов И.Д. Линейка гиперспектральных сенсоров оптического диапазона: препринт. Пр-2176. М.: ИКИ РАН, 2014. 20 с.

40. Виноградов А.Н., Егоров В.В., Калинин А.П., Родионов А.И., Родионов И.Д., Родионова И.П. Исследование возможностей бортового гиперспектрального

комплекса в решении задач дистанционного зондирования Земли: Препринт. Пр-2184. М.: ИКИ РАН, 2017. 24 с.

41. Жиганов А. Н., Долгобородов Л. Е., Савосин И. В. Алгоритмы решения задач мониторинга наводнений на основе мульти-и гиперспектральных данных с космических аппаратов «Ресурс-П» и «Канопус-В» // Космонавтика и ракетостроение, 2017, № 99. С. 121-128.

42. Беликов Вадим Александрович, Галянин Владислав Владимирович, Орлов Сергей Павлович. Анализ данных дистанционного зондирования Земли для обнаружения нефтяных разливов // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2017. №2 (54).

43. S. -E. Qian. Hyperspectral Satellites, Evolution, and Development History // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 14, pp. 7032-7056, 2021. DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3090256.

44. Sellar R.G., Boreman G. D. Classification of imaging spectrometers for remote sensing applications // Optical Engineering, vol. 44(1), 2005. DOI:10.1117/1.1813441.

45. Michael F. Gross, Vytautas Klemas. The use of Airborne Imaging Spectrometer (AIS) data to differentiate marsh vegetation // Remote Sensing of Environment, vol. 19(1), pp. 97-103, 1986. DOI: 10.1016/0034-4257(86)90043-X.

46. Gregg Vane, Robert O. Green, Thomas G. Chrien, Harry T. Enmark, Earl G Hansen, Wallace M Porter. The airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS) // Remote Sensing of Environment, vol. 44(2-3), pp. 127-143, 1993. DOI: 10.1016/0034-4257(93)90012-M.

47. F. A. Kruse, J. W. Boardman and J. F. Huntington, "Comparison of airborne hyperspectral data and EO-1 Hyperion for mineral mapping," in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, no. 6, pp. 1388-1400, June 2003, doi: 10.1109/TGRS.2003.812908.

48. Pearlman, J., S. Carman, C. Segal, P. Jarecke, P. Barry, W. Browne. Overview of the Hyperion imaging spectrometer for the NASA EO-1 mission // Proc. IEEE IGARSS, vol. 7, pp. 3036-3038, 2001. DOI: 10.1109/IGARSS.2001.978246.

49. EO-1/Hyperion hyperspectral imager design, development, characterization, and calibration / M. A. Folkman [et al.] // Proc. SPIE 4151, Hyperspectral Remote Sensing of the Land and Atmosphere, 40 (2001); DOI:10.1117/12.417022.

50. Антонушкина С.В., Макаренков А.А., Москвитин А.Э. Первичная обработка гиперспектральных изображений поверхности Земли // Тез. докл. 16-й междунар. науч.-техн. конф. «Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций». РГРТУ, 2010. С. 18-19.

51. Еремеев В.В., Журавель Ю.Н., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Стратилатов Н.Р. Технологии обработки гиперспектральных данных // Тез. докл. XI всерос. науч.-техн. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: Институт космических исследований РАН, 2013.

52. Воронин А.А., Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Москатиньев И.В. Геометрическая обработка данных космических систем глобального наблюдения Земли // Вестник РГРТУ. 2009. №1 (выпуск 27). С. 12-17.

53. Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Москвитин А.Э. Координатная привязка изображений от геостационарных спутников по контурным точкам диска Земли // Вестник РГРТУ. 2007. №22. С. 10-16.

54. Еремеев В.В., Макаренков А.А., Москвитин А.Э. Повышение пространственного разрешения материалов гиперспектральной съемки Земли на основе их комплексирования с высокодетальными снимками // Цифровая обработка сигналов. М., 2014. №3. С. 38-42.

55. ВМО-№8. Руководство по метеорологическим приборам и методам наблюдений. Т. IV: Космические наблюдения. 2018. С. 266.

56. Interoperability Handbook. Issue 1.1. CEOS. Working Group on Information Systems and Service s. Feb. 2008.

57. Лупян Е.А., Саворский В.П. Базовые продукты обработки данных дистанционного зондирования Земли // Современные проблемы ДЗЗ из космоса. 2012. Т. 9, №2. с. 87–96.

58. ГОСТ Р 59480-2021. Данные дистанционного зондирования Земли из космоса. Уровни обработки данных дистанционного зондирования Земли из космоса.

59. Васильев А.И., Стрёмов А.С., Коваленко В.П., Коржиманов А.В. Методы абсолютной калибровки съёмочных систем ДЗЗ высокого разрешения // Материалы 20-й Международной конференции «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». Москва: ИКИ РАН, 2022. С. 24.

60. Стрёмов А. С., Васильев А. И., Коваленко В. П. Методика замещающей калибровки данных группировки КА «Канопус-В» на основе длительного наблюдения полигонов RadCalNet // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы, 2021, Т. 8(4), С. 23-30.

61. Квитка В.Е., Никитин А.А., Блинов В. Д., Забиякин А.С., Прасолов В.О. Радиометрическая калибровка мультиспектральной аппаратуры ДЗЗ по Луне и звездам // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы, т. 9(2), с.44-45, 2022. DOI: 10.30894/issn2409-0239.2022.9.2.44.55.

62. Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Макаренков А.А. Комплексирование гиперспектральных снимков Земли, полученных в различных спектральных диапазонах // Цифровая обработка сигналов. 2015. №3. С. 3-7.

63. Bouvet, M., Thome, K., Berthelot, B., Bialek, A., Czapla-Myers, J., Fox, N.P., Goryl, P., Henry, P., Ma, L., Marcq, S., Meygret, A., Wenny, B.N., Woolliams, E.R. RadCalNet: A Radiometric Calibration Network for Earth Observing Imagers Operating in the Visible to Shortwave Infrared Spectral Range. Remote Sens. 2019, 11, 2401, <https://doi.org/10.3390/rs11202401>.

64. Bo-Cai Gao, Curtiss O. Davis, Alexander F. H. Goetz. Review of Atmospheric Correction Techniques for Hyperspectral Remote Sensing of Land Surfaces and

Ocean Color // International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). p. 1979 – 1981, 2006. DOI: 10.1109/IGARSS.2006.512.

65. Макаренков А.А., Юдаков А.А. Статистическая коррекция атмосферных искажений на гиперспектральных спутниковых снимках земной поверхности // Тез. докл. всерос. науч.-техн. конф. «Актуальные проблемы ракетно-космического приборостроения и информационных технологий». М.: Радиотехника, 2012. С. 54-55.

66. Xu, Yuanliu & Wang, Runsheng & Liu, Shengwei & Yang, Suming & Bokun, Yan. (2008). Atmospheric correction of Hyperspectral data using MODTRAN model. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, doi: 7123. 10.1117/12.815552.

67. Zhang, Y., Wang, X. and Chen, Y. (2012) An Improved 6S Code for Atmospheric Correction Based on Water Vapor Content. Advances in Remote Sensing, 1, 14-18. doi: 10.4236/ars.2012.11002.

68. Svetlana Y. Kotchenova, Eric F. Vermote, Robert Levy, and Alexei Lyapustin (2008). "Radiative transfer codes for atmospheric correction and aerosol retrieval: intercomparison study", Optical Society of America, APPLIED OPTICS, Vol. 47, Issue 13, pp. 2215-2226.

69. Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (6), P. 679–698.

70. Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. Textural Features for Image Classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 3, 1973. P. 610–621.

71. Tou J.T., Gonzalez R.C., Pattern Recognition Principles, Moscow: Mir, 1978, 412 p.

72. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. 560 с.

73. Басс Л.П., Кузьмина М.Г., Николаева О.В. Сверточные нейронные сети с глубоким обучением в задачах обработки гиперспектральных спутниковых дан-

ных // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша № 282, с. 32, 2018. DOI: <http://doi.org/10.20948/prepr-2018-282>.

74. Хрящев В.В., Приоров А.Л., Павлов В.А., Ларионов Р.В. Модификация архитектуры свёрточной нейронной сети U-Net в задаче сегментации мультиспектральных спутниковых изображений // Цифровая обработка сигналов. 2019. №3. С. 39-45.

75. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, vol. 9351, 2015. P. 234-241.

76. A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, Imagenet classification with deep convolutional neural networks, Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), Lake Tahoe, NV, USA, 3–8 December 2012; pp. 1097–1105.

77. K. Chatfield, K. Simonyan, A. Vedaldi, A. Zisserman. Return of the Devil in the Details: Delving Deep into Convolutional Nets. In Proceedings of the British Machine Vision Conference, Nottingham, UK, 1–5, September 2014.

78. J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, Fully convolutional networks for semantic segmentation, IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015.

79. Баврина Алина Юрьевна, Мясников Владислав Валерьевич, Сергеев Владислав Викторович, Трещёва Елена Владимировна, Чупшев Николай Викторович. Моделирование видеoinформационного тракта оптико-электронных систем дистанционного зондирования Земли: решения, проблемы и задачи // КО. 2012. №4.

80. Кучма, М. О. Алгоритм атмосферной коррекции коротковолновых каналов прибора МСУ-МР спутника "Метеор-М" № 2 / М. О. Кучма, В. Д. Блощинский // Исследование Земли из космоса. – 2019. – № 6. – С. 3-12. – DOI 10.31857/S0205-9614201963-12.

81. Wilson, Robin. (2013). Short note: Py6S: A Python interface to the 6S radiative transfer model. *Computers & Geosciences*. 51. 166-171. DOI: 10.1016/j.cageo.2012.08.002.

82. E. F. Vermote, D. Tanre, J. L. Deuze, M. Herman and J.-J. Morcette, "Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: an overview," in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, no. 3, pp. 675-686, May 1997, doi: 10.1109/36.581987.

83. Berk, Alexander & Anderson, Gail & Bernstein, Larry & Acharya, Prabhat & Dothe, Hoang & Matthew, Michael & Adler-Golden, Steven & Chetwynd, Jr & Richtsmeier, Steven & Pukall, Brian & Allred, Clark & Jeong, Laila & Hoke, Michael. (1999). MODTRAN4 Radiative Transfer Modeling for Atmospheric Correction. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*. 3756. 10.1117/12.366388.

84. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Нейросетевая идентификация объектов Земли на основе данных от систем гиперспектральной съёмки и знаний об их видеоинформационном тракте. *Цифровая обработка сигналов*. 2024. № 1. С. 49-54.

85. Еремеев В.А., Ларионов С.М., Макаренков А.А. Классификация данных от космических аппаратов гиперспектральной съёмки Земли с применением искусственных нейронных сетей. Тр. IV междунар. науч.-техн. форума «Современные технологии в науке и образовании». Рязань: РГРТУ, 2021. Т. 6. С. 35-38.

86. Еремеев В.А., Макаренков А.А., Юдаков А.А. Нейросетевая идентификация объектов земной поверхности по материалам гиперспектральной съёмки. Тез. докл. XIII междунар. науч.-техн. конф. «В.Ф. Уткин – 100 лет со дня рождения. Космонавтика. Радиоэлектроника. Геоинформатика», Рязань, 2023. С. 337-338.

87. Еремеев В.А., Макаренков А.А., Егошкин Н.А., Юдаков А.А. Использование модели видеотракта систем гиперспектральной съёмки Земли в задаче идентификации наблюдаемых объектов. Тез. докл. XIII междунар. науч.-техн.

конф. «В.Ф. Уткин – 100 лет со дня рождения. Космонавтика. Радиоэлектроника. Геоинформатика», Рязань, 2023. С. 338-340.

88. Еремеев В.А., Егошкин Н.А., Макаренков А.А. Модель видеoinформационного тракта систем гиперспектральной съёмки Земли и её приложения. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2024. № 87. С. 103-110.

89. Еремеев В.А., Еремеев В.В., Макаренков А.А. Выделение границ объектов на гиперспектральных спутниковых снимках земной поверхности. Цифровая обработка сигналов. 2022. № 3. С. 49-52.

90. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Анализ мер близости элементов гиперспектральных изображений в задаче выделения границ объектов. Тез. докл. XXVII всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2022. С. 85-86.

91. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Использование сверточных нейронных сетей для идентификации структурно-однородных областей на космических снимках Земли. Цифровая обработка сигналов. 2022. № 3. С. 45-48.

92. Свидетельство № 2023613685. Программа нейросетевой идентификации резких краёв на снимках от космических систем наблюдения Земли: программа для ЭВМ / В.А. Еремеев, П.А. Князьков; правообладатель Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет» им. В.Ф. Уткина. Заявл. 03.02.2023; опубл. 17.02.2023.

93. Еремеев В.А., Ларионов С.М., Макаренков А.А. Алгоритм формирования тестовых изображений в задаче кластеризации гиперспектральных данных. Тез. докл. VI всерос. науч.-техн. конф. «Актуальные проблемы ракетно-космической техники». Самара: СамНЦ РАН, 2019. С. 221-223.

94. Свидетельство № 2020619654. Программа для кластеризации гиперспектральных изображений на основе метода ближайших соседей: программа для ЭВМ / В.А. Еремеев, С.М. Ларионов, А.А. Макаренков, С.В. Антонушкина; пра-

вообладатель Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет» им. В.Ф. Уткина. Заявл. 08.07.2020; опубл. 20.08.2020.

95. Еремеев В.А., Князьков П.А. Программный комплекс формирования индексных изображений по данным гиперспектрального зондирования Земли из космоса. Тр. IV междунар. науч.-техн. форума «Современные технологии в науке и образовании». Рязань: РГРТУ, 2021. Т. 6, С. 28-34.

96. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Объединение информации от различных систем космического наблюдения Земли. Тез. докл. XXV всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2020. С. 252-253.

97. Еремеев В.А., Иванов Л.А. Разработка программы поиска маршрутов съёмки от космической системы Ресурс-П. Тез. докл. XXIII всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2018. С. 76-77.

98. Еремеев В.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Комплексирование изображений, полученных при съёмке Земли в видимом и радиолокационном диапазонах спектра. Тр. V междунар. науч.-техн. форума «Современные технологии в науке и образовании». Рязань: РГРТУ, 2022. Т. 6, С. 5-10.

99. Еремеев В.А. Аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съёмки. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 3. С. 25-30.

100. Еремеев В.А. Комплексирование данных космической гиперспектральной съёмки Земли с системами моделирования процесса передачи солнечного излучения на спутник. Вестник Рязанского государственного радиотехнического радиоуниверситета. 2024. № 90. С. 115-120.

101. Еремеев В.А. Разработка программного обеспечения формирования индексных изображений по материалам гиперспектральной съёмки Земли. Тез.

докл. XXIV всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2019. С. 255-256.

102. Еремеев В.А. Анализ алгоритмов контрастирования изображений от космических систем наблюдения Земли. Тез. докл. XXV всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2020. С. 250-252.

103. Еремеев В.А. Выделение однородных областей на изображениях от космических систем наблюдения Земли. Тез. докл. XXVI всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2021. С. 231-232.

104. Еремеев В.А. Поиск однородных по яркости фрагментов космических изображений Земли. Тез. докл. X междунар. науч.-техн. конф. «Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли». Москва: АО «Корпорация «ВНИИЭМ», 2022. С.100-101.

105. Еремеев В.А. Подход к обучению нейронной сети для поиска границ объектов на космических изображениях. Тез. докл. XXVII всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2022. С. 84-85.

106. Еремеев В.А. Идентификация природных объектов Земли по данным гиперспектральной съёмки с использованием индексных изображений и нейросетей. Тез. докл. XI междунар. науч.-техн. конф. «Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли». Москва: АО «Корпорация «ВНИИЭМ», 2023. С. 134-135.

107. Еремеев В.А. Оценка точности работы нейросети в задаче выделения границ объектов на космических изображениях. Тез. докл. XI междунар. науч.-техн. конф. «Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли». Москва: АО «Корпорация «ВНИИЭМ», 2023. С. 153-154.

108. Еремеев В.А. Анализ воздействия искажающих факторов формирования гиперспектральных изображений на эффективность их обработки средствами искусственного интеллекта. Тез. докл. XXVIII всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2023. С. 158-159.

109. Еремеев В.А. Комплексное использование аналитических и нейросетевых моделей идентификации природных объектов на гиперспектральных снимках Земли. Тез. докл. XXIX всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2024. С.130-131.

110. Еремеев В.А. Информационное совмещение данных гиперспектральной съемки Земли с системами моделирования процессов передачи солнечного излучения. Тез. докл. XXIX всерос. науч.-техн. конф. «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Рязань: РГРТУ, 2024. С.132-133.

111. Свидетельство № 2023613667. Программа формирования индексных изображений по данным гиперспектральной съёмки Земли: программа для ЭВМ / В.А. Еремеев правообладатель Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет» им. В.Ф. Уткина. Заявл. 03.02.2023; опубл. 17.02.2023.

112. Свидетельство № 2023613668. Программа нейросетевой идентификации однородных участков на снимках земной поверхности: программа для ЭВМ / В.А. Еремеев; правообладатель Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет» им. В.Ф. Уткина. Заявл. 03.02.2023; опубл. 17.02.2023.

113. Ghosh, Anirudha & Sufian, A. & Sultana, Farhana & Chakrabarti, Amlan & De, Debashis. (2020). Fundamental Concepts of Convolutional Neural Network.

114. Kokaly, R.F., Clark, R.N., Swayze, G.A., Livo, K.E., Hoefen, T.M., Pearson, N.C., Wise, R.A., Benzel, W.M., Lowers, H.A., Driscoll, R.L., Klein, A.J., 2017, USGS Spectral Library Version 7: U.S. Geological Survey Data Series 1035, 61 p., <https://doi.org/10.3133/ds1035>.

115. Marina Sokolova, Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing and Management*. 2009. 45(4), pp. 427-437.
116. Craig Rodarmel, Jie Shan, Principal component analysis for hyperspectral image classification / *Surveying and Land Information Systems*, vol. 62, no. 2, 2002, pp.115-000.
117. Plaza, Antonio & Tilton, James. Automated selection of results in hierarchical segmentations of remotely sensed hyperspectral images. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*.
118. Muhammad Ahmad, Adil Mehmood Khan, Manuel Mazzara, Salvatore Distefano, Mohsin Ali, Muhammad Shahzad Sarfraz. A fast and compact 3-D CNN for hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2022, vol. 19, pp. 1-5.
119. Козлов Д. А., Козлов И. А., Успенский А. Б. [и др.]. Оценка ковариационной матрицы шума в измерениях бортового инфракрасного Фурье-спектрометра ИКФС-2 // *Исследование Земли из космоса*. – 2022. – № 1. – С. 53-67. – DOI 10.31857/S0205961422010043.
120. Бакланов А. И. Системы наблюдения и мониторинга: учебное пособие / – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009, 234 с.
121. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982. Т. 1, 2. 792 с.
122. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М. Техносфера, 2007. 584 с.
123. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / под. ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
124. Montero, D., Aybar, C., Mahecha, M.D. *et al.* A standardized catalogue of spectral indices to advance the use of remote sensing in Earth system research. *Sci Data* 10, 197 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41597-023-02096-0>.

125. Zhao, Y. & Zhu, Z. ASI: An artificial surface Index for Landsat 8 imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 107, 102703, <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2022.102703> (2022).

126. Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., and Deering, D. W. (1973) "Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS," *Third ERTS Symposium*, NASA SP-351, vol. 1, pp. 309-317.

127. Apan, Armando; Held, Alex; Phinn, Stuart; Markley, John - Formulation and assessment of narrow-band vegetation indices from EO-1 Hyperion imagery for discriminating sugarcane disease. 2003 Spatial Sciences Institute Conference: Spatial Knowledge Without Boundaries (SSC2003), pp.1-13.

128. Ying Liu, Qingyan Meng, Linlin Zhang, Chaoyang Wu. NDBSI: A normalized difference bare soil index for remote sensing to improve bare soil mapping accuracy in urban and rural areas. *CATENA*, v. 214, 2022.

129. Bo-cai Gao. NDWI – A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, v. 58, 1996, pp. 257-266.

130. Shahi, Kaveh & Shafri, Helmi & Taherzadeh, Ebrahim & Mansor, Shattri & Muniandy, Ratnasamy. (2015). A novel spectral index to automatically extract road networks from WorldView-2 satellite imagery. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 32. 10.1016/j.ejrs.2014.12.003.

131. Setiyono, Risky & Hastuti, Aulia & Widayani, Prima. (2017). Spatiotemporal Built-up Land Density Mapping Using Various Spectral Indices in Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS (Case Study: Surakarta City). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 98. 012006. 10.1088/1755-1315/98/1/012006.

132. Sobel, I., & Feldman, G. (1968). *A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing*.

133. Roberts, L. G. (1963). *Machine Perception of Three-Dimensional Solids*. MIT Lincoln Laboratory Technical Report TR 315.

134. Mubashar, Muhammad & Khan, Naeemullah & Sajid, Abdur & Javed, Muhammad & Hassan, Naveed. (2022). Have We Solved Edge Detection? A Review of State-of-the-art Datasets and DNN based Techniques. IEEE Access. 10. 1-1. 10.1109/ACCESS.2022.3187838.

**ПРИЛОЖЕНИЕ**

**АКТЫ И СВИДЕТЕЛЬСТВА  
ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ  
ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ**



Акционерное общество  
«Российская корпорация ракетно-космического  
приборостроения и информационных систем»



Авиамоторная, д. 53, Москва, 111250, почтовый адрес: а/я 16, г. Москва, 111250  
тел.: +7 495 673-94-30, факс: +7 495 509-12-00, www.spscos.org.ru, contact@spcos.org.ru  
ОКПО 11477389 ОГРН 1097746649681 ИНН 7722698789 КПП 774550001

УТВЕРЖДАЮ

Начальник НЦ ОМЗ – заместитель  
директора проектов по созданию систем  
ДЗЗ АО «Российские космические  
системы», к.т.н.

23.05.2025 № РКС 0E26-895

На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

Е.М. Зайцев

2025г.



АКТ

об использовании результатов кандидатской диссертации Еремеева В.А.  
«Алгоритмы аналитико-нейросетевой идентификации объектов  
по данным космической гиперспектральной съемки Земли».

Настоящий акт составлен в том, что результаты кандидатской диссертации Еремеева В.А. «Алгоритмы аналитико-нейросетевой идентификации объектов по данным космической гиперспектральной съемки Земли» используются в Научном центре оперативного мониторинга Земли АО «Российские космические системы» при обработке данных от гиперспектральной съемочной аппаратуры космической системы «Ресурс-П». Подходы, изложенные в диссертации, позволяют повысить эффективность стандартной и тематической обработки гиперспектральной информации.

Начальник отдела - заместитель  
начальника НЦ ОМЗ, к.т.н.

А.А. Юдаков

Исп. А.А. Юдаков  
Тел.: (495) 600-33-22

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020619654

«Программа для кластеризации гиперспектральных изображений на основе метода ближайших соседей»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина» (RU)*

Авторы: *Ларионов Сергей Михайлович (RU), Макаренков Александр Алексеевич (RU), Антонушкина Светлана Викторовна (RU), Еремеев Виктор Андреевич (RU)*

Заявка № 2020618377

Дата поступления 28 июля 2020 г.

Дата государственной регистрации  
в Реестре программ для ЭВМ 20 августа 2020 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023613685

**"Программа нейросетевой идентификации резких краёв  
на снимках от космических систем наблюдения Земли"**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное  
образовательное учреждение высшего образования  
«Рязанский государственный радиотехнический  
университет имени В.Ф. Уткина» (RU)**

Авторы: **Еремеев Виктор Андреевич (RU), Князьков Павел  
Александрович (RU)**

Заявка № 2023612043

Дата поступления 03 февраля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 17 февраля 2023 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

## РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023613667

**"Программа формирования индексных изображений по  
данным гиперспектральной съёмки Земли"**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное  
образовательное учреждение высшего образования  
«Рязанский государственный радиотехнический  
университет имени В.Ф. Уткина» (RU)*

Автор(ы): *Еремеев Виктор Андреевич (RU)*

Заявка № 2023612046

Дата поступления 03 февраля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 17 февраля 2023 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023613668

**"Программа нейросетевой идентификации однородных участков на снимках земной поверхности"**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина» (RU)**

Автор(ы): **Еремеев Виктор Андреевич (RU)**

Заявка № **2023612050**

Дата поступления **03 февраля 2023 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **17 февраля 2023 г.**

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

