

Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Ижевский государственный технический университет
имени М. Т. Калашникова»

На правах рукописи

СОЛОВЬЕВА Александра Николаевна

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДИКИ
АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ДЕШИФРИРОВАНИЯ
АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ НА ОСНОВЕ МНОГОСЛОЙНОЙ
СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ**

Специальность 05.13.01 — Системный анализ, управление
и обработка информации (в науке и технике)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
КУЧУГАНОВ Александр Валерьевич,
кандидат технических наук, доцент

Ижевск — 2016

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 Обзор существующих методов автоматизированного дешифрирования .	13
1.1 Основные этапы дешифрирования.....	14
1.2 Способы выделения объектов указанной категории.....	16
1.3 Методы классификации изображений	17
1.4 Классификация изображений на основе текстурных признаков	21
1.5 Недостатки существующих методов автоматизированного дешифрирования	23
1.6 Анализ пространственных отношений в задаче описания изображения	26
1.6.1 Уровни обработки и понимания изображений	27
1.6.2 Подходы к формализации описания изображения с помощью графов	29
1.7 Оценка формы текстурного объекта путем построения невыпуклой оболочки набора точек.....	33
1.8 Выводы, цель и задачи исследования	39
2 ФОРМАЛИЗОВАННАЯ МОДЕЛЬ ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	42
2.1 Уровни описания изображения	42
2.2 Компоненты модели изображения	45
2.2.1 Исходное векторизованное изображение	46
2.2.2 Описание изображения на уровне простых объектов.....	48
2.2.3 Описание изображения на уровне текстурных объектов	54
2.2.4 Описание изображения на уровне значимых объектов	62
2.3 Формирование описания изображения через произвольные запросы к семантической сети	69
2.4 Выводы по главе.....	71

3	МЕТОДИКА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ДЕШИФРИРОВАНИЯ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ	74
3.1	Формирование уровня простых объектов в семантической сети изображения.....	76
3.1.1	Расчет значений признаков размера	81
3.1.2	Расчет значений признаков формы	82
3.1.3	Расчет значений фотометрических признаков.....	96
3.1.4	Расчет признаков отношений между простыми объектами	98
3.1.5	Фаззификация количественных значений визуальных признаков ...	100
3.2	Формирование уровня текстурных объектов в семантической сети изображения.....	102
3.2.1	Выделение текстурных объектов на изображении.....	103
3.2.2	Алгоритм формирования границы текстурного объекта.....	104
3.2.3	Расчет значений признаков структуры и формы для текстурных объектов.....	109
3.2.4	Расчет значений признаков текстуры	110
3.3	Формирование уровня значимых объектов в семантической сети изображения.....	113
3.3.1	Выделение значимых объектов на изображении.....	114
3.3.2	Расчет значений визуальных признаков значимых объектов	120
3.4	Выводы по главе.....	121
4	ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЫ СЕМАНТИЧЕСКОГО КОДИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	123
4.1	Построение и реализация программной системы семантического кодирования изображений	123
4.1.1	База геометрических данных	127

4.1.2	Фаззификация значений визуальных признаков	131
4.1.3	Настройка правил выделения значимых объектов.....	134
4.1.4	Методические рекомендации по обработке изображения в системе семантического кодирования.....	137
4.2	Эксперименты по выделению значимых объектов на аэрокосмических снимках.....	146
4.2.1	Оценка релевантности расчета характеристик объектов.....	146
4.2.2	Оценка точности и полноты выделения значимых объектов на аэрокосмических снимках.....	152
4.3	Выводы по главе.....	159
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ	163
	СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	165
	Приложение А (справочное) Применение разработанных модели и методики в задаче синтеза словесного портрета человека по фотографиям	178
	Приложение Б (справочное) Акты о внедрении результатов диссертационной работы	192

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Одним из средств повышения эффективности функционирования технических систем, использующих зрительные данные, является автоматизация анализа изображений. Необходимость синтеза формализованного описания изображений без участия человека имеет место в задаче дешифрирования аэрокосмических снимков местности. Дешифрированием называется процесс выявления на аэрокосмических снимках объектов и особенностей местности, установления их количественных и качественных характеристик и условного их обозначения на карте или плане. При этом анализируются как признаки, непосредственно характеризующие визуальные свойства объектов местности (прямые дешифровочные признаки), так и их относительное расположение, приуроченность и взаимообусловленность (косвенные дешифровочные признаки).

Описание изображения может быть представлено в виде аннотаций или текста. Основным препятствием для автоматизации его построения является семантический разрыв — несоответствие уровней информации, которую компьютер может извлечь из визуальных данных, и интерпретации этих данных человеком. Человек способен оперировать как низкоуровневыми характеристиками изображения (цвет, текстура, форма), так и высокоуровневыми понятиями (объект, признак, действие), в то время как для компьютера доступны только низкоуровневые характеристики. Данное противоречие приводит к необходимости разработки методов преобразования информации о наборе точек растра в формализованное описание изображения, представленное в терминах логики и естественного языка.

Применение аэрокосмических снимков позволяет перенести основной объем работы по сбору информации о местности из полевых условий в

камеральные. Ввиду необходимости учитывать множество взаимосвязанных факторов, полная автоматизация процесса дешифрирования представляет сложность. Результаты дешифрирования во многом определяются субъективными решениями оператора и его квалификацией. В современных геоинформационных системах (ГИС) автоматизация дешифрирования рассматривается с точки зрения статистического подхода и представлена классификацией областей изображения по заданным эталонам либо кластеризацией без эталонов (не всегда оптимальной), которые обязательно дополняются ручным редактированием и доработкой полученных классов. При обработке используются статистические характеристики изображения: для текстурных областей рассчитываются энергия, контраст и корреляция (на основе матрицы вхождений), средний цвет и дисперсия по каждому спектральному каналу, после чего выполняется классификация с использованием метода опорных векторов, деревьев решений, кластеризация с помощью алгоритма ISODATA и др. Таким образом, при дешифрировании учитываются только прямые дешифровочные признаки либо их комбинации. Чтобы не пропустить на снимке значимые объекты, требуется обеспечить высокое качество эталонов.

Обращение к структурному подходу для описания текстурных областей изображения предоставит возможность эксперту вместо накопления обучающих примеров описывать составные объекты через структуры объектов более низкого уровня, а также использовать косвенные признаки дешифрирования, несущие значительную долю информации изображения. Комплексный анализ совокупности прямых и косвенных дешифровочных признаков и пространственных взаимосвязей между объектами с последующими логическими заключениями позволит более качественно интерпретировать аэрокосмические снимки.

Степень разработанности темы исследования. Вопросам обработки и распознавания изображений уделено внимание в работах Ю. И. Журавлева, И. Б. Гуревича, Р. Гонсалеса, Р. Вудса, К. Фу. Существенный вклад в задачу

обработки данных дистанционного зондирования Земли и аэрокосмических снимков внесли Ш. М. Дейвис, Д. А. Ландгребе, Т. Л. Филлипс, Ф. Х. Свейн, Р. М. Хоффер, Ю. Ф. Книжников, И. К. Лурье, Р. А. Шовенгердт и др.

Область исследований. Диссертация соответствует пунктам 4, 7, 12 Паспорта специальности 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка информации»: п. 4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации; п. 7. Методы и алгоритмы структурно-параметрического синтеза и идентификации сложных систем; п. 12. Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации.

Объектом исследования являются изображения двумерных и трехмерных объектов.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы построения моделей изображений, отражающих их содержание.

Цель работы. Повышение достоверности автоматического дешифрирования прямых и косвенных признаков объектов местности за счет развития алгоритмов машинного построения формализованного описания изображений.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе необходимо решить следующие **задачи**:

1. Исследование и анализ существующих методов и алгоритмов описания изображений и методик дешифрирования аэрокосмических снимков.
2. Разработка модели многоуровневого описания изображения.
3. Разработка методики автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков на основе геометрических функций, аппарата классической и нечеткой логик.

4. Разработка программной системы семантического кодирования изображений на основе разработанных модели и методики, исследование ее эффективности на реальных изображениях.

Научная новизна работы состоит в следующем:

1. Разработана модель изображения, отличающаяся представлением иерархически структурированных формализованных описаний границ цветовых областей в виде многоуровневой семантической сети, позволяющей интерпретировать описания границ цветовых областей в терминах предметной области.

2. Разработан новый алгоритм формирования границы текстурного объекта, отличающийся способом детализации выпуклого многоугольника, для перехода от низкоуровневых характеристик изображения к дешифровочному признаку формы.

3. Разработана методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков, использующая, помимо статистических характеристик, геометрические функции, аппарат классической и нечеткой логики, отличающаяся возможностью выполнять и интерпретировать запросы о значениях дешифровочных признаков и отношений.

Теоретическая и практическая значимость работы. Разработаны модель изображения и методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков, позволяющие сопоставить низкоуровневым характеристикам изображения иерархически структурированный комплекс высокоуровневых понятий.

На основе предложенных модели и методики разработана система семантического кодирования изображений, предназначенная для автоматизации дешифрирования аэрокосмических снимков. Теоретические результаты исследования были также применены для построения словесного портрета человека по фотографиям.

Методы исследования. Теоретические исследования выполнены с использованием методов системного анализа, теории множеств, теории

графов, формальной логики, нечеткой логики, аналитической геометрии и линейной алгебры. Экспериментальные исследования выполнены с применением методов экспертных оценок в разработанной программной системе семантического кодирования изображений.

Положения, выносимые на защиту:

1. Многоуровневая семантическая сеть, образованная описанием изображения на трех уровнях абстракции количественных и качественных характеристик, позволяющая при анализе изображения оперировать как низкоуровневыми признаками, так и терминами предметной области.

2. Разработанный алгоритм формирования границы текстурного объекта, отличающийся способом детализации выпуклого многоугольника, позволяющий управлять формой результирующего многоугольника через допустимую величину его углов.

3. Методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков, использующая геометрические функции и нечеткий логический вывод.

Достоверность и обоснованность полученных в работе результатов и выводов подтверждается соответствием экспертных и программно рассчитанных характеристик объектов изображения, положительными результатами применения разработанной модели и методики на реальных данных.

Апробация работы. Материалы диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях: 1-й Форум молодых ученых в рамках Международного форума «Качество образования — 2008» (EQ-2008) (Ижевск, 23 апреля 2008 г.); 19-я Международная конференция по компьютерной графике и зрению «ГрафиКон'2009» (Москва, 5–9 октября 2009 г.); 2-й Форум молодых ученых в рамках Международного форума «Качество образования — 2010» (EQ-2010) (Ижевск, 22 апреля 2010 г.); I Всероссийская научно-техническая конференция студентов и аспирантов, посвященная 25-летию кафедры

«Приборы и методы контроля качества» (Ижевск, 22–24 апреля 2010 г.); 20-я Международная конференция по компьютерной графике и зрению «ГрафиКон'2010» (Санкт-Петербург, 20–24 сентября 2010 г.); 2-я Международная конференция «Трехмерная визуализация научной, технической и социальной реальности. Технологии высокополигонального моделирования» (Ижевск, 24–26 ноября 2010 г.).

Реализация результатов работы. Результаты диссертационной работы использованы в рамках госбюджетной темы № 4043 Госзаказ МОиН на 2012 год по теме «Разработка и экспериментальное исследование системы аэрокосмического и геоинформационного мониторинга для визуализации результатов геоэкологических исследований северных экосистем», а также для проведения практических занятий и оценки знаний студентов при изучении дисциплин «Геоинформационные системы» и «Геоинформационные системы и технологии» на кафедре «Автоматизированные системы обработки информации и управления» ФГБОУ ВПО «ИжГТУ имени М. Т. Калашникова», что подтверждено актами внедрения.

Тема диссертационной работы поддержана грантом Российского Фонда Фундаментальных Исследований (проект № 11-07-00632-а).

Публикация результатов. По материалам диссертации опубликовано 12 работ [1–12], в том числе 5 в изданиях из перечня, рекомендованного ВАК при Минобрнауки РФ [1–5], 1 в издании, индексируемом в международной базе данных Scopus [6]. Получено 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ [13].

В работах [4, 12] соискателю принадлежат модель изображения, методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков и ее программная реализация. В работе [5] соискателю принадлежит алгоритм формирования многоугольника, моделирующего границу текстурного объекта. В работах [1–3] соискателю принадлежит методика вербализации изображений и ее программная реализация. В работах [6–11] соискателю

принадлежит методика модификации типовой трехмерной модели по заданным фотоизображениям и ее программная реализация. Остальные результаты в работах [1–4, 6–12] принадлежат соавторам.

Структура и объем диссертационной работы. Диссертация содержит введение, 4 главы и заключение, список использованных литературных источников, содержащий 108 наименований, и приложения. Основной текст изложен на 177 страницах машинописного текста с иллюстрациями.

Первая глава содержит аналитический обзор существующих методов автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков местности и современных направлений их развития. Рассмотрены подходы к представлению содержания изображения с помощью графов. Также выполнен обзор существующих алгоритмов оконтуривания объектов путем построения невыпуклой оболочки набора точек.

Во **второй главе** рассматривается формализованная модель изображения, включающая растровую информацию, векторную информацию (границы и скелеты цветовых сегментов), а также многоуровневую семантическую сеть, состоящую из простых, текстурных и значимых объектов.

В **третьей главе** рассматривается методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков на основе нечеткой логики. Приведены формулы расчета количественных значений признаков дешифрирования, описан переход от количественных значений признаков дешифрирования к качественным характеристикам, представлены алгоритм формирования границы текстурного объекта путем построения невыпуклой оболочки набора точек, алгоритм выделения значимых объектов на изображении.

В **четвертой главе** описывается построение и реализация программной системы семантического кодирования изображений TexSeg, основанной на предложенной формализованной модели изображения и методике дешифрирования аэрокосмических снимков. Приводятся методические

рекомендации по обработке изображений в разработанной системе, результаты экспериментов по дешифрированию аэрокосмических снимков.

В **приложении** приведены описание применения разработанных модели и методики в задаче синтеза словесного портрета человека по фотографиям, акты о внедрении результатов диссертационной работы.

1 Обзор существующих методов автоматизированного дешифрирования

Сбор информации о местности посредством аэро- и космической съемки является важным инструментом при картографировании земель, управлении землепользованием, оценке состояния сельскохозяйственных культур и прогнозировании урожая, борьбе с лесными пожарами, наводнениями и другими природными катастрофами, в изыскательских работах. Основной объем работ при этом переносится из полевых условий в камеральные с привлечением компьютерной обработки, что сокращает время работы и упрощает комбинирование графических данных с дополнительной информацией из других источников.

Долгое время наибольшее распространение в практике имела традиционная черно-белая аэросъемка. В настоящее время основным методом является цветная цифровая аэросъемка, эффективная в районах крупных населенных пунктов, на территориях с развитой сетью дорог, с обилием малоконтрастных и мелких объектов, в пустынных и горных районах со сложным геологическим строением. Космическая съемка в первую очередь является средством получения снимков с широким охватом территории для решения задач регионального и глобального уровней. Современные космические спутники (IKONOS, QuickBird, WorldView и др.) позволяют получить снимки сверхвысокого пространственного разрешения (от 0,3 до 1 м), что с учетом стоимости их получения позволяет им конкурировать с аэросъемкой [14].

1.1 Основные этапы дешифрирования

Дешифрированием называется процесс опознания на снимках объектов и особенностей местности, выявление их свойств, определение качественных и количественных характеристик [15]. Основные принципы дешифрирования были изначально разработаны для аэроснимков и впоследствии адаптированы к задачам дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) с помощью многозональных космических снимков.

Выделение и идентификация объектов местности или их индикаторов (для невидимых объектов) на аэрокосмических снимках осуществляется путем выявления характерных для них сочетаний признаков изображения — прямых и косвенных дешифровочных признаков.

К прямым дешифровочным признакам относятся тон и цвет изображения, контрастность, форма и размер (площадь) объекта, геометрические параметры тени объекта, текстура. Однородность прямых признаков в пределах изучаемой территории является признаком принадлежности ее к одному типу. Проявление прямых дешифровочных признаков на снимках обусловлено физическими свойствами изображенных объектов, а также техническими факторами: масштабом и качеством съемки, разрешением снимка и т.д. Прямые признаки позволяют дешифрировать только часть природных объектов: формы рельефа, растительный покров [16]. Затруднения при дешифрировании по прямым признакам связаны с их изменчивостью в зависимости от условий съемки и состояния объектов и со схожестью изображения на снимках разных объектов (облака и снег, болото и луг, канал и дорога) [17]. Одинаковые сочетания прямых признаков могут соответствовать различным объектам, а объекты одного класса в разных условиях могут характеризоваться разными наборами признаков. При отсутствии однозначного решения, а также для дешифрирования объектов, скрытых растительностью или тенями, подземных или сезонных объектов,

учитываются косвенные признаки дешифрирования: относительное расположение, приуроченность и взаимообусловленность объектов.

Можно выделить следующие обобщенные этапы процесса дешифрирования [18]:

1. Классификация объектов — отнесение выделенных на изображении пространственных объектов к определенным классам, перечень которых (будущая легенда) составляется в соответствии с типом местности.

2. Подсчет количества объектов каждого класса на снимке.

3. Определение геометрических характеристик объектов: длины, площади, высоты, объема.

4. Определение контуров площадных объектов и графическое оформление результатов дешифрирования.

Результаты дешифрирования во многом определяются субъективными решениями оператора и его квалификацией. Субъективность изначально заложена в процесс дешифрирования ввиду индивидуальных особенностей восприятия цвета и тона и интерпретации дешифровочных признаков каждым человеком. Часто аэрокосмические снимки используются для актуализации и обновления имеющихся данных о местности. Автоматизация позволяет обеспечить равные критерии идентификации объектов и оценки их характеристик на снимках, полученных в разное время.

Наибольшую сложность для автоматизации представляет первый этап ввиду необходимости учитывать множество взаимосвязанных факторов. Распространено визуальное дешифрирование снимков на экране компьютера, когда основной объем работы по оцифровке специалист выполняет самостоятельно с помощью инструментов векторизации. Так, профессиональный векторизатор EasyTrace [19] предоставляет средства автоматической трассировки линейных и прямоугольных объектов, распознавания отдельных условных знаков, автоматического оконтуривания групп объектов, оптимизации результирующего векторного изображения.

1.2 Способы выделения объектов указанной категории

Многие исследования в области автоматизации дешифрирования посвящены выделению на снимках отдельных категорий объектов местности. Начальная обработка изображения может заключаться в выделении контуров и других операциях, упрощающих отделение интересующих объектов от фона. Характерные прямолинейные очертания зданий и параллельные линии, образующие дороги, выделяются с помощью преобразования Хафа [20], метода активных контуров [21], байесовой сети и др. [22, 23] Аппроксимация линейных объектов с помощью скелетов областей [24] позволяет выполнять высокоуровневое распознавание и анализ транспортных узлов [25] и гидрографии [26, 27].

Возможность многозональной съемки как в видимом, так и в невидимых частях спектра (инфракрасная, радиолокационная) упрощает выделение отдельных категорий объектов и позволяет различать объекты со сходными видимыми характеристиками. По результатам оценки оптической плотности изображения объекта в разных спектральных зонах составляется кривая спектрального образа объекта, по которой можно идентифицировать его категорию [28]. Доступны библиотеки спектральных кривых, характерных для различных категорий объектов [29]. Так, водные объекты обладают большой поглощательной и малой отражательной способностью в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне.

По результатам комбинирования и преобразований данных из нескольких спектральных зон формируются спектральные индексы, характеризующие отдельные категории объектов: NDVI (Normalized difference vegetation index, нормализованный относительный вегетационный индекс) — для выделения и оценки состояния территорий, покрытых растительностью [30], NDSI (Normalized difference snow index) — для

выделения территорий со снежным покровом, специальные индексы для оценки содержания в почве различных минералов и др.

1.3 Методы классификации изображений

Помимо специализированных средств выделения определенных категорий объектов, распространенным подходом к автоматизации дешифрирования является классификация областей изображения, в процессе которой каждому пикселу сопоставляется категория объектов местности, которую он представляет.

Классификация выполняется в пространстве модифицированных значений яркости пикселей в различных спектральных зонах. С помощью метода главных компонент размерность пространства спектральных признаков может быть сокращена до набора измерений, в которых наиболее сильно выражены различия между классами объектов. Оператору предоставляются два режима классификации: контролируемая (с учителем) по заданным эталонам и неконтролируемая с помощью методов кластеризации. Также в зависимости от подхода к описанию распределения значений в пределах класса различают параметрические и непараметрические методы классификации [28]. При использовании параметрических методов распределение значений яркости внутри класса предполагается подчиненным некоторому закону распределения (чаще всего нормальному) и характеризуется набором стандартных параметров: математическое ожидание, среднеквадратическое отклонение, значения ковариации между спектральными каналами и т. д. При использовании непараметрических методов распределение значений яркости внутри класса может быть неоднородным (например, при классификации городских территорий). В этом случае класс характеризуется не статистическими параметрами, а гистограммами и двумерными диаграммами рассеяния,

представляющими частоту встречаемости в нем пикселей с различными сочетаниями значений по выбранным измерениям [31]. Сюда же относятся методы классификации с помощью нейронных сетей [32].

При контролируемой классификации выполняется обучение алгоритма по заданным эталонам, перечень которых составляет оператор. Эталон определяется границей области, класс которой известен по тематической карте или полевым исследованиям (Рисунок 1.1) [33]. Полигональная граница задается оператором в интерактивном режиме или импортируется из существующих файлов.

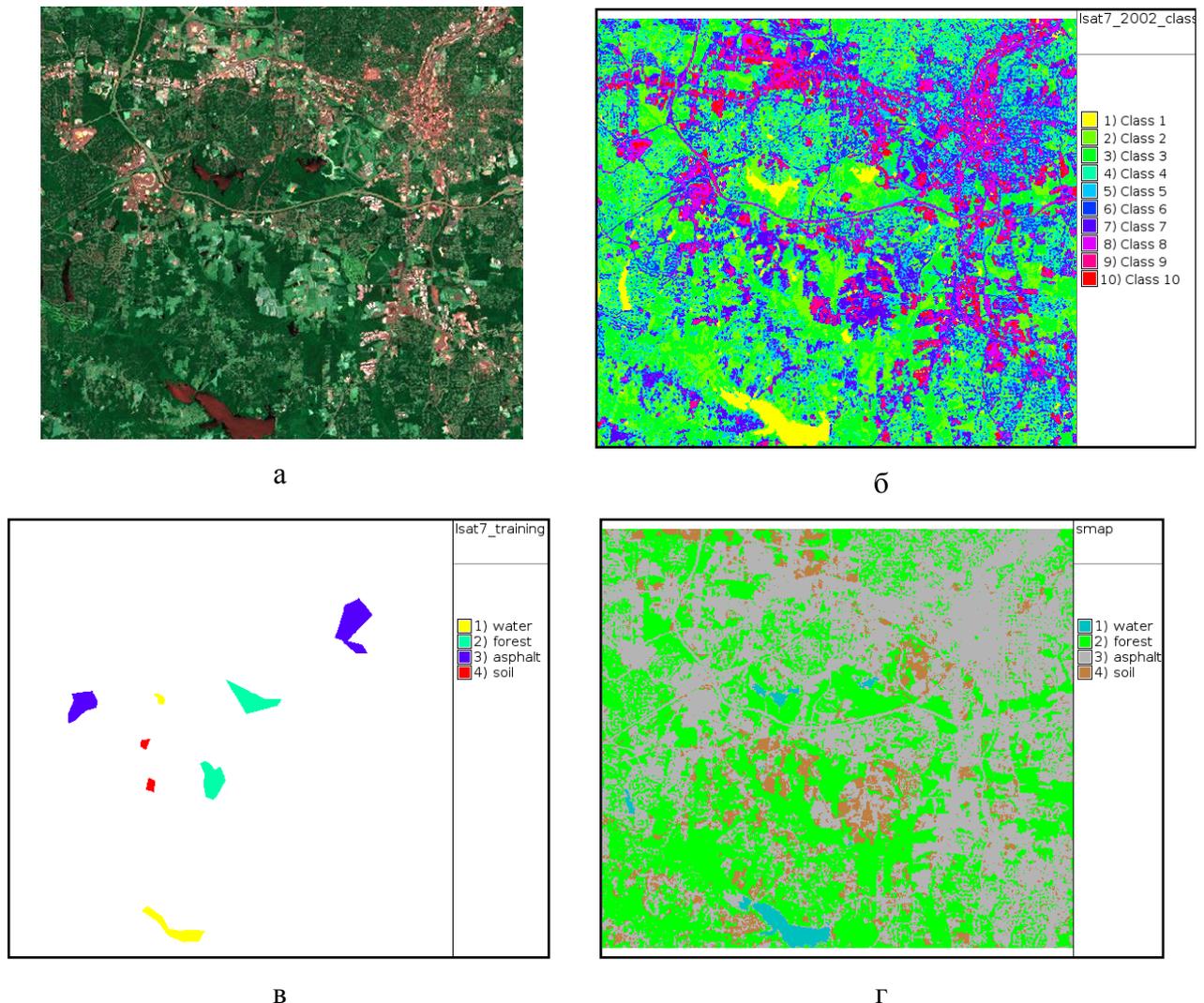
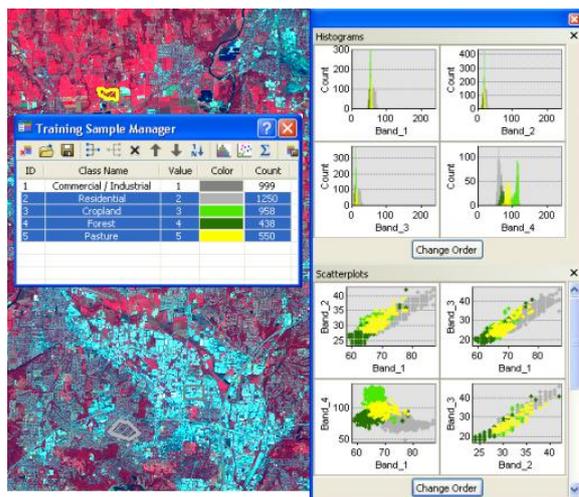


Рисунок 1.1 — Классификация аэрокосмических снимков в ГИС GRASS:

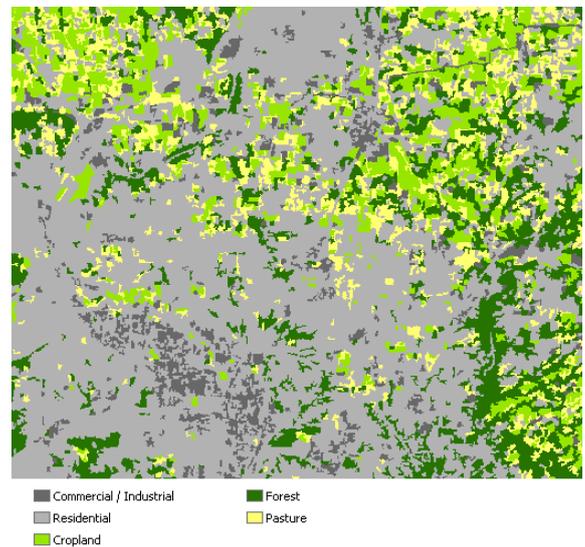
- а — исходный снимок; б — результат классификации без учителя (10 кластеров);
- в — эталоны для классификации с учителем; г — результат классификации с учителем

Каждый заданный эталон соответствует одному из классов разбиения. Для отнесения пикселей изображения к определенному классу используется один из существующих методов, в числе которых методы максимального правдоподобия, минимального расстояния, расстояния Махаланобиса, спектрального угла. В различных программных системах также реализованы метод опорных векторов (SVM), метод k -ближайшего соседа, деревья решений [34] и другие общие методы классификации данных.

Для успешной контролируемой классификации важно обеспечить высокое качество эталонов: их площадь должна быть достаточной для обучения алгоритма и при этом не настолько большой, чтобы содержать излишнюю неоднородность. Также эталоны должны быть максимально разделены в пространстве характеристик. Проверку качества эталонов осуществляет пользователь, для чего программные системы предоставляют ему по каждому эталону гистограммы и диаграммы рассеяния, а также статистические параметры (Рисунок 1.2) [35]. При необходимости эталоны уточняются.



а



б

Рисунок 1.2 — Классификация аэрокосмических снимков в системе ArcGIS:

а — проверка качества заданных эталонов; б — результат классификации

При неконтролируемой классификации (кластеризации) вначале выполняется оптимальное по изображению разбиение пикселей на спектральные классы, после чего оператор сопоставляет их с реальными объектами. Результаты кластеризации характеризуют структуру данных изображения независимо от внешних данных, но не обязательно соответствуют реальным категориям объектов местности. Для кластеризации аэрокосмических снимков используются простейший алгоритм k -средних, алгоритм ISODATA и др. Часто от пользователя требуется явное указание предполагаемого количества кластеров. Также результат кластеризации во многом определяется соответствием реального распределения значений характеристик пикселей предположению о форме кластеров в пространстве признаков, используемому в алгоритме (шарообразная, эллипсоидная, вытянутая и т. д.).

Различается также четкая и нечеткая классификация. При четкой классификации предполагается, что каждый пиксел изображения может быть отмечен как принадлежащий к одному и только одному классу, что не всегда соответствует действительности, так как на местности соседствующие объекты разных категорий не всегда могут быть четко разграничены (например, территории с разными типами растительности). При нечеткой классификации пиксели могут относиться одновременно к нескольким классам, при этом их список упорядочивается от наиболее вероятного класса к наименее вероятному.

Описанные инструменты классификации реализованы в системах, предоставляющих средства обработки данных ДЗЗ (Комплекс автоматизированного дешифрирования и векторизации данных ДЗЗ [36, 37], GRASS [38, 39], ENVI, ERDAS IMAGINE, ArcGIS и т.д.), также возможно применение универсальных пакетов инструментов анализа данных [40, 41].

После выполнения классификации выполняется ее проверка и доработка: объединение классов, соответствующих одной категории объектов местности, упрощение границ полученных областей с помощью

сглаживающих и морфологических фильтров. Затем границы областей векторизуются (Рисунок 1.3) [39]. Полученные контуры редактируются вручную.

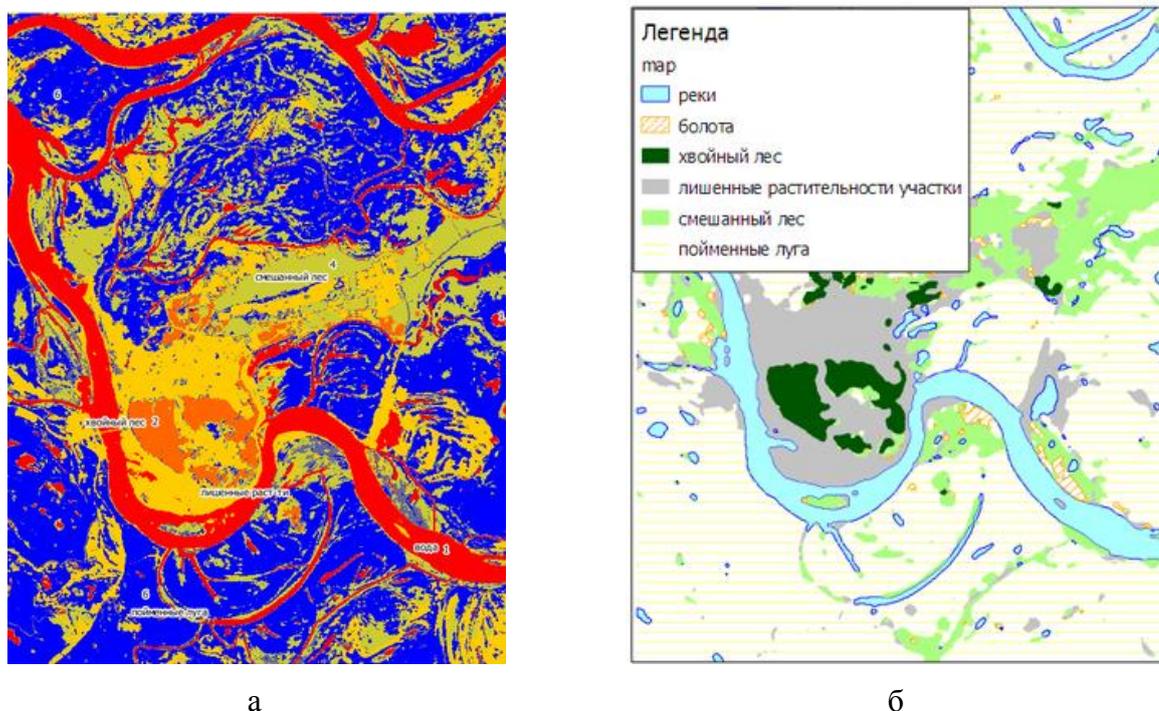


Рисунок 1.3 — Классификация снимка с обучением в системе QGIS:
а — результат классификации; б — вид изображения после доработки

1.4 Классификация изображений на основе текстурных признаков

Важным дешифровочным признаком является текстура объектов местности, которая легко идентифицируется и интерпретируется человеком, но представляет сложности для формализации.

Несмотря на то, что анализ текстур — одна из старейших областей компьютерного зрения, характеристики текстуры по сравнению с характеристиками цвета и яркости трудно формализуются и реже применяются в задачах анализа изображений. Общепринятого определения понятия текстуры не существует: в различных источниках предлагаются

разные формулировки в зависимости от выбранного подхода и области применения результатов исследования. В задаче классификации изображений текстура рассматривается как пространственное распределение цветов или значений яркости пикселей на изображении [42]. При этом понятие текстуры как дешифровочного признака формулируется на более высоком уровне, подразумевающим возможность учитывать повторяемость, количество, размещение и форму ее составляющих элементов. Так, в справочниках дешифрирования упоминаются такие типы текстуры, как зернистая, мелкозернистая, сетчатая, струйчатая, полосчатая и др. [15]

При автоматизации дешифрирования для выявления областей однородной текстуры выполняется расчет статистических показателей в пределах скользящего окна (окрестности заданного размера) для каждого пикселя изображения. К таким показателям относятся, например, энергетические характеристики, полученные путем различных комбинаций операторов вычисления симметричного взвешенного среднего, обнаружения краев, пятен и волн [43]. Результатом такой обработки является синтезированное изображение, для которого выполняется кластеризация.

Для сопоставления текстуры области изображения с эталоном также применяются показатели, рассчитанные по матрице вхождений (co-occurrence matrix) [44]. Строки и столбцы матрицы вхождений соответствуют наблюдаемым значениям спектральной характеристики, в ячейках содержится число сочетаний соответствующих значений среди пар пикселей, смещенных друг относительно друга на заданный вектор. На основе матрицы рассчитываются показатели, характеризующие свойства текстуры: энергия, энтропия, контрастность, однородность, корреляция и др. [45].

Методы классификации текстур позволяют повысить качество классификации изображений по сравнению с методами, основанными только на спектральных характеристиках. В то же время дешифровочный признак текстуры в них формализован на недостаточно высоком уровне, чтобы классификация текстур могла использоваться в качестве самостоятельного

метода автоматизации дешифрирования, а не только как дополнение к классификации по спектральным характеристикам.

1.5 Недостатки существующих методов автоматизированного дешифрирования

Преимуществом рассмотренных методов автоматизации дешифрирования перед традиционным визуальным дешифрированием является возможность проведения высокоточного объективного количественного анализа изображения. При этом имеют место следующие проблемы, которые в полной мере не решены.

1. Отсутствие наглядности параметров.

Вне зависимости от используемого метода недостатком существующего подхода к классификации областей изображения является отсутствие наглядности параметров. Модели данных, лежащие в основе методов классификации, значительно отличаются от привычного пользователю представления об изображении. Так, для кластеризации по алгоритму ISODATA оператор должен задать количество выделяемых кластеров, минимально допустимое количество пикселей в кластере, максимальное отклонение характеристик в пределах кластера, максимальную допустимую ошибку отнесения пикселя к кластеру, максимальное допустимое число итераций алгоритма. Не осознавая связи между параметрами алгоритма и результатом обработки, недостаточно знакомые с механизмами анализа данных начинающие специалисты могут некорректно использовать и комбинировать инструменты анализа изображений, что приводит к низкокачественным результатам [46].

Один из способов решить эту проблему предоставляет система Feature Analyst [47], реализованная в качестве подключаемого модуля для ГИС и систем обработки данных ДЗЗ, таких как ArcGIS, IMAGINE, GeoMedia и др.

Модель, связывающая низкоуровневые признаки с характеристиками значимых объектов, автоматически создается и итеративно уточняется на основе обратной связи с пользователем. Комплекс алгоритмов машинного обучения, реализованный в системе (искусственные нейронные сети, деревья решений, байесовы сети, алгоритм k -ближайшего соседа), подстраиваются к выделению значимых объектов. Это позволяет значительно упростить интерфейс пользователя, но в то же время частично скрывает от него механизм анализа изображения, что не позволяет правильно интерпретировать результаты и корректировать параметры их получения.

2. При классификации должны учитываться не только спектральные и текстурные характеристики, но и взаимное расположение объектов на изображении, которое играет важную роль в принятии решений оператором при визуальном дешифрировании.

Частично взаимное расположение объектов на изображении учитывается в методах контекстной классификации, использующих как спектральные показатели, так и сведения об окрестности пикселей, которые анализируются с помощью скользящего окна [48]. Под контекстом понимаются значения яркости или идентификаторы классов пикселей, попадающих в окрестность. Использование контекста позволяет повысить устойчивость классификации к шуму и вариациям значений характеристик пикселей в составе площадных объектов. При этом пространственные отношения между изображенными объектами в явном виде не анализируются.

3. Обработка снимков высокого разрешения требует проведения классификации на более высоком уровне по сравнению с уровнем исходного раstra.

На снимках высокого разрешения возможны значительные вариации характеристик отдельных пикселей в составе одного объекта, которые могут привести к неверной их классификации. Например, если при низком пространственном разрешении район индивидуальной застройки представлен

на снимке текстурной областью и может быть выделен по характерным значениям текстурных характеристик, то на снимках высокого разрешения каждое здание представлено уже самостоятельной однородной областью, требующей обработки на уровне объектов местности.

Укрупненная обработка элементов аэрокосмических снимков предполагает сегментацию изображений по спектральным и текстурным характеристикам. Далее классификация выполняется над полученными сегментами. При классификации учитываются иерархия сегментов, их спектральные характеристики, характеристики формы, пространственные отношения между ними.

Недостаточность обработки аэрокосмических снимков на уровне пикселей указывалась в исследованиях начиная с конца 1970-х гг. [49, 50], но интенсивное развитие подход OBIA (Object-Based Image Analysis — объектно-ориентированный анализ изображений) получил в начале 2000-х гг. [51, 52], что связано с запуском первых космических спутников, предоставляющих данные ДЗЗ в высоком разрешении — IKONOS (1999 г.) и QuickBird (2001 г.) [53, 54]. Позже название OBIA было конкретизировано до GEOBIA (Geographic Object-Based Image Analysis) — объектно-ориентированный анализ географических изображений [55].

Подход GEOBIA был впервые реализован в коммерческой системе eCognition (2001 г.), и многие исследования в этой области выполнялись именно с ее помощью [56, 57]. Механизмы объектно-ориентированного анализа изображения также реализованы в системах Feature Analyst [47] (с 2002 г.), ENVI EX Feature Extraction [58] (с 2007 г.), ERDAS IMAGINE Objective [59] (с 2008 г.) и др. Системы предоставляют инструменты контролируемой и неконтролируемой классификации, а также возможность задания продукционных правил для выделения категорий объектов.

К 2014 г. проявились недостатки подхода объектно-ориентированного анализа изображений [54]. В системах наметилась тенденция к упрощению пользовательского интерфейса за счет скрытия механизмов выделения

объектов, что не способствует повышению квалификации оператора и ограничивает его в этом стремлении. У оператора формируется достаточно критичное отношение к инструментам автоматизации.

Таким образом, алгоритмы, лежащие в основе методики анализа и описания объектов изображения, должны быть «прозрачны» и интуитивно понятны использующему их специалисту. Часто ГИС предоставляют пользователю обширный набор инструментов обработки и анализа изображения, которые при этом работают на низком и среднем уровнях и соответственно используют специальную терминологию из области анализа данных, не имеющую явной связи с собственно задачей дешифрирования. Грамотное применение этих инструментов требует специальной подготовки. Противоположная тенденция заключается в излишнем упрощении интерфейса пользователя, в то время как скрытые за ним механизмы фактически остаются прежними и обладают теми же ограничениями. При автоматизации дешифрирования необходимо найти баланс между недостаточно наглядными формулировками параметров алгоритмов и «единственной кнопкой», которая запускает автоматическое выполнение поставленных задач, но при этом лишает пользователя возможности управления процессом логического вывода.

1.6 Анализ пространственных отношений в задаче описания изображения

Рассмотрим существующие способы формализации пространственных отношений между объектами изображения с использованием теории графов как наглядной и приспособленной к восприятию человеком системы обозначений.

1.6.1 Уровни обработки и понимания изображений

Обработка и интерпретация изображения может выполняться на различных уровнях абстракции. Наиболее общим разделением является трехуровневое [60, 61].

Уровни обработки изображения:

1. *Низкий уровень* — обработка массива точек растра, для которых известны значения цвета или других параметров, регистрируемых техническими системами (глубины, интенсивности инфракрасного излучения и др.): фильтрация изображения, обнаружение контуров, морфологическая обработка, сегментация и др. [62]

2. *Средний уровень* — обработка геометрических элементов, образованных пикселями, сгруппированными по признакам цвета, текстуры либо расположения (контуров, областей, опорных узлов). На этом уровне выполняется структурирование геометрических элементов и реорганизация полученных групп.

3. *Высокий уровень* — обработка гипотез о содержании сцены, анализ изображения в терминах значимых объектов и отношений между ними.

Между средним и высоким уровнем обработки изображений имеет место семантический разрыв [63] — несоответствие уровня информации, которую компьютер может извлечь из визуальных данных, и уровня интерпретации этих данных человеком. Человек способен оперировать как низкоуровневыми характеристиками изображения, так и (предпочтительно) высокоуровневыми понятиями, в то время как для компьютера доступны только низкоуровневые характеристики. Автоматизация обработки изображения на высоком уровне невозможна без обращения к некоторой внешней базе знаний о возможных объектах, составляющих сцену.

С другой стороны, в задаче описания изображений рассматриваются три уровня запросов к содержанию изображения от пользователя или

экспертной системы, выполняющей его обработку [63]. С каждым уровнем возрастает степень абстрагирования и соответственно сложность выполнения запросов.

Уровни запросов к содержанию изображения:

1. Запрос о наличии заданной комбинации низкоуровневых признаков (цвета, текстуры, формы, расположения) элементов изображения, в том числе поиск изображения, похожего на образец.

2. Запрос о наличии объектов указанного класса с указанными свойствами, в том числе уникальных объектов.

3. Запрос о наличии абстрактных атрибутов: указанных типов событий и действий либо субъективных впечатлений, которые может вызвать изображение.

С этой точки зрения семантический разрыв находится между первым и вторым уровнями. Если результаты запросов первого уровня могут быть получены компьютером напрямую по изображению без использования внешних источников данных, то начиная со второго уровня при выполнении запросов требуется обращение к базе знаний о предметной области. Третий уровень предполагает использование субъективных критериев и суждений. Частично выводы на этом уровне могут производиться на основании низкоуровневых признаков (например, оценить эмоциональное содержание изображения [64]), однако в общем случае выполнение запросов к абстрактным атрибутам требует значительного объема высокоуровневых рассуждений о классе и назначении изображенных объектов.

При дешифрировании аэрокосмических снимков оператор выполняет запросы к изображению на втором (какие объекты местности изображены на снимке?) и третьем (каково их экологическое состояние?) уровнях. Для автоматизации выполнения этих запросов требуется формировать по изображению базу знаний, содержащую как сведения о напрямую доступных компьютеру низкоуровневых элементах изображения, так и сведения об

объектах местности и характерных для них прямых и косвенных дешифровочных признаках.

1.6.2 Подходы к формализации описания изображения с помощью графов

В силу своей визуальной природы аппарат теории графов является удобным средством представления и анализа пространственных отношений между объектами.

Для моделирования хранения информации и управления ей предложены семантические сети [65]. В семантической сети знания представлены в виде атрибутивного графа, узлы которого соответствуют понятиям или фактам, а дуги — отношениям или ассоциациям между понятиями. В атрибутах графа хранятся метки узлов и дуг. В качестве отношений наиболее часто выступают таксономические («класс-подкласс-экземпляр», Is a), структурные («часть-целое», Part of), родовые («предок-потомок»), количественные, пространственные, логические и др.

Семантической сетью может быть представлено описание изображения. В рамках структурно-лингвистического подхода к распознаванию образов [66, 67] по результатам разбора изображения в грамматике языка описания образов формируется иерархическое структурное описание сцены, соответствующее дереву отношения «часть-целое» между изображенными объектами и низкоуровневыми элементами (Рисунок 1.4) [66]. При этом в качестве терминалов рассматриваются производные геометрические элементы (сегменты и контуры типовой формы), в качестве нетерминалов — идентификаторы образов или подобразов.

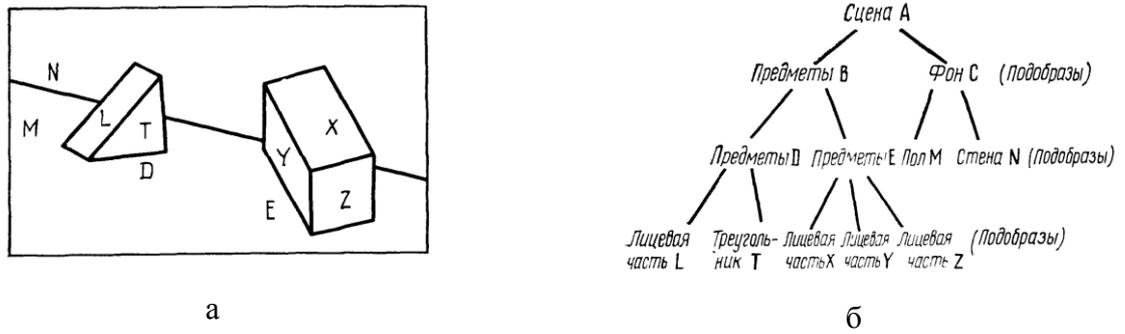
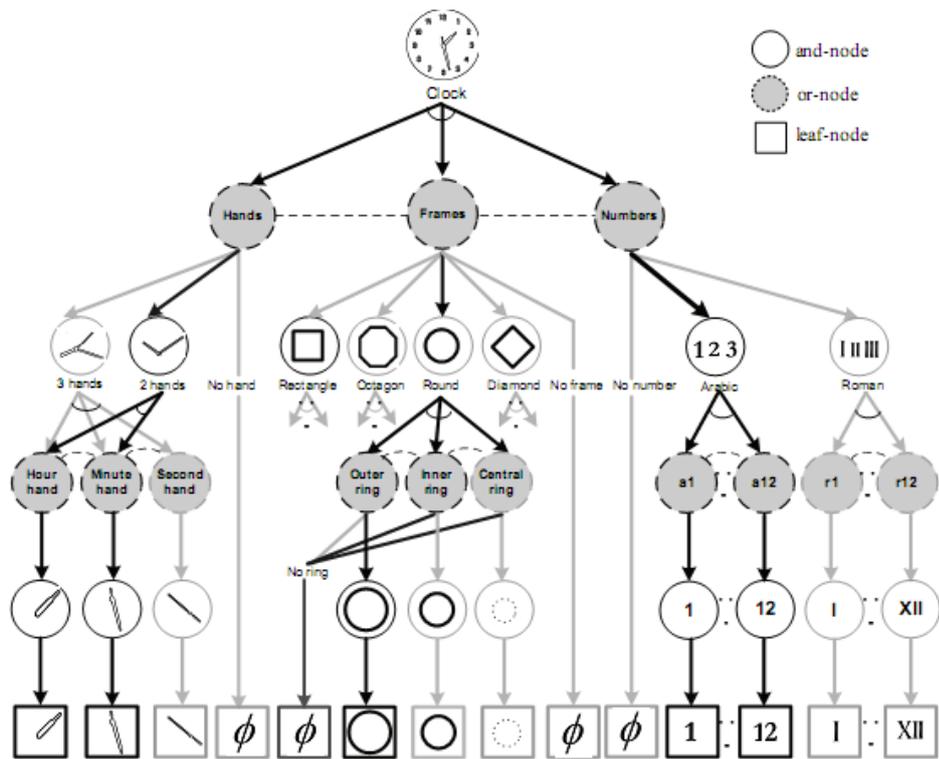
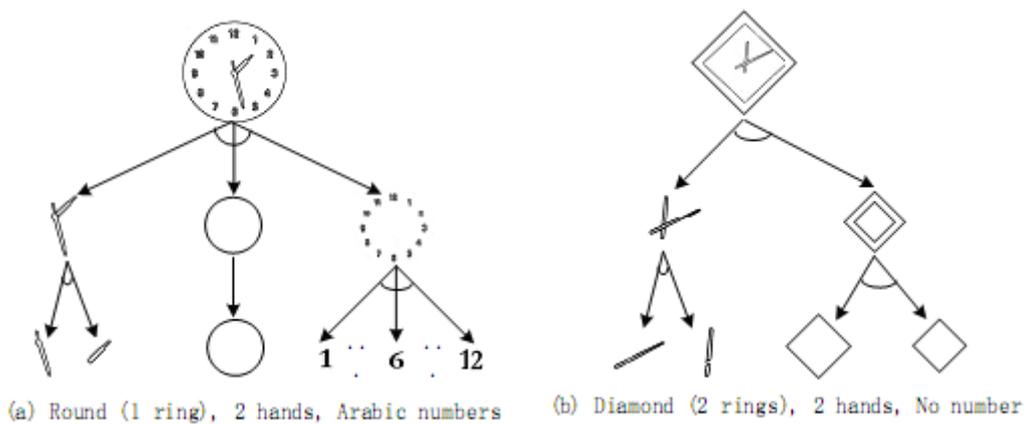


Рисунок 1.4 — Иерархическое структурное описание сцены: а — пример сцены; б — иерархическое структурное описание сцены

Ограничения структурно-лингвистического подхода связаны с высокими требованиями к качеству исходного изображения (требуется точность распознавания опорных элементов-терминалов), вычислительной мощности системы, а также ограниченными выразительными возможностями. Наглядное задание сложных геометрических отношений, а также абстрактных отношений между объектами возможно с помощью графа, содержащего циклы. В качестве такого представления, при этом остающегося в рамках структурно-лингвистического подхода, предложены AoG-графы (And-Or-Graphs) [68]. AoG-граф представляет собой дерево декомпозиции сцены на визуальные элементы (по уровням: сцена — объекты — части объектов — геометрические примитивы), но также содержит горизонтальные связи, образованные семантически значимыми (в том числе пространственными) отношениями между понятиями. AoG-граф содержит два типа нетерминальных узлов: потомки ИЛИ-узлов содержат альтернативные варианты конфигурации объектов, потомки И-узлов задают список возможных компонентов в составе объекта (Рисунок 1.5, а). По сути, AoG-граф выступает в качестве онтологии при разборе изображения и является способом представления продукционных правил распознавания объектов: построение графа описания изображения заключается в обходе AoG-графа сверху вниз с выбором в каждом узле варианта, актуального в данном случае.



a



б

Рисунок 1.5 — Пример разбора изображения на основе AoG-графа:
 а — AoG-граф, задающий визуальные элементы изображения часов;
 б — результаты разбора конкретных изображений на основе AoG-графа

AoG-граф формируется в результате обучения на множестве размеченных вручную изображений [69]. Набор отношений между понятиями в AoG-графе дополняется отношениями, извлеченными из электронной семантической сети для английского языка WordNet [70], а также сведениями об изображении из Интернета (текстовым меткам и др.),

которые в дальнейшем могут использоваться при генерации текстового описания изображения. При формировании графа описания изображения на основе AoG-графа (Рисунок 1.5, б) [68] используются вероятностные методы, в частности, метод максимального правдоподобия.

Также выразительным средством представления структурированных знаний о предметной области являются концептуальные графы [71] — ориентированные графы, в которых узлы представляют понятия (обозначаются прямоугольниками) или отношения (обозначаются эллипсами), а дуги связывают между собой понятия и отношения. Узлы понятий представляют сущности, атрибуты, состояния и события, узлы отношений — взаимосвязи между понятиями. В каждом узле понятия указываются разделенные двоеточием имена его типа и экземпляра (знак * означает, что экземпляр не указан). Концептуальные графы можно представить в синтаксисе исчисления предикатов. При этом они поддерживают ряд дополнительных механизмов вывода, таких как обобщение и конкретизация [65].

Рассматривается применение концептуальных графов для описания изображений в задаче поиска изображений [72]. На рисунке 1.6 показан пример представления содержания изображений d_1 и d_2 с помощью концептуальных графов. Поиск изображений с заданным содержанием представляется как проецирование графа, соответствующего запросу, на граф описания изображения.

Дополнение концептуального графа инструментами нечеткой логики (введение нечетких понятий, нечетких отношений и атрибутов отношений) позволяет моделировать неоднозначную интерпретацию изображения, в том числе неоднозначную классификацию его областей [73]. На рисунке 1.7 приведен пример графа запроса на поиск изображения озера в горах (а) и графа описания заданного изображения (б). В рассмотренных выше исследованиях графы запроса разрабатываются вручную, но допускается возможность их генерации по обучающему набору изображений.

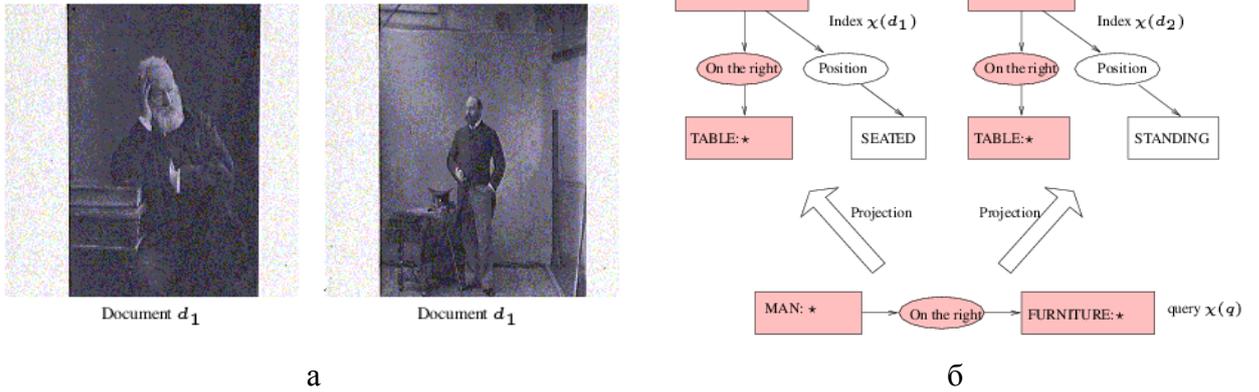


Рисунок 1.6 — Применение концептуальных графов для моделирования содержания изображений: а — заданные изображения d_1 и d_2 ; б — проецирование графа запроса $\chi(q)$ на графы описания изображений $\chi(d_1)$ и $\chi(d_2)$

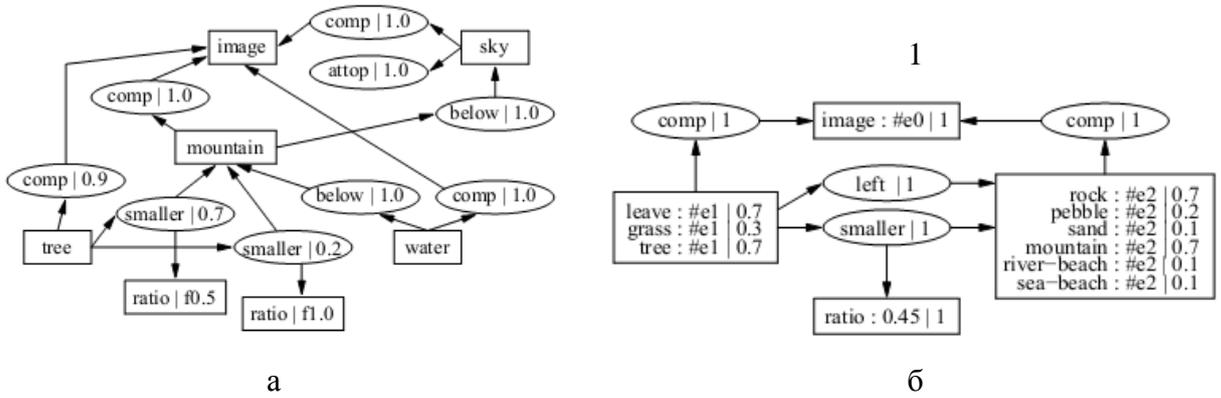


Рисунок 1.7 — Применение нечетких концептуальных графов для моделирования содержания изображений: а — фрагмент нечеткого концептуального графа запроса на поиск изображения; б — фрагмент графа описания заданного изображения

1.7 Оценка формы текстурного объекта путем построения невыпуклой оболочки набора точек

При дешифрировании аэрокосмических снимков местности одним из наиболее информативных признаков, характеризующих свойства объектов, является их форма. Анализ формы объекта предполагает исследование его общих очертаний и характера его границ. Представление границ объекта в

векторном виде позволяет использовать при анализе формы геометрические функции.

На векторизованном аэрокосмическом снимке объекты местности могут быть представлены как отдельными векторными объектами (замкнутыми областями, цепочками геометрических примитивов, точками), так и группами векторных объектов. Отдельно следует выделить текстурные области, представленные совокупностями векторных объектов со сходными характеристиками (леса, сады, кварталы населенных пунктов). В этом случае возникает задача описания обобщенной формы текстурных областей (оконтуривание).

Кроме того, задача оконтуривания площадных объектов имеет место на завершающих этапах процесса дешифрирования при графическом оформлении результатов анализа снимков.

Как правило, объекты местности имеют невыпуклые очертания. По аналогии с задачей построения выпуклой оболочки множества точек, рассматривающейся в вычислительной геометрии [74], задачу моделирования границы текстурной области можно представить как построение невыпуклой оболочки множества точек, образованного точками границ векторных объектов либо их геометрическими центрами. Данная операция автоматизирует оконтуривание объектов местности на аэрокосмическом снимке. Геометрические признаки текстурной области (относительная площадь, вытянутость, извилистость, разветвленность, наклон, плотность точек границы и др.) можно оценить путем исследования формы оболочки.

Пусть S — набор точек плоскости. Ниже рассмотрены существующие подходы к построению невыпуклой оболочки S . В зарубежных источниках используются такие формулировки, как *non-convex hull* [75] и *concave hull* (невыпуклая оболочка) [76], *characteristic shape* (характеристический контур) [75], *footprint* (отпечаток) [77, 78], α -*shape* (α -контур) [79]. Существующие подходы к построению невыпуклой оболочки множества

точек основаны на преобразовании α -оболочки (множество точек плоскости, не принадлежащих ни одному открытому диску радиуса α) [79], диаграмм Вороного [77], триангуляции Делоне [75, 78], выпуклой оболочки исходного множества точек [76] и др. и различаются как по вычислительной сложности, так и по свойствам синтезируемых многоугольников: связности, допустимости самопересечений, допустимости нахождения точек на границе оболочки, за пределами оболочки и т.д. [78]

1. α -контуры (α -shapes [79]), где α — положительное действительное число. α -оболочкой набора точек называется множество точек плоскости, не принадлежащих ни одному открытому диску радиуса α . Как следует из определения, граница α -оболочки образована дугами постоянной кривизны $1/\alpha$. Если каждую дугу постоянной кривизны в составе границы α -оболочки, соединяющую точки p и q , заменить на отрезок прямой между p и q , будет получен α -контур набора точек (Рисунок 1.8).



Рисунок 1.8 — α -оболочка и α -контур набора точек

Построение α -контуров осуществляется на основе триангуляции Делоне или соответствующей диаграммы Вороного для набора точек S . Метод обобщается для трех измерений. Недостатки метода заключаются в сложности обработки облака точек низкой плотности (нужно подбирать большое значение α).

2. Методы, основанные на использовании диаграмм Вороного.

а) Метод динамической пространственной аппроксимации DSAM [77]. Пусть известны координаты точек (например, представляющих точечные объекты местности) в составе и вне интересующей области, тогда

площадь области можно аппроксимировать множеством полигонов Вороного, соответствующих внутренним точкам (Рисунок 1.9).

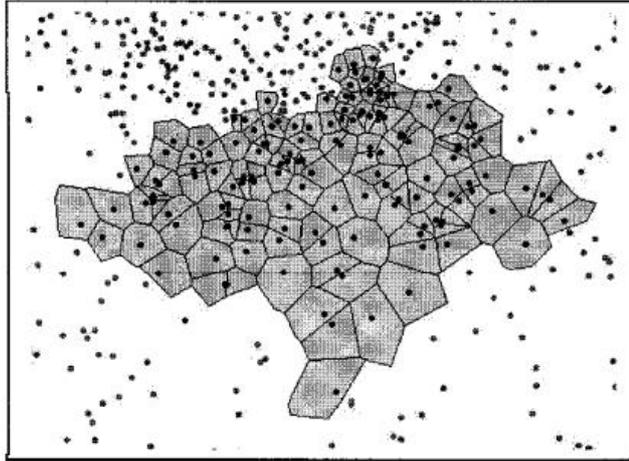


Рисунок 1.9 — Формирование границ области на основе диаграммы Вороного

Данный метод удобен для расчета площади и периметра области, но предполагает наличие данных о достаточно большом количестве точек, заведомо находящихся вне интересующей области [78].

3. Методы, основанные на триангуляции Делоне.

а) *Метод, аналогичный построению невыпуклой оболочки на основе диаграмм Вороного* [80], основан на взаимно однозначном соответствии диаграммы Вороного и триангуляции Делоне для набора точек: предложено формировать контур невыпуклой оболочки соединением средних точек ребер треугольников, построенных между внутренними и внешними точками.

б) *χ -контур, удаление ребер триангуляции Делоне* [75]. Из построенной триангуляции Делоне последовательно удаляются самые длинные ребра, входящие в состав границы, длиннее заданного значения L , до тех пор пока не будет получен контур, содержащий все точки набора S (Рисунок 1.10). Для получения более связной и гладкой оболочки процесс может быть остановлен по достижении критерия, учитывающего минимальную длину ребра полученной границы.

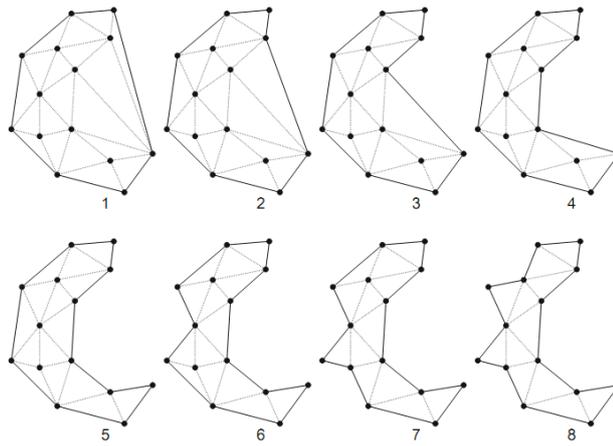


Рисунок 1.10 — Построение невыпуклой оболочки путем удаления ребер триангуляции

4. Методы на основе метода Джарвиса.

а) *Метод k ближайших соседей* [81]. Предлагаемый метод основан на методе Джарвиса («заворачивания подарка») для построения выпуклой оболочки [74]: начиная с точки с минимальной координатой Y , заведомо принадлежащей оболочке, в оболочку поочередно добавляются точки набора, образующие наименьший полярный угол с последним построенным ребром. Для получения невыпуклой оболочки поиск очередной точки проводится только среди k ближайших соседей последней добавленной точки (Рисунок 1.11) [81]. Чем больше значение k , тем более гладкой получается невыпуклая оболочка. Процесс повторяется, пока не будет получен замкнутый контур.

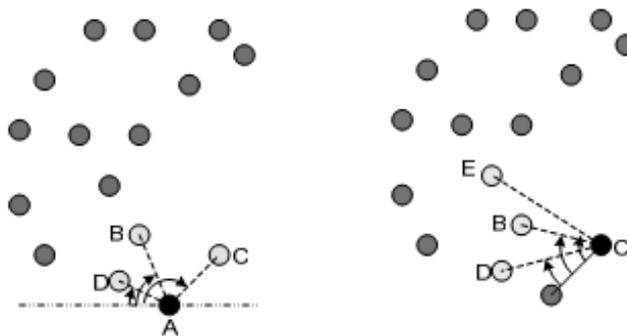


Рисунок 1.11 — Метод k -ближайших соседей для построения невыпуклой оболочки ($k = 3$)

Недостатками метода является необходимость проверки очередного ребра на пересечение с уже полученными. Также в некоторых случаях при неравномерном распределении набора точек возможен случай, когда оболочка замыкается вокруг одного скопления точек, а остальные точки остаются необработанными. В этом случае следует увеличить значение k для получения непрерывного контура либо обработать оставшиеся точки как отдельный набор.

б) *Метод захвата точек* (Swinging Arm method [78]) — еще одна модификация метода Джарвиса. Для получения невыпуклой оболочки на каждом шаге рассматриваются точки, расположенные на расстоянии не дальше заданного значения R от последней добавленной в контур точки. Процедура повторяется до возвращения в исходную точку. В результате получается многоугольник, длина ребер которого не превышает R . Для получения невыпуклой оболочки значение R должно быть меньше максимальной длины ребра выпуклой оболочки.

5. Методы детализации выпуклой оболочки.

а) *Гамильтонов цикл кратчайшей длины*. Данный метод был предложен для построения контуров, образованных точками, совпадающими на двух последовательных кадрах видеозаписи, в задаче восстановления панорамного изображения фона сцены [82]. Невыпуклая оболочка рассматривается как гамильтонов цикл кратчайшей длины между имеющимися точками, не содержащий пересечений ребер. Для решения задачи предлагается эвристический метод, основанный на добавлении в оболочку всех заданных точек в порядке, обеспечивающем минимальную длину ребер оболочки. За основу берется выпуклая оболочка. Затем для каждой точки r , не входящей в состав оболочки, подбирается пара смежных точек оболочки p и q , такая что $(L_{pr} + L_{rq})/L_{pq}$ минимально, где L_{xy} — расстояние между точками x и y . После этого точка r добавляется в оболочки между p и q . Результатом является невыпуклая оболочка набора точек, в состав которой входят все точки набора S .

б) *Детализация выпуклой оболочки на основе критерия расстояния между точками и границей* [76]. На первом этапе алгоритма выполняется построение выпуклой оболочки. Затем для одного из ребер оболочки ищется ближайшая к нему внутренняя точка (за расстояние между точкой и ребром принимается расстояние между точкой и ближайшим к ней концом ребра). Пусть L_e — длина ребра, L_p — расстояние между полученной точкой и ребром, $N \in [0, 5]$ — заданный показатель гладкости оболочки (Рисунок 1.12). Тогда, если $L_e/L_p > N$, внутренняя точка добавляется в состав оболочки между вершинами исходного ребра, а само исходное ребро удаляется. Процесс повторяется, пока остаются необработанные ребра оболочки. Алгоритм может быть адаптирован для многомерного случая и имеет вычислительную сложность $O(n \log n + rn)$, где r — число точек в составе выпуклой оболочки.

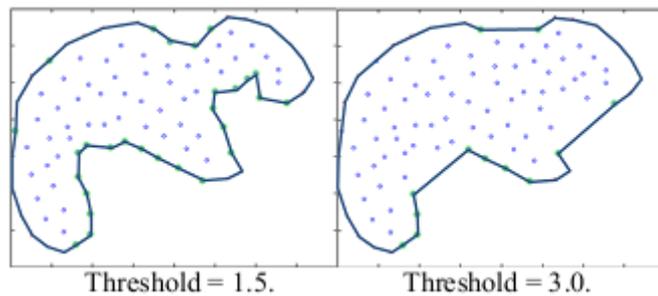


Рисунок 1.12 — Результат детализации выпуклой оболочки с различными значениями показателя гладкости N

1.8 Выводы, цель и задачи исследования

Процесс дешифрирования аэрокосмических снимков включает в себя этапы классификации объектов, подсчета количества объектов каждого класса на снимке, определение их геометрических характеристик, графическое оформление результатов. Данный процесс характеризуется высокой трудоемкостью, при этом на его результат значительное влияние

оказывают индивидуальные особенности восприятия оператора. Таким образом, сформулируем **цель работы**: повышение достоверности автоматического дешифрирования прямых и косвенных признаков объектов местности за счет развития алгоритмов машинного построения формализованного описания изображений.

Существующие методы автоматизации дешифрирования предоставляют инструменты выделения на аэрокосмических снимках отдельных категорий объектов местности, а также классификации областей изображения. При этом основная часть обработки выполняется в пространстве спектральных характеристик пикселей и в ряде случаев учитывает текстуры. Пространственные отношения между объектами местности при классификации не анализируются, что не позволяет учитывать при дешифрировании особенности взаимного расположения объектов и их взаимообусловленность. Это затрудняет выявление объектов, которые могут быть распознаны только по косвенным дешифровочным признакам (скрытые тени, сезонные объекты). В результате снижается достоверность дешифрирования.

Важным шагом в сторону пользователя является перевод процессов обработки и анализа изображения в терминологию предметной области. Одним из способов его реализации является фазификация характеристик объектов изображения различных уровней и отношений между ними.

Таким образом, для достижения поставленной цели могут быть сформулированы следующие **задачи** диссертационного исследования:

1. Исследование и анализ существующих методов и алгоритмов описания изображений и методик дешифрирования аэрокосмических снимков.
2. Разработка модели многоуровневого описания изображения.
3. Разработка методики автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков на основе геометрических функций, аппарата классической и нечеткой логики.

4. Разработка программной системы семантического кодирования изображений на основе разработанных модели и методики, исследование ее эффективности на реальных изображениях.

2 ФОРМАЛИЗОВАННАЯ МОДЕЛЬ ИЗОБРАЖЕНИЯ

В главе предлагается формализованная модель изображения в виде семантической сети, представляющей описание прямых и косвенных дешифровочных признаков объектов изображения на трех уровнях абстракции (простые объекты, текстурные объекты и значимые объекты), сформированной на основе растровой и векторной информации исходного изображения.

2.1 Уровни описания изображения

Характеристики, анализируемые при описании изображения, распределяются по уровням абстракции [4].

Дешифрирование аэрокосмических снимков предполагает выявление на изображении отдельных объектов и их комплексов, анализ их взаимного расположения. Исследования движений глаз показывают, что при зрительном восприятии человек концентрирует внимание на границах между однородными областями изображения [83]. Таким образом, различение объектов изображения и отделение объектов от фона может быть частично воспроизведено путем разбиения изображения на однородные по цвету области и отслеживания их границ, а также выделения контуров. Векторизация изображения сохраняет сведения о форме и цвете объектов, при этом информация переводится в компактное представление, адаптированное для анализа геометрических свойств объектов.

С уменьшением масштаба съемки группы однотипных объектов становятся неразличимыми на изображении по отдельности, но образуют текстурные области. С учетом важной роли анализа текстурных свойств выделим следующие уровни описания изображения в задаче

дешифрирования (в порядке возрастания приоритета для описания): 0) *растр*; 1) «*простые объекты*» — отдельные однородные области векторизованного изображения; 2) «*текстурные объекты*» — составные текстурные области, образованные скоплениями или геометрическим пересечением скоплений однородных областей со сходными характеристиками; 3) «*значимые объекты*» — объекты изображения, значимые для предметной области (например, для аэрокосмического снимка — дороги, водоемы, мосты); 4) *общая характеристика изображения*.

Информация растрового уровня (уровень 0) при формировании описания изображения представляет ценность с технической точки зрения при необходимости уточнения очертаний границ или цветовых характеристик объектов, но в результирующем описании изображения напрямую не используется, так как человек не мыслит в терминах растра, а использует геометрическую информацию.

Значимый объект на изображении может быть представлен отдельной однородной областью (уровень 1), совокупностью нескольких однородных областей либо текстурой (уровень 2). Текстура при этом будет образована однородными областями со сходными значениями свойств.

При описании значимого объекта могут использоваться как характеристики образующих его однородных и текстурных областей, так и высокоуровневые характеристики (уровень 3), соответствующие определенным сочетаниям характеристик предыдущих уровней. Например, для определения характеристики *Состав леса* (лиственный, хвойный, смешанный и др.) необходимо оценить характеристики *Тон*, *Количество полостей*, *Зернистость* и т. д.

Общая характеристика изображения обобщает все полученные характеристики, а также может содержать текстовый комментарий пользователя.

Назначением разрабатываемой формализованной модели изображения является представление описания изображения в форме, позволяющей

обращаться для дальнейшего анализа к прямым и косвенным дешифровочным признакам объектов разных уровней абстракции.

Для автоматической оценки свойств объектов, непосредственно воспринимаемых глазом (визуальных признаков), предлагаются эвристические алгоритмы, представляющие каждый визуальный признак f как функцию $f: V \rightarrow U_f$, где V — множество объектов, U_f — некоторое множество количественных значений.

Каждый из уровней описания изображения предоставляет возможность охарактеризовать как непосредственные признаки объектов, так и отношения между ними и образованную ими пространственную структуру. Оценка относительной выраженности визуального признака f объекта v_1 по сравнению с объектом v_2 выполняется по формуле

$$O_f(v_1, v_2) = \frac{f(v_1) - f(v_2)}{\max U_f - \min U_f}. \quad (1)$$

Для описания атрибутов r местоположения между n объектами будем использовать алгоритмы, рассчитывающие значение функций вида $r: V^n \rightarrow U_r$, где U_r — множество количественных значений, характеризующих выраженность атрибута r отношения. Например, атрибуты могут характеризовать расстояние между объектами и их взаимное расположение на изображении (слева/справа, над/под, в центре и др.).

Для преобразования автоматически рассчитанных показателей в качественные характеристики применяется аппарат лингвистических переменных, разработанный для описания трудноформализуемых задач и основанный на теории нечеткой логики. Лингвистическими называются переменные, значениями которых являются слова или предложения естественного или искусственного языков [84].

Будем обозначать лингвистическую переменную, сопоставленную визуальному признаку f , как совокупность элементов $L(f) = (T_f, U_f, G, C)$. Здесь T_f — множество лингвистических значений признака f , G — синтаксические правила для порождения значений, в том числе сочетаний с

модификаторами «Очень», «Не», «Немного» и др. U_f — универсальное множество исходных количественных значений признака, которые преобразуются в значения лингвистической переменной. Для этого преобразования используется семантическое правило S , представленное множеством функций принадлежности $c_i: U_f \rightarrow [0, 1]$, отображающих количественные значения признака в значения их степени принадлежности лингвистическим значениям $t_i \in T_f$. Аналогично характеристике отношения между объектами R может быть сопоставлена лингвистическая переменная $L(R)$. Возможность настройки функций принадлежности обеспечивает адаптацию терминологии к особенностям задачи.

2.2 Компоненты модели изображения

Формализованная модель изображения M образована данными изображения и его описанием на нескольких уровнях:

$$M = (Raster, VectImage, Description),$$

где *Raster* — исходный растр;

VectImage — векторизованное изображение;

Description — описание изображения на трех уровнях абстракции количественных и качественных характеристик, представленное в форме семантической сети:

$$Description = ((PDescr, TDescr, SDescr), Links), \quad (2)$$

где *PDescr*, *TDescr*, *SDescr* — три слоя описания изображения, соответствующие уровням простых, текстурных и значимых объектов соответственно;

$Links \subseteq (PDescr \times TDescr \cup PDescr \times SDescr \cup TDescr \times SDescr)$ — отношение «часть-целое», связывающее слои семантической сети: между текстурными и образующими их простыми объектами; между значимыми

объектами и представляющими их простыми или текстурными объектами (Рисунок 2.1).

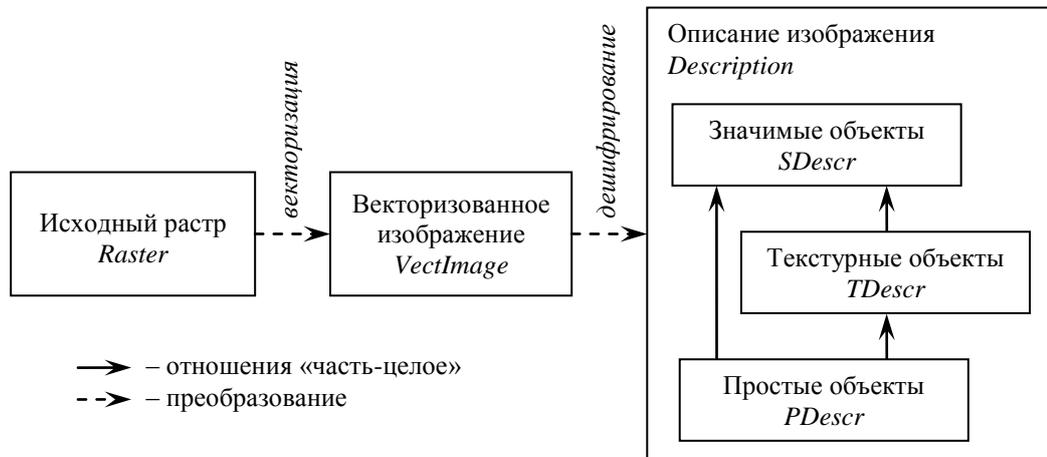


Рисунок 2.1 — Компоненты модели изображения

Каждый слой семантической сети *Description* представлен нечетким атрибутивным графом (V, R, A, L) , в котором вершины V соответствуют объектам на изображении, дуги R — отношениям между объектами: вложенность, соседство, для значимых объектов — «класс-подкласс»; также возможно построение дуги по указанию пользователя. Каждая вершина и каждая дуга графа характеризуется подмножеством атрибутов из множества A . Атрибутам, характеризующим прямые и косвенные дешифровочные признаки объектов, сопоставлены лингвистические переменные из множества L .

2.2.1 Исходное векторизованное изображение

Процесс векторизация изображения (Рисунок 2.2) включает следующие этапы [85]:

1. Предварительное сглаживание с целью устранения растрового шума.

2. Сегментация по параметрам цветовой модели HSV (оттенок, насыщенность, яркость; возможно, многоступенчатая).

3. Отслеживание границ цветовых сегментов и их аппроксимация (здесь и далее предполагается аппроксимация отрезками прямых и дугами окружностей).

4. Построение скелетов полученных цветовых сегментов (скелет — цепочка, равноудаленная от границ области) и их аппроксимация.



Рисунок 2.2 — Пример векторизованного изображения
(источник снимка: Google, DigitalGlobe)

Примем допущение, что два различных объекта всегда представлены различными однородными областями (на этапе векторизации пользователь имеет возможность вручную либо автоматически разделить области); иначе объекты считаются неразличимыми при данном масштабе съемки. При этом целостный текстурный объект может быть векторизован множеством однородных областей.

Изображение, подвергнутое описанным преобразованиям, представлено совокупностью однородных областей (цветовых сегментов)

$$VectImage = \{Region_i\}_{i=1}^{n_R}, n_R \in \mathbb{N}_0,$$

$$Region_i = (OuterChain_i, \{InnerChain_{ij}\}_{j=1}^{n_i}, \{SkelChain_{ik}\}_{k=1}^{n_{s_i}}, Pixels_i, AvgColor_i),$$

где $n_{I_i} \in \mathbb{N}_0$, $n_{S_i} \in \mathbb{N}_0$;

$OuterChain_i$ — замкнутая цепочка, образующая границу области $Region_i$;

$InnerChain_{ij}$ — замкнутые цепочки, образующие границы полостей области $Region_i$;

$SkelChain_{ik}$ — цепочки скелета области $Region_i$;

$Pixels_i \subseteq Raster$ — область растрового изображения, соответствующая области $Region_i$;

$AvgColor_i = (h_i, s_i, v_i)$ — средний цвет области $Region_i$ (рассчитывается по пикселям в составе области $Pixels_i$), где $h_i \in [0; 360^\circ)$; $s_i, v_i \in [0, 1]$ — значения компонент цветовой модели HSV .

Здесь под цепочкой понимается совокупность геометрических примитивов $C = (c_i)_{i=1}^{n_C}$, где $n_C \in \mathbb{N}_0$; c_i — примитив в составе цепочки C (отрезок прямой или дуга окружности), P — множество геометрических примитивов. Для каждого примитива в составе цепочки определены функции $Start, End: P \rightarrow \mathbb{R}^2$, где $Start(p), End(p)$ — начальная и конечная точки примитива p соответственно. Замкнутая цепочка — это цепочка C , для которой выполняется $Start(c_1) = End(c_{n_C})$. Цепочка скелета области $Region_i$ — это цепочка, равноудаленная от границ области $Region_i$.

Введем также обозначения для значений координат по отдельным осям: $StartX(p) = pr_1Start(p)$, $StartY(p) = pr_2Start(p)$, $EndX(p) = pr_1End(p)$, $EndY(p) = pr_2End(p)$.

2.2.2 Описание изображения на уровне простых объектов

Здесь и далее простыми объектами называются отдельные однородные области изображения. Описание изображения на уровне простых объектов имеет вид атрибутивного графа:

$$PDescr = (PV, R, AtrPV, AtrPR).$$

Вершинами графа являются простые объекты изображения:
 $PV = VectImage = \{Region_i\}$.

Дуги R на уровне простых объектов соответствуют:

- отношениям *соседства* объектов (симметричные отношения). Простые объекты $Region_1$ и $Region_2$ считаются соседними, если $OuterChain_1 \cap OuterChain_2 \neq \emptyset$ (границы имеют общую часть);
- отношениям *вложенности* объектов. Простой объект $Region_1$ считается вложенным в простой объект $Region_2$, если существует значение $j \in \{1, \dots, n_{i_2}\}$, такое что цепочка $OuterChain_1$ находится внутри цепочки $InnerChain_{2j}$;
- отношениям между парами объектов ($Region_1, Region_2$), указанными пользователем через графический интерфейс.

Множество $AP = AtrPV \cup AtrPR$ атрибутов вершин ($AtrPV$) и дуг ($AtrPR$) образовано визуальными признаками и характеристиками отношений между простыми объектами. Перечень характеристик, анализируемых на уровне простых объектов, имеет обобщенный характер (геометрические и фотометрические характеристики) и един для разных практических задач.

При этом значимость отдельных характеристик меняется в зависимости от задачи. Так, при описании простых объектов на аэрокосмическом снимке местности большое значение имеет геометрическая правильность контуров, а в задаче описания лица человека по фотографии (Приложение А) геометрически правильные объекты, как правило, представлены только очками или узором на одежде. В то же время при описании лица человека важную роль играет отношение симметрии относительно вертикальной оси, нехарактерное для простых объектов на аэрокосмическом снимке местности.

$AtrPV = \{ atrPV_j \}$ — множество визуальных признаков, представляющих характеристики простых объектов (**атрибуты вершин**).

Среди характеристик простых объектов выделим отдельно характеристики формы: $AtrForm \subseteq AtrPV$.

В задаче автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков на уровне простых объектов рассматриваются следующие типы атрибутов вершин: 1) *размер*: площадь относительно других объектов изображения или в абсолютных единицах; 2) *форма*: вытянутость, извилистость границы, ориентация, прямолинейность, правильность скруглений, плотность точек, геометрическая правильность границы, выраженность полостей и ветвей; 3) *тон*; 4) *цвет* и насыщенность; 5) *контрастность*: цветовая и яркостная.

$AtrPR = \{atrPR_j\}$ — множество характеристик отношений между простыми объектами (**атрибуты дуг**).

На уровне простых объектов рассматриваются следующие типы атрибутов дуг: а) *местоположение*: относительное расположение по горизонтали и по вертикали, расстояние, симметричность и др.; б) *сравнение (сопоставление)*: относительная выраженность визуальных признаков $atrPV_j$ по формуле (1).

Множество атрибутов вершин и дуг на уровне простых объектов AP включает в себя как атрибуты, принимающие только числовые значения (например, атрибут вершины *Количество полостей*), так и нечеткие атрибуты ap , которым в дополнение к числовому значению сопоставлена **лингвистическая переменная** $L(ap)$ с множеством значений T_{ap} . Для каждого из значений лингвистической переменной рассчитывается степень принадлежности ему характеристик конкретной вершины или дуги. Лингвистические значения, степень принадлежности которым превышает заданное пороговое значение θ , используются в роли качественных значений атрибутов при формировании словесных описаний.

Пример — Рассмотрим описание изображения на уровне простых объектов на примере изображения, приведенного на рисунке 2.3, а. На рисунке 2.3, в приведен фрагмент семантической сети, построенный на

подмножестве простых объектов изображения, обозначенных $1-11$ на рисунке 2.3, б: $PV = \{1, 2, \dots, 11\}$. На графе показаны дуги R , соответствующие отношениям соседства (например, между объектами 4 и 6) и вложенности (например, объект 2 вложен в 1, объект 7 вложен в 5). В дополнение к дугам, образованным отношениями соседства и вложенности, пользователь может указать собственные дуги, например из вершины 9 в вершину 11, и проанализировать их.

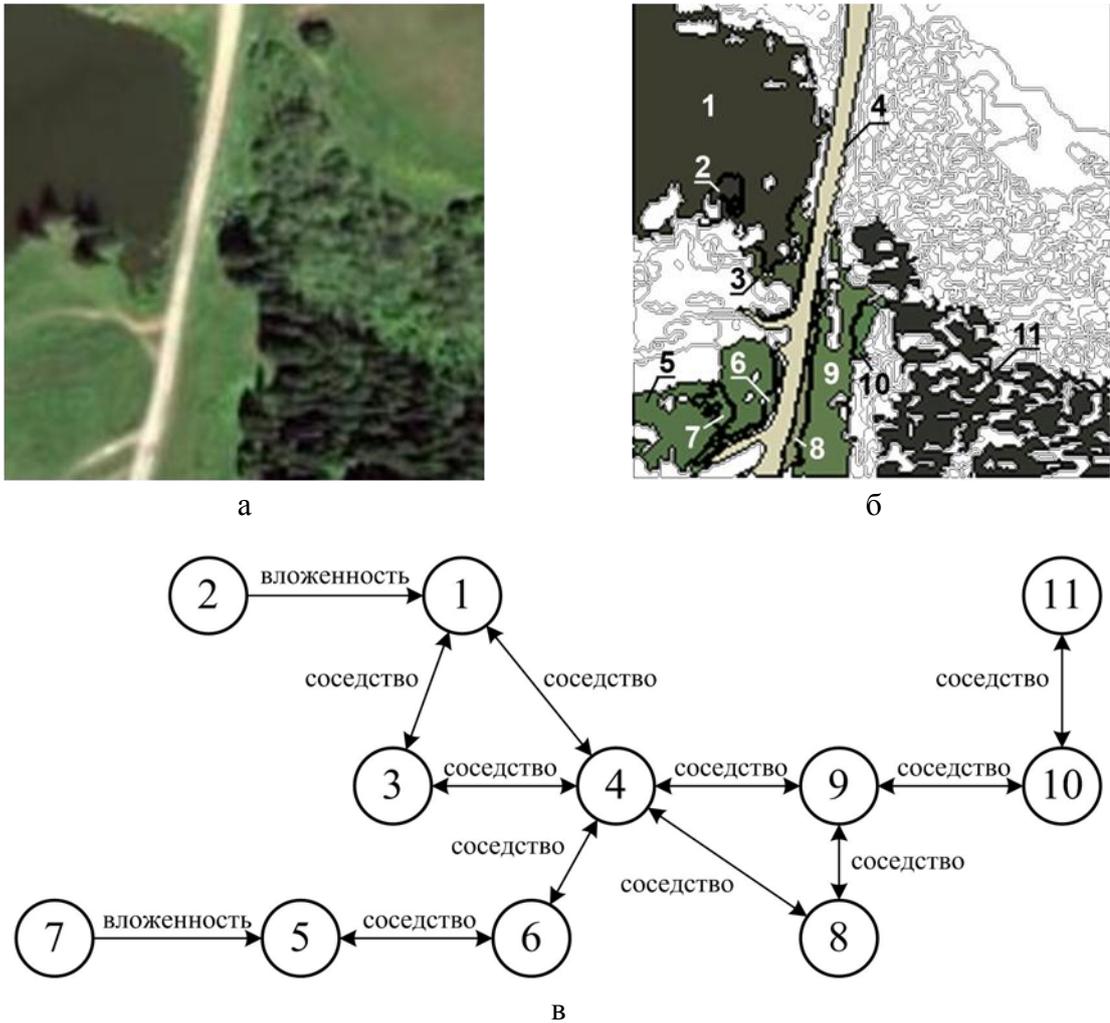


Рисунок 2.3 — Фрагмент описания изображения на уровне простых объектов:
 а — исходное растровое изображение (источник снимка: Google, DigitalGlobe);
 б — примеры простых объектов; в — фрагмент семантической сети изображения
 на уровне простых объектов

Примеры атрибутов вершин $AtrPV$ приведены в таблице 2.1. Атрибут *Площадь* не имеет лингвистических значений; остальным атрибутам сопоставлены лингвистические переменные. В таблице 2.2 приведены примеры атрибутов дуг $AtrPR$: дуга из вершины 9 в вершину 4 (отношение соседства) и дуга из вершины 9 в вершину 11 (построена по запросу пользователя). Атрибуты дуг разделяются на отражающие взаимное местоположение объектов и отражающие относительную выраженность их свойств. Оценка относительной выраженности свойства *Ориентация* также позволяет оценить взаимное расположение объектов: их параллельность и перпендикулярность. Так, объекты 4 и 9 расположены параллельно друг другу, и, так как объект 4 более вытянут по сравнению с 9, объект 9 расположен *вдоль* объекта 4.

Таблица 2.1 — Атрибуты вершин на уровне простых объектов

Вершина (простой объект $Region_i$)	Атрибут вершины $atrPV_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrPV_j} , степень принадлежности
4	Площадь	1324,5	—
	Вытянутость	0,15303	Сильно вытянутый (1,00) Средне вытянутый (0,21)
	Ориентация	90°	—
	Выраженность полостей	0	Нет полостей
	Плотность точек	0,34279	Средняя (0,82) Ниже средней (0,44)
	Тон	0,83901	Почти белый (1,00) Светло-серый (0,22)

9	Площадь	1101,5	—
	Вытянутость	0,049569	Средне вытянутый (1,00) Сильно вытянутый (0,35)
	Ориентация	90°	—
	Выраженность полостей	0,13255	Мелкие полости (0,82) Полости средней величины (0,31)
	Плотность точек	0,46138	Средняя (1,00) Высокая (0,23)
	Тон	0,48356	Серый (1,00)

Продолжение таблицы 2.1

Вершина (простой объект $Region_i$)	Атрибут вершины $atrPV_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrPV_j} , степень принадлежности
11	Площадь	3316	—
	Вытянутость	0,066107	Средне вытянутый (0,90) Сильно вытянутый (0,56)
	Ориентация	0°	—
	Выраженность полостей	0,31152	Полости средней величины (1,00)
	Плотность точек	0,5034	Средняя (0,94) Высокая (0,71)
	Тон	0,1972	Почти черный (1,00) Темно-серый (0,94)

Таблица 2.2 — Атрибуты дуг на уровне простых объектов

Дуга	Атрибут дуги $atrPR_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrPR_j} , степень принадлежности
$9 \rightarrow 4$ (отношение соседства)	Относительное расположение по горизонтали	+0,160144	Немного правее (1,00) Правее (1,00)
	Относительное расположение по вертикали	-0,081125	Смещен вниз (0,92) Ниже (0,78) На одном уровне (0,70)
	Расстояние	0	Соседние объекты
	Сравнение: Ориентация	0	Совпадает (1,00)
	Сравнение: Тон	-0,35545	Темнее (1,00)
	Сравнение: Вытянутость	-0,103461	Менее вытянутый (0,93)
...
$9 \rightarrow 11$ (по запросу пользователя)	Относительное расположение по горизонтали	-0,389589	Левее (1,00)
	Относительное расположение по вертикали	+0,045033	На одном уровне (0,88) Смещен вверх (0,54) Выше (0,40)
	Расстояние	18	—
	Сравнение: Ориентация	0,5	Расположены под прямым углом (1,00)
	Сравнение: Тон	0,28636	Светлее (1,00) Немного светлее (0,38)
	Сравнение: Выраженность полостей	-0,17897	Менее выраженные полости (1,00)
...

2.2.3 Описание изображения на уровне текстурных объектов

На векторизованном изображении текстура представлена расположенной в пределах некоторой границы совокупностью однородных областей, обладающих сходными значениями визуальных признаков, или геометрическим пересечением нескольких таких наборов сходных однородных областей.

Описание изображения на уровне текстурных объектов, имеет вид атрибутивного графа:

$$TDescr = (TV, R, AtrTV, AtrTR),$$

где TV — множество вершин, образованных текстурными объектами изображения;

R — множество отношений, определяющих дуги;

$AtrTV$ — множество атрибутов вершин;

$AtrTR$ — множество атрибутов дуг.

Вершинами графа на уровне текстурных объектов являются текстурные объекты изображения, каждый из которых образован множеством простых объектов: $TV \subseteq \mathcal{P}(PV) = \mathcal{P}(VectImage)$, где $\mathcal{P}(PV)$ — множество всех подмножеств PV . В семантической сети изображения текстурный объект связан с образующими его простыми объектами дугами отношения «часть-целое», которое формирует связи *Links* между уровнями простых и текстурных объектов (2).

Текстурные объекты выделяются на основе анализа описания изображения на уровне простых объектов $PDescr$ как простые объекты со сходными значениями по ряду визуальных признаков $F \subseteq AtrPV$, образующие кластеры в пространстве визуальных признаков. Кластеры представляют собой такое семейство непересекающихся подмножеств множества однородных областей $VectImage$

$\{K_i^F\} \subseteq \mathcal{P}(\text{VectImage})$, где $\bigcup_i K_i^F = \text{VectImage}$, $K_i^F \cap K_j^F = \emptyset$,

что $\sum_{\alpha, \beta} \text{Dist}(R_\alpha, R_\beta, F) \rightarrow \min$ при $R_\alpha, R_\beta \in K_i^F$

$\sum_{\alpha, \gamma} \text{Dist}(R_\alpha, R_\gamma, F) \rightarrow \max$ при $R_\alpha \in K_i^F, R_\gamma \in K_j^F$,

где $i, j \in \{1, 2, \dots, n_F\}$, $n_F \in \mathbb{N}$, $i \neq j$;

$\text{Dist}(R_\alpha, R_\beta, F)$ — функция расстояния между областями R_α и R_β в пространстве, образованном множеством признаков F .

Например, четыре класса текстурных элементов, представленные на рисунке 2.4, в пространстве *Размер* × *Вытянутость* × *НаклонОси* соответствуют четырем кластерам со следующими центрами (математическими ожиданиями): (*Большой, Незначительная, 45°*), (*Маленький, Незначительная, 45°*), (*Средний, Значительная, 45°*), (*Средний, Значительная, -45°*).

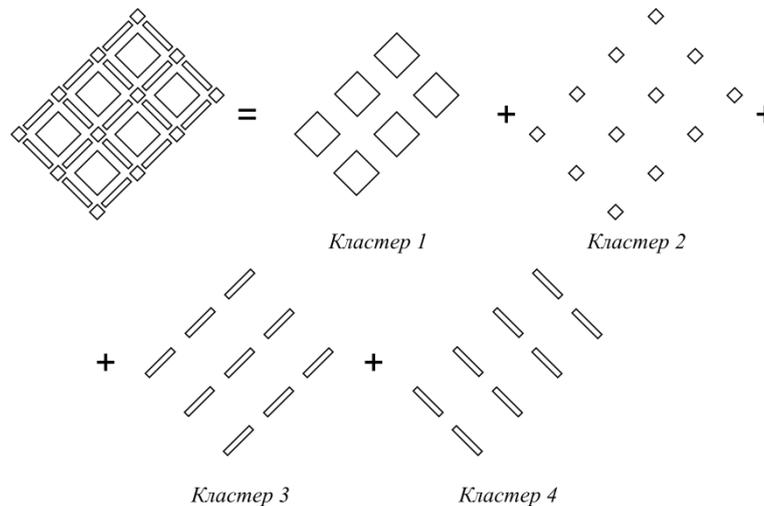


Рисунок 2.4 — Текстура, образованная 4 типами элементов

Чтобы выделить на изображении геометрически разнесенные области, образованные схожими объектами, в пределах каждого из полученных кластеров пространства визуальных признаков K_i^F объекты следует дополнительно разбить на кластеры на основе расположения их геометрических центров (далее — геометрические кластеры) (Рисунок 2.5):

$$\{Q_{ij}^F\} \subseteq \mathcal{P}(K_i^F), \text{ где } \bigcup_j Q_{ij}^F = K_i^F, Q_{ij}^F \cap Q_{ik}^F = \emptyset,$$

$$\text{что } \sum_{\alpha, \beta} EDist(Center(R_\alpha), Center(R_\beta)) \rightarrow \min \text{ при } R_\alpha, R_\beta \in Q_{ij}^F,$$

$$\sum_{\alpha, \gamma} EDist(Center(R_\alpha), Center(R_\gamma)) \rightarrow \max \text{ при } R_\alpha \in Q_{ij}^F, R_\gamma \in Q_{ik}^F,$$

где $j, k \in \{1, 2, \dots, n_{FQ}\}, n_{FQ} \in \mathbb{N}, j \neq k$;

$Center: VectImage \rightarrow \mathbb{R}^2$ — функция, возвращающая геометрический центр цветовой области;

$EDist(P_1, P_2)$ — расстояние на плоскости изображения между точками P_1 и P_2 .



Рисунок 2.5 — Кластеризация по геометрическим центрам
(источник снимка: Google, DigitalGlobe)

В некоторых случаях полученные геометрические кластеры $\{Q_{ij}^F\}$ могут быть сгруппированы в сложные геометрические кластеры на основе расположения их геометрических центров; полученные сложные кластеры также могут быть сгруппированы и т. д. Такая ситуация соответствует текстуре со сложным рисунком. На аэрокосмическом снимке сложная текстура может представлять городской квартал. Здания выделяются как однородные области изображения, которые образуют кластеры-кварталы; кварталы образуют упорядоченную структуру и объединяются в кластер-

район; далее производится геометрическое пересечение этого кластера с кластером, содержащим дороги (вытянутые объекты); результатом является пересечение кластеров — область населенного пункта. В семантической сети изображения на уровне текстурных объектов соответствующие вершины из множества TV при этом связываются дугой отношения «целое-часть».

Таким образом, текстурный объект представляет собой геометрический кластер, образованный однородными областями изображения, принадлежащими одному кластеру пространства визуальных признаков (текстура, образованная однотипными элементами), или геометрическое пересечение на изображении нескольких таких кластеров (текстура, образованная разнотипными элементами).

Чтобы охарактеризовать форму текстурного объекта $Texture_i$, для него выполняется оконтуривание — формирование замкнутой границы $Hull(Texture_i)$.

Дуги R на уровне текстурных объектов соответствуют:

- отношениям *соседства* объектов. Текстурные объекты $Texture_1$ и $Texture_2$ считаются соседними, если в их составе существуют такие простые объекты $Region_1 \in Texture_1$ и $Region_2 \in Texture_2$, что $Region_1 \neq Region_2$ и $(Region_1, Region_2)$ — соседние;

- отношениям *вложенности* объектов. Текстурный объект $Texture_1$ считается вложенным в текстурный объект $Texture_2$, если оболочка $Hull(Texture_1)$ находится внутри оболочки $Hull(Texture_2)$;

- отношениям «целое-часть», имеющим место между парами объектов $(Texture_1, Texture_2)$, $(Texture_1, Texture_3)$, ... $(Texture_1, Texture_n)$ в случае, если сложная текстура $Texture_1$ образована текстурами $Texture_2$, $Texture_3$, ... $Texture_n$;

- отношениям между парами объектов $(Texture_1, Texture_2)$, указанными пользователем через графический интерфейс.

Множество $AT = AtrTV \cup AtrTR$ атрибутов вершин ($AtrTV$) и дуг ($AtrTR$) образовано визуальными признаками и характеристиками отношений между текстурными объектами.

$AtrTV = \{atrTV_j\}$ — множество визуальных признаков, представляющих свойства текстуры (**атрибуты вершин**). Значения признаков рассчитываются с помощью эвристических алгоритмов для каждого текстурного объекта $Texture_i$.

В задаче автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков на уровне текстурных объектов рассматриваются следующие типы атрибутов вершин $AtrTV$:

– *структура*: по каждому атрибуту уровня простых объектов $atrPV_j \in AtrPV$ рассчитываются его среднее, максимальное и минимальное значения для простых объектов в составе $Texture_i$:

$$\begin{aligned} & \text{avg}_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)), \quad \min_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)), \\ & \max_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)), \end{aligned}$$

где $\text{avg}_{m \in M} m$ — среднее значение элементов множества M ;

– *форма*: для оболочки текстурного объекта $Hull(Texture_i)$ рассчитываются значения атрибутов формы: $atrForm_j(Hull(Texture_i))$, $atrForm_j \in AtrForm$;

– *текстура*: зернистость, контрастность текстуры, направленность, линейность, регулярность, грубость очертаний элементов.

$AtrTR$ — множество характеристик отношений между простыми объектами (**атрибуты дуг**).

На уровне текстурных объектов рассматриваются следующие типы атрибутов дуг:

– *местоположение*: атрибуты, аналогичные применяющимся на уровне простых объектов (при оценке значений атрибутов в качестве

геометрического центра текстурного объекта используется геометрический центр его оболочки);

– *сравнение (сопоставление)*: относительная выраженность визуальных признаков $atrTV_j$.

Части атрибутов $at \in AT$, помимо четкого числового значения, сопоставлена лингвистическая переменная $L(at)$ с множеством значений T_{at} .

Пример — Рассмотрим описание изображения на уровне текстурных объектов. Пусть часть простых объектов (Рисунок 2.3, б) объединена в текстурные объекты, представленные на рисунке 2.6, а: $TV = \{T1, T2, \dots T7\}$. Для текстурных объектов выполнено оконтуривание. На рисунке 2.6, б приведена соответствующая семантическая сеть. Дуги R , показанные на графе, соответствуют отношениям соседства. Отношения вложенности и «целое-часть» между текстурными объектами в данном примере отсутствуют.

Примеры атрибутов вершин $AtrTV$ приведены в таблице 2.3. Атрибут *Средний тон* характеризует структуру текстурной области и рассчитывается как среднее значение атрибута *Тон* по всем простым объектам в ее составе. Атрибуты *Вытянутость* и *Площадь* рассчитываются в ходе анализа формы оболочки текстурного объекта, построенной в ходе оконтуривания. Атрибуты *Зернистость* и *Контрастность текстуры* характеризуют текстурные свойства объектов.

В таблице 2.4 приведены примеры атрибутов дуг $AtrTR$. Атрибуты дуг разделяются на отражающие взаимное местоположение объектов и отражающие относительную выраженность их свойств.

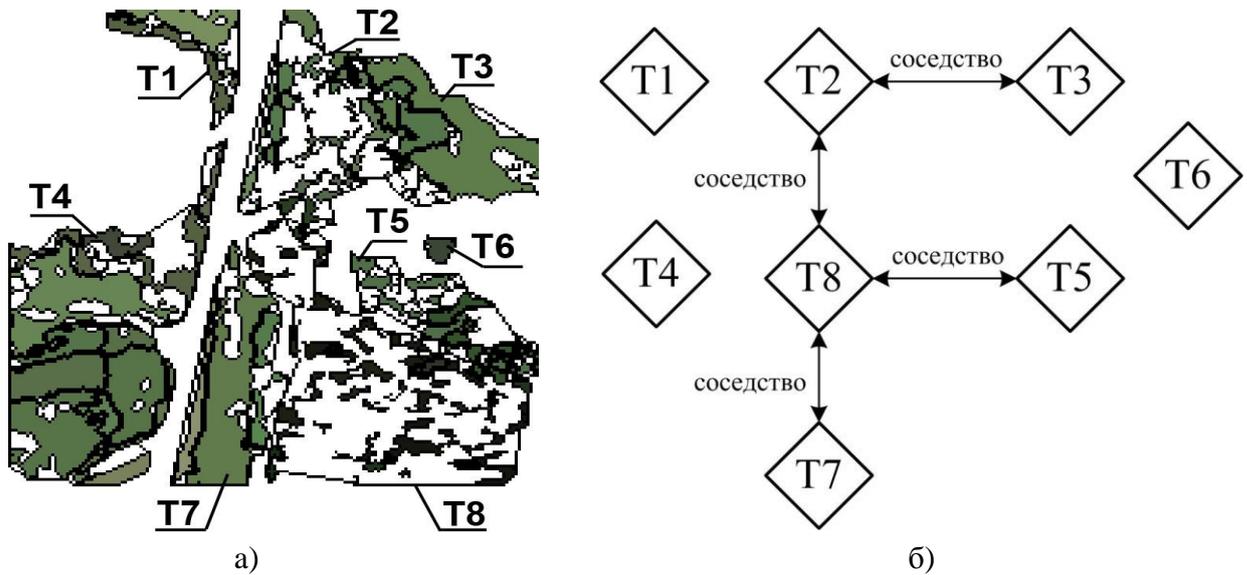


Рисунок 2.6 — Фрагмент описания изображения на уровне текстурных объектов:
 а — текстурные объекты изображения; б — фрагмент семантической сети изображения
 на уровне текстурных объектов

Таблица 2.3 — Атрибуты вершин на уровне текстурных объектов

Вершина (текстурный объект $Texture_i$)	Атрибут вершины $atrTV_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrTV_j} , степень принадлежности
T6	Средний тон	0,27457	Темно-серый (1,00) Серый (0,49)
	Вытянутость	0,031633	Слабо вытянутый (0,83) Средне вытянутый (0,72)
	Площадь	66,5	—
	Зернистость	0,436111	Очень крупная (1,00) Крупная (1,00)
	Контрастность текстуры	0,208981	Ниже средней (1,00) Низкая (0,63)

T7	Средний тон	0,48802	Серый (1,00)
	Вытянутость	0,042201	Средне вытянутый (1,00) Сильно вытянутый (0,31)
	Площадь	1830,4	—
	Зернистость	0,109227	Крупная (1,00)
	Контрастность текстуры	0,171540	Низкая (1,00) Ниже средней (0,28)

Продолжение таблицы 2.3

Вершина (текстурный объект $Texture_i$)	Атрибут вершины $atrTV_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrTV_j} , степень принадлежности
T_8	Средний тон	0,110213	Темно-серый (1,00) Серый (0,49)
	Вытянутость	0,060205	Слабо вытянутый (0,83) Средне вытянутый (0,72)
	Площадь	4021	—
	Зернистость	0,017345	Средняя (0,10) Крупная (0,44)
	Контрастность текстуры	0,281757	Средняя (0,84) Ниже средней (0,67)

Таблица 2.4 — Атрибуты дуг на уровне текстурных объектов

Дуга	Атрибут дуги $atrTR_j$	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение T_{atrTR_j} , степень принадлежности
$T_7 \rightarrow T_8$ (отношение соседства)	Относительное расположение по горизонтали	-0,427165	Левее (1,00)
	Относительное расположение по вертикали	-0,005011	На одном уровне (1,00) Смещен вниз (0,14)
	Сравнение: Вытянутость	-0,018004	Менее вытянутый (1,00)
	Сравнение: Средний тон	+0,377807	Светлее (1,00)
	Сравнение: Зернистость	+0,101882	Более зернистый (1,00)
$T_6 \rightarrow T_7$ (по запросу пользователя)	Относительное расположение по горизонтали	+0,471825	Правее (1,00)
	Относительное расположение по вертикали	+0,517838	Выше (1,00)
	Сравнение: Вытянутость	-0,010568	Менее вытянутый (0,48) Так же вытянутый (0,74)
	Сравнение: Средний тон	-0,21345	Темнее (1,00) Немного темнее (0,56)
	Сравнение: Зернистость	+0,326884	Более зернистый (1,00) Значительно более зернистый (0,84)
...	

2.2.4 Описание изображения на уровне значимых объектов

Описание изображения на уровне значимых объектов, имеет вид атрибутивного графа:

$$S_{Descr} = (SV, R, AtrSV, AtrSR),$$

где SV — вершины, образованные значимыми объектами изображения;

R — отношения, определяющие дуги;

$AtrSV$ — атрибуты вершин;

$AtrSR$ — атрибуты дуг.

Вершинами графа на уровне значимых объектов являются значимые (для предметной области) объекты изображения. Значимые объекты на изображении могут быть представлены 1) группами простых или текстурных областей (площадные объекты: леса, пруды и др.), 2) цепочками (линейные объекты: на мелкомасштабных изображениях к ним относятся дороги, реки и др.) или 3) точками плоскости (точечные объекты: отдельные строения, колодцы и др.). В семантической сети изображения значимый объект связан с образующими его текстурными и простыми объектами отношением «часть-целое», которое формирует связи *Links* между уровнями текстурных и значимых объектов, текстурных и простых объектов (2).

Дуги и атрибуты семантической сети изображения на уровне значимых объектов. В семантической сети изображения на уровне значимых объектов $S_{Descr} = (SV, R, AtrSV, AtrSR)$ дуги R соответствуют:

- отношениям *соседства* объектов (определяется аналогично отношению соседства текстурных объектов);
- отношениям *вложенности* объектов (определяется аналогично отношению вложенности текстурных объектов);
- отношениям «целое-часть» (например, между объектами классов «Лес» и «Дерево», «Группа зданий» и «Здание»);

- отношениям «класс-подкласс» (переносятся из графа запроса: все объекты, относящиеся к подклассу, также относятся к суперклассу);
- отношениям между парами объектов (sv_1, sv_2) , указанными пользователем через графический интерфейс.

Множество $AS = AtrSV \cup AtrSR$ атрибутов вершин ($AtrSV$) и дуг ($AtrSR$) образовано визуальными признаками и характеристиками отношений между значимыми объектами, сформулированными на основе тезауруса предметной области.

Атрибутами вершин семантической сети на уровне значимых объектов являются $AtrSV = \{Класс\} \cup \{atrSV_j\}$ — атрибут класса объекта, а также множество визуальных признаков $atrSV_j$, представляющих свойства значимого объекта. Перечень признаков определяется классом объекта. Например, объекты класса «Лес» обладают атрибутами *Тип деревьев, Средняя высота, Среднее расстояние между деревьями*; объекты класса «Дорога» — атрибутами *Ширина проезжей части, Материал покрытия*.

$AtrSR$ — множество характеристик отношений между значимыми объектами (**атрибуты дуг семантической сети**). На уровне значимых объектов рассматриваются следующие типы атрибутов дуг:

- *местоположение* (атрибуты определяются аналогично уровням простых и текстурных объектов);
- *сравнение (сопоставление)*: относительная выраженность визуальных признаков $atrSV_j$.

Части атрибутов $as \in AS \setminus \{Класс\}$, помимо четкого числового значения, соответствует **лингвистическая переменная** $L(as)$ с множеством значений T_{as} . Множество возможных лингвистических значений атрибута определяется классом значимого объекта, которому он сопоставлен.

Пример — На рисунке 2.7 приведена семантическая сеть изображения на уровне значимых объектов. На графе показаны дуги R , соответствующие отношениям соседства, а также дуга отношения «класс-подкласс».

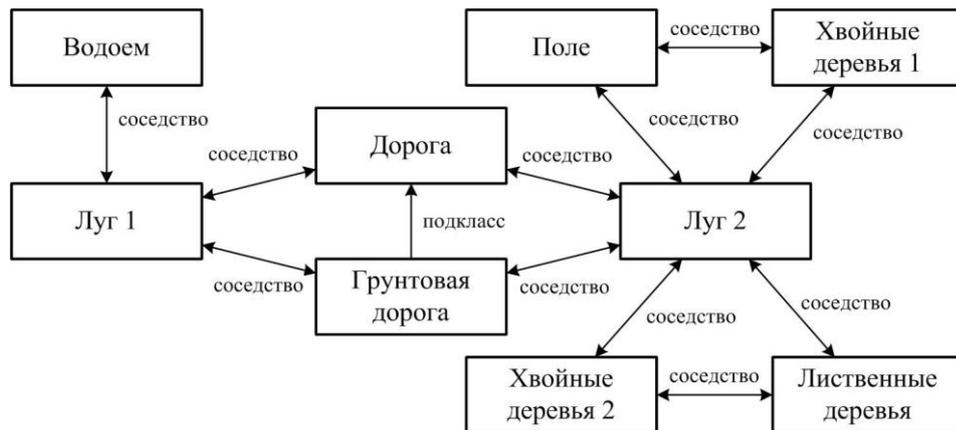
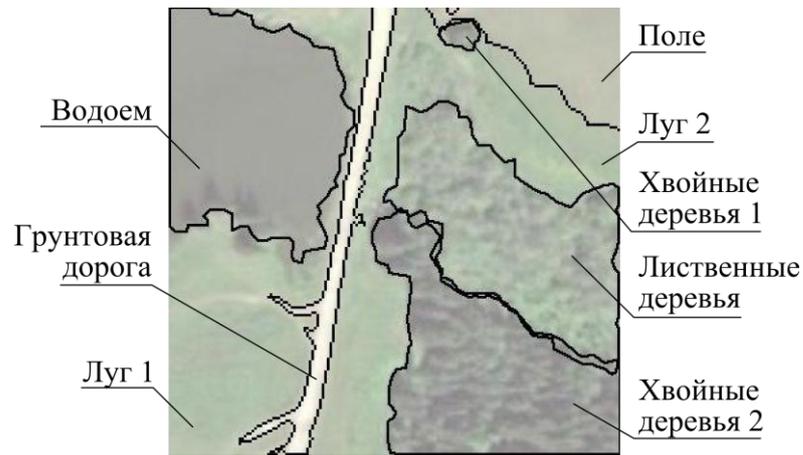


Рисунок 2.7 — Фрагмент описания изображения на уровне значимых объектов:
 а — значимые объекты изображения (источник снимка: Google, DigitalGlobe);
 б — фрагмент семантической сети изображения на уровне значимых объектов

По результатам анализа слоев простых и текстурных объектов семантической сети на изображении выделены значимые объекты: водоем, области луговой растительности, лиственных и хвойных деревьев (Рисунок 2.7, а). Некоторые классы значимых объектов представлены на изображении несколькими экземплярами, например области луговой растительности, хвойных деревьев.

Каждому экземпляру значимого объекта соответствует вершина семантической сети, связанная дугами отношения «часть-целое» *Links* с соответствующими текстурными или простыми объектами, образующими соответствующий значимый объект (на рисунке эти связи между слоями не показаны): $SV = \{ \text{Водоем, Грунтовая дорога, Дорога, ... Хвойные деревья 2} \}$.

Дуги R , показанные на графе, соответствуют отношениям соседства значимых объектов. Объекты *Дорога* и *Грунтовая дорога* находятся в отношении «класс-подкласс»: им сопоставлен один и тот же простой объект 4 (Рисунок 2.3). Простой объект 4 относится к двум классам значимых объектов одновременно. Он может быть охарактеризован как «Дорога», но также для него могут быть рассчитаны специфические атрибуты класса «Грунтовая дорога» (подкласс наследует атрибуты класса).

Также семантическая сеть на уровне значимых объектов может содержать отношения вложенности и «целое-часть», но в данном случае они отсутствуют.

Примеры атрибутов вершин $AtrSV$ и атрибутов дуг $AtrSR$ приведены в таблице 2.5. Атрибуты уровня значимых объектов рассчитываются с помощью эвристических алгоритмов, настроенных на класс значимого объекта.

Таблица 2.5 — Атрибуты вершин семантической сети на уровне значимых объектов

Вершина/дуга	Атрибут вершины/дуги	Числовое значение атрибута	Лингвистическое значение атрибута, степень принадлежности
<i>Грунтовая дорога</i> (вершина — значимый объект)	Ширина	4	—
	Тип покрытия	Зависит от используемого алгоритма	Песчано-щебневое (0,80)

<i>Лиственные деревья</i> (вершина — значимый объект)	Среднее расстояние между деревьями	13	—

<i>Грунтовая дорога</i> → <i>Хвойные деревья</i> (отношение указано пользователем)	Относительное расположение по горизонтали	−60	Левее (1,00)
	Относительное расположение по вертикали	120	Смещена вверх (0,92) На одном уровне (0,70)

Для значимого объекта также можно получить значения атрибутов более низких уровней, например *Тон*, *Цвет*, *Ориентация*, *Регулярность*

(текстуры) — для этого нужно обратиться к образующим его простым или текстурным объектам.

Для выделения значимых объектов анализируется описание изображения на уровне простых и текстурных объектов. Предлагается реализовать выделение запрашиваемых пользователем значимых объектов по результатам поиска на двух нижних уровнях семантической сети $PDescr \cup TDescr$ сочетаний значений атрибутов, которые удовлетворяют ограничениям запроса.

Запрос имеет вид $Query = (QV, QE, QA)$, где QV — множество классов значимых объектов, характерных для данного типа местности, $QE \subseteq QV \times QV$ — отношения между значимыми объектами соответствующих классов, в том числе «класс-подкласс» (например, между объектами классов «Дорога» и «Грунтовая дорога»).

QA — множество атрибутов значимых объектов и отношений между ними. Так, каждому классу объектов $qv_i \in QV$ сопоставлена логическая комбинация утверждений вида $f(Obj) = t$, где $f \in AtrPV \cup AtrTV$ — визуальный признак объекта класса qv_i , $t \in T_f$ — одно из лингвистических значений, которые может принимать f . Атрибуты этого вида задают прямые дешифровочные признаки, которыми должны обладать значимые объекты соответствующего класса (их непосредственные визуальные признаки). Каждой паре $(qv_1, qv_2) \in QE$ сопоставлена логическая комбинация утверждений вида $r(Relation) = t$, где $r \in AtrPR \cup AtrTR$ — характеристика отношения между парой объектов классов qv_1 и qv_2 , $t \in T_r$ — одно из лингвистических значений, которые может принимать r . Атрибуты этого вида задают косвенные дешифровочные признаки, характеризующие значимые объекты одного класса через свойства и пространственное расположение объектов других классов.

На рисунке 2.8 приведен фрагмент схемы запроса на поиск значимых объектов. В таблицах 2.6–2.7 приведены примеры атрибутов в составе запроса.

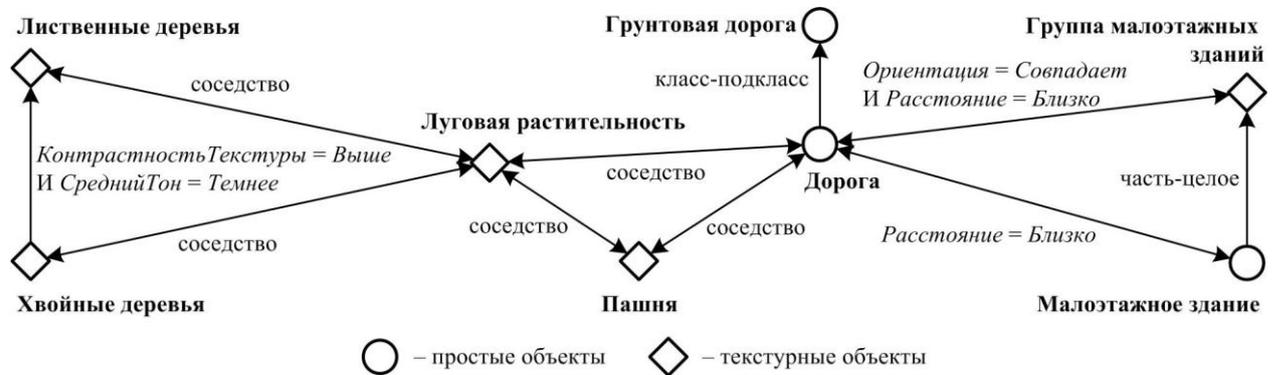


Рисунок 2.8 — Фрагмент схемы запроса на поиск значимых объектов

Таблица 2.6 — Атрибуты значимых объектов

Класс значимого объекта	Атрибуты, сопоставленные классу значимого объекта	Класс значимого объекта	Атрибуты, сопоставленные классу значимого объекта
Лиственные деревья	<i>КонтрастностьТекстуры = Высокая И Зернистость = Средняя</i>	Дорога	<i>(Вытянутость = Сильно вытянутый ИЛИ Вытянутость = Средне вытянутый) И НЕ Контрастность = Низкая И КоличествоПолостей = Сплошной И (Тон = Почти белый ИЛИ Тон = Светло-серый) И (ПлотностьТочек = Средняя ИЛИ ПлотностьТочек = Низкая)</i>
Хвойные деревья	<i>КонтрастностьТекстуры = Высокая И Зернистость = Средняя</i>	Грунтовая дорога	<i>Цвет = Желтый</i>
Луговая растительность	<i>Цвет = Зеленый И Тон = Серый</i>	Малоэтажное здание	<i>КоличествоПолостей = Сплошной И Правильность = Высокая И ТоноваяКонтрастность = Очень высокая И Вытянутость = Ниже средней И ПлотностьТочек = Низкая</i>
Пашня	<i>Тон = Серый</i>	Группа малоэтажных зданий	<i>Регулярность = Высокая</i>

Таблица 2.7 — Атрибуты отношений между значимыми объектами

Пары классов значимых объектов	Атрибуты, сопоставленные экземпляру отношения между классами значимых объектов	Пары классов значимых объектов	Атрибуты, сопоставленные экземпляру отношения между классами значимых объектов
Хвойные деревья → Лиственные деревья	<i>КонтрастностьТекстуры = Выше И СреднийТон = Темнее</i>	Пашня ↔ Дорога	<i>Соседство</i>
Лиственные деревья ↔ Луговая растительность	<i>Соседство</i>	Дорога → Грунтовая дорога	<i>Класс-подкласс</i>
Хвойные деревья ↔ Луговая растительность	<i>Соседство</i>	Дорога → Группа малоэтажных зданий	<i>Ориентация = Совпадает И Расстояние = Близко</i>
Луговая растительность ↔ Дорога	<i>Соседство</i>	Дорога → Малоэтажное здание	<i>Расстояние = Близко</i>
Луговая растительность ↔ Пашня	<i>Соседство</i>	Малоэтажное здание → Группа малоэтажных зданий	<i>Часть - целое</i>

Значимый объект класса qv_i считается дешифрованным, если истинность утверждений о классах объектов $qv_i \in QV$ и атрибутах соответствующих им отношений, содержащихся в запросе, применительно к вершине семантической сети $v \in PV \cup TV$ превышает заданное пороговое значение θ . При этом во множество вершин SV семантической сети на уровне значимых объектов добавляется новая вершина sv с атрибутом *Класс* = qv_i , находящаяся в отношении «целое-часть» с вершиной v .

Если в запросе над классом объектов qv_i определен суперкласс qv_k , во множество SV добавляется еще одна новая вершина с атрибутом *Класс* = qv_k , связанная отношением «класс-подкласс» с вершиной sv , отношением «целое-часть» с вершиной v .

2.3 Формирование описания изображения через произвольные запросы к семантической сети

Для получения описания изображения в необходимой форме пользователь выполняет запрос к семантической сети. Ее трехуровневая структура позволяет обращаться к значениям характеристик объектов на разных уровнях абстракции.

Каждый из значимых объектов изображения представлен совокупностью текстурных или простых объектов. Связь между ними представлена в семантической сети отношением «целое-часть» *Links* (дуги отношения *Links* связывают между собой слои семантической сети).

Таким образом, при запросе атрибутов значимого объекта есть возможность перейти по дугам отношения «целое-часть» к образующим его текстурным или простым объектам и проанализировать также их атрибуты. Далее под запросом «атрибутов объекта» понимается запрос как атрибутов текущего уровня абстракции, так и атрибутов, относящихся к объектам более низкого уровня в составе заданного.

Рассмотренная модель изображения предусматривает следующие типы запросов к семантической сети для получения описания изображения (Таблица 2.8).

Таблица 2.8 — Типы запросов к семантической сети изображения

Тип запроса	Результат выполнения запроса	Примечание
<i>По указанному пользователем единственному объекту</i>	1. Контур объекта.	
	2. Атрибуты объекта: – количественные значения; – значение функции принадлежности каждого из лингвистических значений.	Здесь и далее при выводе степени принадлежности значениям лингвистических переменных рекомендуется отдельно выделить значения, степень принадлежности которым превышает заданный порог θ
	3. Для каждой дуги отношения соседства, инцидентной заданному объекту: 3.1. Атрибуты дуги: – количественные значения; – значение функции принадлежности каждого из лингвистических значений. 3.2. С указанием «соседний объект»: контур и атрибуты объекта, смежного с заданным.	
	4. Для каждой дуги отношения вложенности, инцидентной заданному объекту: 4.1. Атрибуты дуги; 4.2. С указанием «вложенный объект»: контур и атрибуты объекта, смежного с заданным.	По запросу пользователя — атрибуты объектов, смежных по транзитивному замыканию отношения вложенности («объекты, вложенные во вложенные объекты»)
	5. Для каждой дуги «часть-целое», инцидентной заданному объекту: С указанием «часть объекта»: контур и атрибуты, объекта, смежного с заданным.	Например, <i>Городской квартал</i> ← <i>Здания</i> (часть объекта), <i>Дворы</i> (часть объекта). По запросу пользователя — атрибуты объектов, смежных по транзитивному замыканию отношения «часть-целое» («части частей объекта»)
<i>По указанной пользователем паре объектов</i>	1. Для каждого из пары объектов: 1.1. Контур и атрибуты объекта. 1.2. С указанием «часть объекта»: контур и атрибуты объектов, смежных с заданным по отношению «часть-целое». 2. Атрибуты дуги между парой объектов.	

Продолжение таблицы 2.8

Тип запроса	Результат выполнения запроса	Примечание
<i>По классу значимых объектов</i>	1. Для каждого из объектов заданного класса: контур и атрибуты объекта. 2. Атрибуты дуг между объектами: 2.1. Атрибуты дуг связного графа на множестве объектов заданного класса. (при необходимости достроить существующие между объектами дуги до связного графа. При добавлении новых дуг предпочтительнее пары объектов с меньшим расстоянием между геометрическими центрами). 2.2. Атрибуты дуг между парами объектов заданного класса по запросу пользователя.	Соответствует запросу тематического слоя объектов
<i>По всему изображению</i>	Результаты обхода семантической сети на уровне значимых объектов: 1. Контур и атрибуты всех значимых объектов. 2. Атрибуты всех дуг между парами значимых объектов.	

2.4 Выводы по главе

С учетом состава перечня дешифровочных признаков объектов местности и важной роли анализа текстурных свойств объектов в задаче автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков предложено рассматривать описание изображения на следующих уровнях: 0) растр; 1) уровень простых объектов (отдельных однородных областей изображения); 2) уровень текстурных объектов (представлены скоплениями или геометрическим пересечением скоплений простых объектов со сходными характеристиками); 3) уровень значимых объектов; 4) общая характеристика изображения.

Модель изображения предоставляет описание изображения на уровнях 0–3, удобное для выполнения над ним дальнейшего анализа в прикладных задачах. При этом модель позволяет проследить этапы перехода от низкоуровневых характеристик объектов к высокоуровневым, а также

представлять характеристики объектов с использованием принятой в предметной области терминологии. Последнее требование предлагается реализовать с использованием аппарата лингвистических переменных.

Предложенная формализованная модель изображения включает описание изображения на трех уровнях абстракции количественных и качественных характеристик, представленное в виде семантической сети.

Семантическая сеть изображения может быть представлена нечетким атрибутивным графом, вершинам и дугам которого сопоставлены атрибуты с лингвистическими значениями. Вершинами каждого из слоев сети являются объекты соответствующего уровня; между собой объекты разных слоев связаны отношениями «целое-часть». В пределах каждого слоя семантической сети дуги соединяют вершины, связанные отношениями соседства, вложенности, «целое-часть», «класс-подкласс», а также пары вершин по запросу пользователя. Объекты и дуги каждого слоя характеризуются своим набором атрибутов с определенным для каждого атрибута множеством допустимых значений лингвистической переменной. Атрибуты вершин характеризуют непосредственные (прямые) дешифровочные признаки объектов местности, атрибуты дуг — косвенные дешифровочные признаки, характеризующие свойства объектов одного класса через свойства других объектов (местоположение, расстояние, сравнение по выраженности прямых признаков).

Рассматривается методика выделения текстурных объектов на изображении путем кластеризации простых объектов вначале в пространстве визуальных признаков, затем в плоскости изображения. Выделение значимых объектов выполняется путем автоматического обхода семантической сети изображения.

На основе полученной семантической сети может быть сформировано описание изображения по указанному единственному объекту или паре объектов, по классу значимых объектов, по всему изображению. Результирующее описание включает контуры и атрибуты объектов, атрибуты

дуг между объектами. Для каждого из атрибутов приводится количественное значение и значения функции принадлежности каждого из доступных лингвистических значений. Полученные данные могут быть автоматически переведены в словесное описание, при этом лингвистические значения переменных будут добавлены в него в явном виде.

3 МЕТОДИКА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ДЕШИФРИРОВАНИЯ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ

В рамках описанной модели изображения M дешифрирование аэрокосмических снимков предлагается выполнять с применением следующей методики [12]:

1. Векторизация растрового изображения.
2. Настройка функций принадлежности лингвистических значений качественных характеристик с учетом задач дешифрирования и характера снимка.
3. Формирование уровня простых объектов $PDescr$ в семантической сети изображения.
 - 3.1. Формирование сети вершин и дуг (PV, R) графа $PDescr$.
 - 3.2. Расчет и фаззификация значений визуальных признаков простых объектов и отношений между ними. Заполнение атрибутов вершин $AtrPV$ и атрибутов дуг $AtrPR$ графа $PDescr$.
4. Формирование уровня текстурных объектов $TDescr$ в семантической сети изображения.
 - 4.1. Выделение и оконтуривание текстурных объектов TV .
 - 4.2. Формирование сети вершин и дуг (TV, R) графа $TDescr$. Построение дуг отношения «часть-целое» $Links \subseteq PV \times TV$.
 - 4.3. Расчет и фаззификация значений визуальных признаков текстурных объектов и отношений между ними. Заполнение атрибутов вершин $AtrTV$ и атрибутов дуг $AtrTR$ графа $TDescr$.
5. Формализация правил выделения значимых объектов на изображении в терминах визуальных признаков простых и текстурных объектов (может выполняться параллельно с шагами 1–3).
6. Формирование уровня значимых объектов $SDescr$ в семантической сети изображения.

6.1. Выделение и оконтуривание значимых объектов SR .

6.2. Формирование сети вершин и дуг (SV, R) графа $SDescr$. Построение дуг отношения «часть-целое» $Links \subseteq PV \times SV \cup TV \times SV$.

6.3. Расчет и фаззификация значений визуальных признаков значимых объектов и отношений между ними. Заполнение атрибутов вершин $AtrSV$ и атрибутов дуг $AtrSR$ графа $SDescr$.

Этап векторизации изображения рассмотрен в п. 2.2.1.

Семантическая сеть изображения формируется от нижнего уровня к верхнему. На каждом из этапов выполняется количественная оценка выраженности визуальных признаков объектов и ее фаззификация с целью перехода от количественного выражения к качественному. Каждому визуальному признаку можно сопоставить одну или несколько функций $f: V \rightarrow U_f$, где V — множество объектов, U_f — некоторое множество количественных значений, так что $f(v_1) > f(v_2)$ соответствует большей выраженности признака f объекта v_1 по сравнению с объектом v_2 . В различных исследованиях, посвященных анализу изображений, приводятся разные способы формализации функций f для разных сочетаний визуальных признаков [86, 87]. Также при анализе изображения в дополнение к признакам отдельных объектов должна быть доступна возможность интерпретации признаков отношений между объектами. Перечень используемых визуальных признаков и отношений определяется задачей анализа. В общем случае для объектов оцениваются признаки размера, формы и фотометрические признаки, а также расположение (абсолютное и относительно других объектов). Сведения о визуальных признаках объектов и отношений между ними заносятся в атрибуты вершин и дуг семантической сети изображения.

В задаче автоматизации дешифрирования аэрокосмических снимков визуальные признаки, применяемые при анализе изображения, перечисляются явно и называются дешифровочными признаками [15]. Дешифровочные признаки характеризуют разные уровни абстракции: так,

формализация размера, тона, цвета объектов доступна начиная с уровня простых объектов, структуры и рисунка — начиная с уровня текстурных объектов, падающие тени и большая часть косвенных дешифровочных признаков предполагают формализацию на уровне значимых объектов.

Результатом применения описанной методики автоматизированного дешифрирования к изображению является комплекс из исходного растра и семантической сети. Многоуровневая структура семантической сети делает возможным обращение к значениям прямых и косвенных дешифровочных признаков объектов на разных уровнях абстракции.

3.1 Формирование уровня простых объектов в семантической сети изображения

Вершины семантической сети изображения на уровне простых объектов PV соответствуют однородным областям изображения $Region_i$, дуги определяются наличием между простыми объектами отношений соседства и вложенности. Также на уровень могут быть добавлены дополнительные дуги между парами простых объектов по запросу.

Для каждой вершины и для каждой дуги семантической сети выполняется расчет количественных значений визуальных признаков; для части визуальных признаков выполняется фазсификация. Полученные количественные и качественные характеристики представляются в виде атрибутов вершин и дуг.

Рассмотрим эвристические формулы для расчета количественных значений визуальных признаков простых объектов (Таблица 3.1). Расчет выполняется для каждой однородной области $Region_i$. Дешифровочные признаки, относящиеся к уровню простых объектов, включают размер, форму, тон, цвет и контрастность.

В формулах приняты следующие обозначения: p — периметр области (длина границы); s — площадь области (без вычитания площади полостей); L_{sk} — сумма длин цепочек скелета области. Обозначим также величину угла между отрезками a и b как $\angle(a, b)$.

Таблица 3.1 — Примеры формул расчета значений визуальных признаков простых объектов

Наименование признака	Способ расчета	Диапазон значений
Площадь относительно изображения	s/S_{Img} , где s — площадь области; S_{Img} — площадь исходного изображения.	[0; 1]
Площадь относительно простых объектов	$\begin{cases} 0,5, \text{ если } S_{avg} = S_{min} = S_{max}; \\ 0,5 + \frac{s - S_{avg}}{2(S_{max} - S_{avg})}, \text{ если } s \geq S_{avg}; \\ 0,5 - \frac{S_{avg} - s}{2(S_{avg} - S_{min})}, \text{ если } s < S_{avg}, \end{cases}$ <p>где S_{min}, S_{max}, S_{avg} — значения минимальной, максимальной и средней площади объектов на изображении соответственно</p>	[0; 1]
Вытянутость	$\begin{cases} 0, \text{ если } s = 0; \\ (p - 2\sqrt{\pi s}) / (2s + 2 - 2\sqrt{\pi s}), \text{ иначе.} \end{cases}$	[0; 1]
	<p>Если известен скелет области:</p> $\begin{cases} 0, \text{ если } p = 0; \\ 2 \cdot L_{sk} / p, \text{ иначе,} \end{cases}$ <p>где p — периметр области (длина границы); L_{sk} — сумма длин цепочек скелета области.</p>	[0; 1]
Извилистость границы	$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} Angle_{i+1} - Angle_i }{P}$ <p>, где $Angle_i$ — угол поворота в i-й конечной точке геометрического примитива при последовательном обходе границы области.</p>	[0; ∞)
Ориентация	Угол, соответствующий максимуму гистограммы значений углов между примитивами в составе границы области (либо в составе скелета, если он известен) и горизонтальной границей изображения	[0; 180°)
Плотность точек границы	n/p , где n — количество примитивов в составе границы простого объекта.	[0; 1]

Продолжение таблицы 3.1

Наименование признака	Способ расчета	Диапазон значений
Прямолинейность границы	Характеристика границы области, рассчитывается как $\begin{cases} P_L / (n_L \cdot P), & \text{если } n_L > 0; \\ 0, & \text{если } n_L = 0, \end{cases}$ где P_L — сумма длин отрезков прямых в составе границы области; n_L — количество отрезков прямых в составе границы области. Аналогично рассчитывается признак <i>Правильность скруглений границы</i> .	[0; 1]
Геометрическая правильность	$\frac{2 - \text{Равн}_{\text{Длина}}(\text{Region}_i) - \text{Равн}_{\text{Угол}}(\text{Region}_i)}{3} + \frac{P(\text{ConvexHull}(\text{Region}_i)) / p}{3}$ где $\text{Равн}_F(X)$ — оценка равномерности распределения значений некоторой характеристики F элементов x множества X ; характеристика <i>Длина</i> соответствует длине звеньев seg ; ломаной, аппроксимирующей границу объекта Region_i ; характеристика <i>Угол</i> соответствует углам Angle_i поворота ломаной в начальных вершинах звеньев seg ; $P(\text{ConvexHull}(\text{Region}_i))$ — периметр выпуклой оболочки объекта Region_i .	
Выраженность полостей	$\frac{\sum_j S(\text{InnerChain}_{ij})}{s}$	[0, 1]
Количество полостей	n_{I_i}	\mathbb{N}_0
Выраженность ветвей	$\frac{\sum_k P(\text{SkelChain}_{ik})}{L_{sk}}$ <small>SkelChain_{ik} определяет ветвь</small>	[0, 1]
Количество ветвей	n_{S_i}	\mathbb{N}_0
Цвет, насыщенность, тон	Значения компонент H (Hue), S (Saturation) V (Value) цвета области в цветовой модели HSV соответственно	[0; 360°), [0; 1], [0;1] соответственно
Контрастность яркостная	$\begin{cases} \text{avg}_j(V_i - V_j) / (V_{\max} - V_{\min}), & \text{если } V_{\max} \neq V_{\min}; \\ 0, & \text{если } V_{\max} = V_{\min}, \end{cases}$ где $\text{avg}_i(X_i)$ — среднее арифметическое значение параметра X по i ; V_{\max} , V_{\min} — максимальное и минимальное значение тона по всему изображению.	[0; 1]
Контрастность цветовая	$\text{avg}_j(H_i - H_j) / 180^\circ$	[0; 1]

С учетом того, что при фаззификации рассчитанные количественные значения будут отображаться в интервал $[0, 1]$ степени принадлежности различным значениям лингвистической переменной, удобнее так определить функции расчета выраженности визуальных признаков, чтобы возвращаемые ими значения принадлежали ограниченному интервалу. Для большинства из рассмотренных визуальных признаков это условие выполняется. Для части визуальных признаков (площадь, количество полостей, количество ветвей, извилистость границы и др.) формула не ограничивает диапазон значений, но при практическом применении будет иметь конечное множество значений ввиду дискретного характера растрового изображения.

По той же причине границы приведенных диапазонов значений формул следует рассматривать как пределы, которые объект теоретически может достичь, но их достижение маловероятно или невозможно. На практике точечный простой объект растрового изображения всегда будет иметь измерения. Периметр объекта не может быть короче 1 пиксела, площадь объекта не может превышать площадь растрового изображения и т. п.

В таблице 3.2 приведены эвристические формулы для расчета количественных значений визуальных признаков отношений между объектами. Расчет выполняется для каждой пары областей ($Region_1$, $Region_2$), соединенной дугой в семантической сети. Подробно способы расчета значений визуальных признаков отношений рассматриваются в разделе 3.1.4.

Таблица 3.2 — Примеры формул расчета значений визуальных признаков отношений

Наименование признака	Способ расчета	Диапазон значений
Сравнение выраженности: визуальный признак объекта f	$\frac{f(Region_1) - f(Region_2)}{\max U_f - \min U_f},$ где U_f — область значений признака f	[0, 1]
Относительное расположение по горизонтали	$\frac{cx_1 - cx_2}{MBRW_1 + MBRW_2},$ где $C_1 = (cx_1, cy_1)$ — координаты геометрического центра первого объекта $Region_1$; $C_2 = (cx_2, cy_2)$ — координаты геометрического центра второго объекта $Region_2$; $MBRW_1, MBRW_2$ — ширина минимального ограничивающего прямоугольника со сторонами, параллельными сторонам изображения для первого и второго объектов соответственно	\mathbb{R} Положительное значение — первый объект справа от второго, отрицательное — первый объект слева от второго
Относительное расположение по вертикали	$\frac{cy_1 - cy_2}{MBRH_1 + MBRH_2},$ где $MBRH_1, MBRH_2$ — высота минимального ограничивающего прямоугольника со сторонами, параллельными сторонам изображения для первого и второго объектов соответственно	\mathbb{R} Положительное значение — первый объект над вторым, отрицательное — первый объект под вторым (если ось Y направлена снизу вверх)
Расстояние	$\min_{\substack{(x_1, y_1) \in S_1 \cup \{C_1\} \\ (x_2, y_2) \in S_2 \cup \{C_2\}}} \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2},$ где S_1, S_2 — множества конечных точек ветвей скелета первого и второго объектов соответственно.	\mathbb{R}^+

Перечисленные визуальные признаки объектов составляют множество атрибутов вершин $AtrPV$, визуальные признаки отношений — множество атрибутов дуг $AtrPR$ нечеткого атрибутивного графа $PDscr$, представляющего семантическую сеть изображения на уровне простых объектов.

3.1.1 Расчет значений признаков размера

Оценка размера объекта местности соответствует площади его образа на аэрокосмическом снимке. Простой объект может содержать полости, поэтому нужно иметь возможность определить его площадь с учетом и без учета полостей. Кроме того, размер объекта может быть определен в абсолютном и относительном выражении.

Измерение **абсолютной площади** объекта может быть выполнено в пикселах либо приведено к стандартным единицам измерения, если выполнена пространственная привязка исходного растрового изображения. В данном исследовании площадь каждой однородной области рассчитывается на этапе векторизации растрового изображения.

Здесь и далее будем обозначать площадь простого объекта $Region_i$ без вычитания площади полостей как s .

При оценке относительной площади объектов могут применяться два подхода.

Площадь относительно изображения — оценка отношения размера объекта к площади всего изображения (утверждения вида «область занимает треть изображения»), что соответствует формуле

$$\text{ПлощадьОтнИзобр}(Region_i) = s/S_{Img},$$

где S_{Img} — площадь растра.

Площадь относительно объектов — оценка размера объекта относительно других объектов изображения (утверждения вида «область среднего размера», «область является одной из самых маленьких на изображении»). Такая ситуация возможна при необходимости дешифрировании нескольких снимков с одинаковым пространственным разрешением, полученных с помощью аппаратуры с известной чувствительностью: в этом случае эксперт изначально может задать распределение объектов по категориям мелких и крупных, чтобы сократить

перебор при поиске значимых объектов. Распределение значимых объектов по значению относительной площади меняется с изменением пространственного разрешения изображения. Для расчета площади относительно объектов предлагается использовать формулу

$$\text{ПлощадьОтнОбъектов}(Region_i) = \begin{cases} 0,5, & \text{если } S_{avg} = S_{min} = S_{max}; \\ 0,5 + \frac{s - S_{avg}}{2(S_{max} - S_{avg})}, & \text{если } s \geq S_{avg}; \\ 0,5 - \frac{S_{avg} - s}{2(S_{avg} - S_{min})}, & \text{если } s < S_{avg}, \end{cases}$$

где S_{min} , S_{max} , S_{avg} — значения минимальной, максимальной и средней площади объектов на изображении соответственно. В этом случае для области R с минимальной площадью верно $\text{ПлощадьОтнОбъектов}(R) = 0$, для области с максимальной площадью — $\text{ПлощадьОтнОбъектов}(R) = 1$. Для областей, площадь которых близка к средней по изображению, функция $\text{ПлощадьОтнОбъектов}$ возвращает значение, близкое к 0,5.

Приведенные формулы предоставляют оценку относительной площади объекта без учета полостей. При необходимости аналогичные расчеты производятся для оценки относительной **площади объекта с учетом полостей**: абсолютное значение площади в этом случае определяется как

$$\text{Площадь}(Region_i) = s - \sum_j \text{InnerChain}_{ij}.$$

3.1.2 Расчет значений признаков формы

Форма является одним из наиболее информативных дешифровочных признаков, характеризующих свойства объектов. Анализ формы объекта предполагает исследование его общих очертаний и характера его границ.

Представление границ объекта в векторном виде позволяет использовать при анализе формы геометрические функции.

Вытянутость. Вытянутость объекта можно оценить как отношение его периметра к периметру окружности той же площади. В этом случае минимальной вытянутостью (равной 1) обладают объекты правильной круглой формы, максимальной вытянутостью (стремящейся к бесконечности) — линейные объекты. Если в качестве простых объектов рассматриваются границы цветных сегментов растрового изображения, значение вытянутости имеет верхнюю границу и соответствует полосе толщиной в 1 пиксел. Полученный конечный интервал удобно преобразовать к диапазону $[0, 1]$ для упрощения задания функций принадлежности лингвистических значений визуального признака. Значение 0 должно соответствовать объекту с периметром $2\sqrt{\pi s}$ (правильная окружность), значение 1 — объекту с периметром $2s + 2$ (толщиной в 1 пиксел). С учетом этого получим формулу

$$\text{Вытянутость}(\text{Region}_i) = \frac{p - 2\sqrt{\pi s}}{2s + 2 - 2\sqrt{\pi s}}.$$

Возможна также оценка вытянутости на основе скелета объекта. Так как скелет определяется как множество точек, расположенных на равном удалении от границ объекта, скелет правильной окружности представлен единственной точкой и имеет длину 0, а скелет линейного объекта совпадает с его границами. Таким образом, вытянутость можно оценить по формуле

$$\text{ВытянутостьПоСкелету}(\text{Region}_i) = 2 \cdot L_{sk} / p.$$

На рисунке 3.1 приведен пример расчета значений вытянутости по приведенным формулам.



$\text{Вытянутость}(\text{Region}_1) = 0,0093$

$\text{Вытянутость}(\text{Region}_2) = 0,0387$

$\text{ВытянутостьПоСкелету}(\text{Region}_1) = 0,5495$

$\text{ВытянутостьПоСкелету}(\text{Region}_2) = 0,7051$

Рисунок 3.1 — Значения вытянутости простых объектов

Извилистость. Под извилистостью цепочки примитивов понимается количество и амплитуда ее изгибов.

Простейшая эвристическая формула для оценки извилистости представляет собой отношение длины цепочки к длине хорды, соединяющей ее конечные точки. Недостаток такого способа расчета заключается в том, что он возвращает максимальное значение извилистости для цепочки, образующей окружность, в то время как применительно к объектам местности граница, имеющая форму правильной окружности, не считается извилистой. Поэтому при расчете извилистости рекомендуется учитывать изменение кривизны границы простого объекта.

Другой способ оценки извилистости — по количеству точек границы, в которых фиксируется перегиб (изменение знака угла поворота при последовательном обходе границы области). Так, граница ломаной, представленной на рисунке 3.2, имеет две точки перегиба в начальной и конечной точках звена **seg_i**.

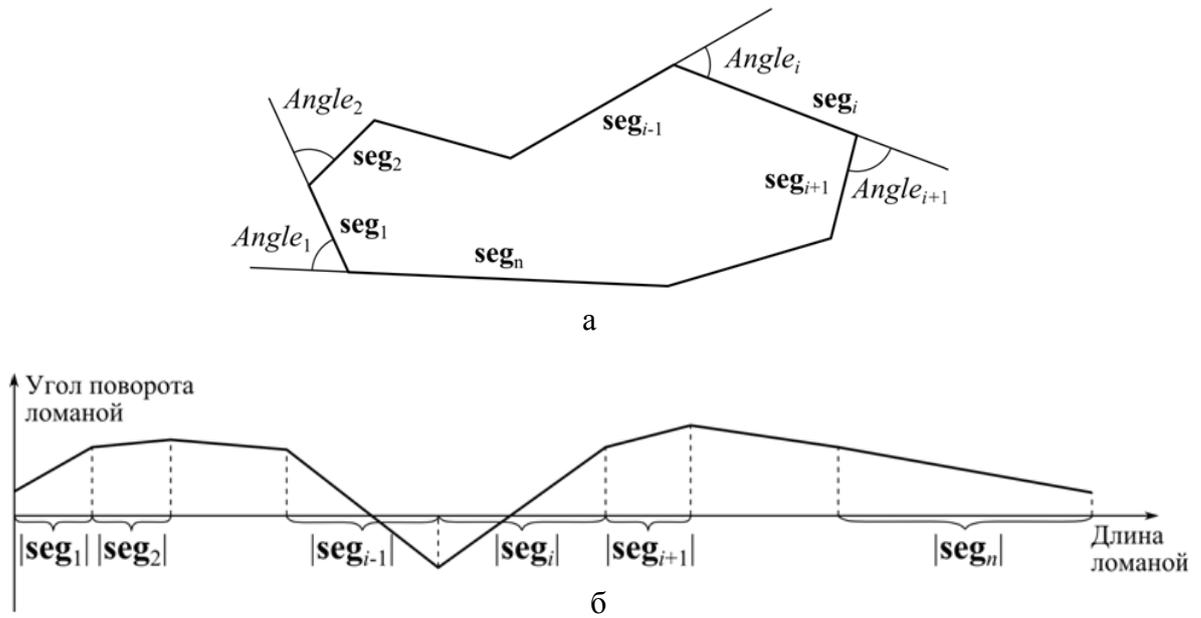


Рисунок 3.2 — Оценка извилистости простого объекта:

а — углы поворота ломаной; б — интерполяция значений углов поворота

В задаче исследования формы кровеносных сосудов [88] предложена оценка степени извилистости кривой $\mathbf{R}(t)$ на участке, соответствующем

значению параметра $t \in [t_1, t_2]$ с помощью формулы $\tau = \frac{t_1}{L} \int_{t_1}^{t_2} (\kappa'(t))^2 dt$, где L —

длина дуги кривой на исследуемом участке, $\kappa(t)$ — значение кривизны в соответствующей точке. Используем этот подход.

Для упрощения расчетов аппроксимируем границу простого объекта ломаной линией. Отрезки прямых в составе цепочки границы области остаются без изменений. Дуги окружностей разбиваются на равные фрагменты, соответствующие углам не менее заданного значения (например, 45° ; чем меньше значение, тем выше точность аппроксимации и медленнее расчет), и заменяются на цепочку соответствующих хорд. Обозначим результирующую замкнутую ломаную $(\mathbf{seg}_i)_{i=1}^n$, где \mathbf{seg}_i — векторы звеньев.

Обозначим $Angle_i$ угол поворота ломаной в начальной вершине звена \mathbf{seg}_i : $Angle_i = \angle(\mathbf{seg}_{i-1}, \mathbf{seg}_i)$. При $i = 1$, так как граница простого объекта

замкнута, $Angle_1 = \angle(\mathbf{seg}_n, \mathbf{seg}_1)$. Значение $Angle_i$ позволяет оценить кривизну ломаной в указанной вершине (Рисунок 3.2, а).

Пусть $f(t)$ — кусочно-линейная интерполяция значений углов поворота ломаной в вершинах, где t — длина ломаной, отсчитываемая от ее начальной точки $Start(\mathbf{seg}_1)$ (Рисунок 3.2, б). Тогда при значениях t , соответствующих

звену \mathbf{seg}_i , $f'(t) = \frac{|Angle_{i+1} - Angle_i|}{|\mathbf{seg}_i|}$, и значение извилистости

аппроксимирующей ломаной, а соответственно, и исходной границы однородной области $Region_i$, можно оценить как

$$Извилистость(Region_i) = \frac{\int_0^p |f'(t)| dt}{p} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |Angle_{i+1} - Angle_i|}{p}.$$

Пример расчета значения извилистости для простых объектов приведен на рисунке 3.3.

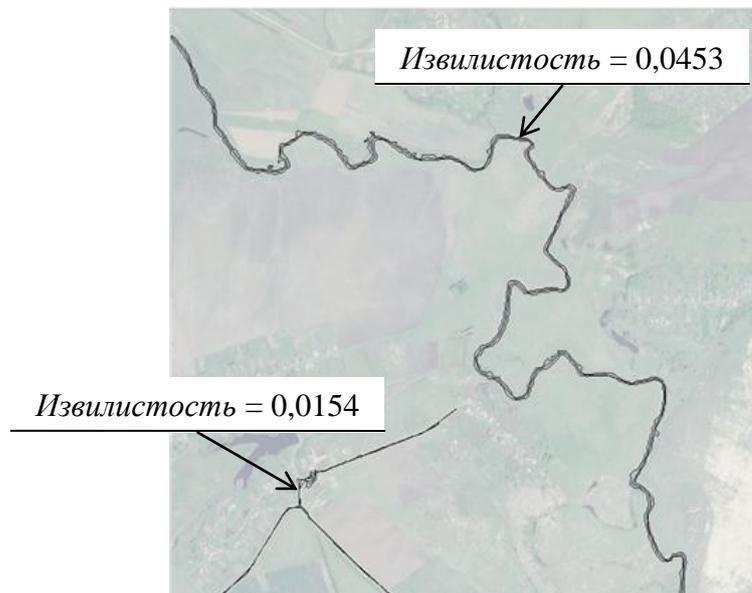


Рисунок 3.3 — Значения извилистости для фрагментов дороги и реки (источник снимка: Google, CNES/Astrium)

Ориентация. При дешифрировании аэрокосмического снимка обращение к ориентации объекта, как правило, выполняется при оценке упорядоченности объектов искусственного происхождения: зданий и

сооружений, участков дорог. Искусственные объекты характеризуются правильной геометрической формой и, как правило, выравниваются параллельно или перпендикулярно другим объектам. Поэтому ориентацию простого объекта предлагается аппроксимировать ориентацией отрезков его границы либо скелета, вносящих наибольший вклад в его очертания.

Рассмотрим углы между отрезками ломаной, аппроксимирующей границу объекта, и горизонтальной границей изображения. Определим угол между отрезком \mathbf{seg}_i ломаной и горизонтальной границей изображения как угол в интервале $[0; 180^\circ)$, на который нужно повернуть вектор горизонтальной оси координат изображения против часовой стрелки до его коллинеарности с \mathbf{seg}_i (Рисунок 3.4, а).

Разобьем интервал $[0; 180^\circ)$ на равные диапазоны δ_j и сформируем график распределения значений углов по этим диапазонам:

$$\Gamma(\delta_j) = \sum_{\angle(\mathbf{seg}_i, OX) \in \delta_j} |\mathbf{seg}_i|, \text{ где } |\mathbf{seg}_i| \text{ — длина отрезка ломаной. Другими словами,}$$

формируется гистограмма значений углов между отрезками ломаной и горизонтальной границей изображения, в которой вклад каждого отрезка пропорционален его длине (Рисунок 3.4, б). Тогда полученная гистограмма имеет максимум в диапазоне, содержащем оценку угла ориентации объекта:

$$\text{Ориентация } (Region_i) = \arg \max_{\delta_j} \sum_{\angle(\mathbf{seg}_i, OX) \in \delta_j} |\mathbf{seg}_i|.$$

Количество диапазонов должно быть достаточно большим, чтобы обеспечить точную оценку визуального признака.

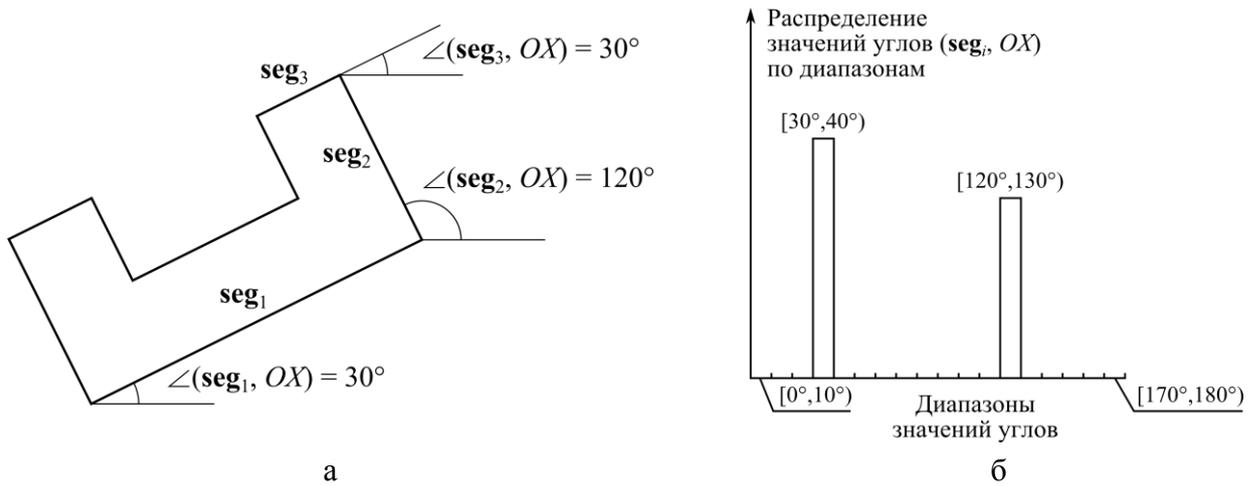


Рисунок 3.4 — Оценка угла ориентации объекта: а — углы между звеньями ломаной и горизонтальной границей изображения; б — гистограмма распределения значений углов

Ограничивающий прямоугольник. Полученное значение угла ориентации простого объекта используется для построения ограничивающего прямоугольника (Рисунок 3.5). Пусть $Ориентация(Region_i) = \alpha$. Координаты вершин ограничивающего прямоугольника X'_{min} , X'_{max} , Y'_{min} , Y'_{max} вначале рассчитываются в системе координат, повернутой относительно системы координат изображения на угол α против часовой стрелки, затем преобразуются в исходную систему:

$$Прямоугольник(Region_i) = \left(M \cdot \begin{pmatrix} X'_{min} \\ Y'_{min} \end{pmatrix}, M \cdot \begin{pmatrix} X'_{max} \\ Y'_{min} \end{pmatrix}, M \cdot \begin{pmatrix} X'_{max} \\ Y'_{max} \end{pmatrix}, M \cdot \begin{pmatrix} X'_{min} \\ Y'_{max} \end{pmatrix} \right)$$

$$\text{где } M = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix};$$

$$X'_{min} = \min_j (\cos \alpha \cdot StartX(c_j) + \sin \alpha \cdot StartY(c_j));$$

$$X'_{max} = \max_j (\cos \alpha \cdot StartX(c_j) + \sin \alpha \cdot StartY(c_j));$$

$$Y'_{min} = \min_j (-\sin \alpha \cdot StartX(c_j) + \cos \alpha \cdot StartY(c_j));$$

$$Y'_{max} = \max_j (-\sin \alpha \cdot StartX(c_j) + \cos \alpha \cdot StartY(c_j)).$$

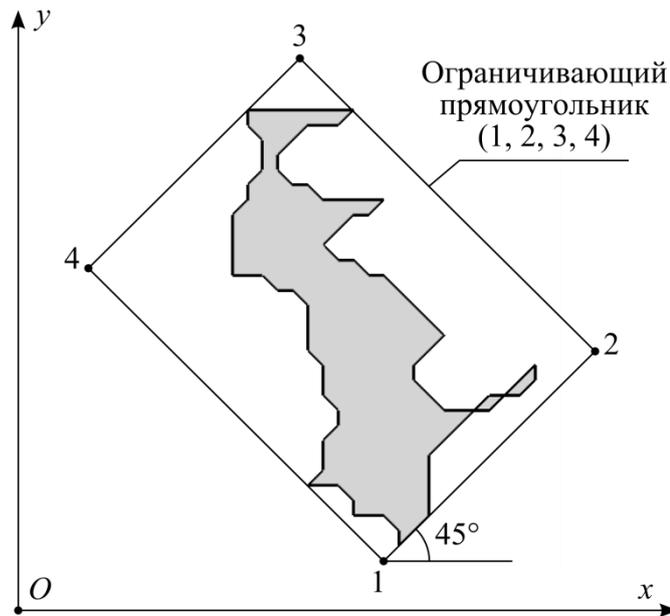


Рисунок 3.5 — Ограничивающий прямоугольник для простого объекта

Соотношение сторон. Рассчитывается как отношение длин сторон ограничивающего прямоугольника:

$$\text{СоотношениеСторон}(Region_i) = (Y'_{max} - Y'_{min}) / (X'_{max} - X'_{min}).$$

Например, для простого объекта, представленного на рисунке 3.5, соотношение сторон составляет 0,6 (объект вытянут по вертикали).

Прямолинейность границы. В рамках описываемой методики предполагается, что границы простого объекта $Region_i$ уже аппроксимированы отрезками прямых и дугами окружностей с некоторой точностью ε , т.е. границы однородной области, изначально проходившие между отдельными пикселями, представлены цепочками геометрических примитивов максимально возможной длины, отклонение которых от исходной границы не превышает ε . Тогда оценить прямолинейность границы простого объекта $Region_i$ можно через среднюю длину отрезков прямых в составе ее аппроксимации:

$$\text{ПрямолинейностьГраницы}(Region_i) = \begin{cases} P_L / (n_L \cdot p), & \text{если } n_L > 0; \\ 0, & \text{если } n_L = 0, \end{cases}$$

где P_L — сумма длин отрезков прямых в составе границы объекта;

n_L — количество отрезков прямых в составе границы объекта.

Правильность скруглений границы. Визуальный признак принимает высокие значения для объектов, в составе границ которых присутствуют длинные дуги. Оценивается аналогично признаку прямолинейности границы как отношение средней длины дуги в составе аппроксимации границы простого объекта к ее периметру.

$$\text{ПравильностьСкруглений}(Region_i) = \begin{cases} P_A / (n_A \cdot p), & \text{если } n_A > 0; \\ 0, & \text{если } n_A = 0, \end{cases}$$

где P_A — сумма длин дуг окружностей в составе границы объекта;

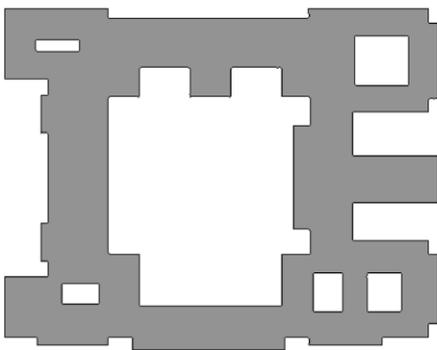
n_A — количество дуг окружностей в составе границы объекта.

Плотность точек границы. Визуальный признак введен, чтобы различать объекты естественного и искусственного происхождения. Для первых характерна криволинейная, часто «изорванная» форма, которая векторизуется большим количеством мелких геометрических примитивов (Рисунок 3.6). Объекты искусственного происхождения характеризуются более четкими и геометрически правильными границами, которые при векторизации аппроксимируются примитивами большей длины.

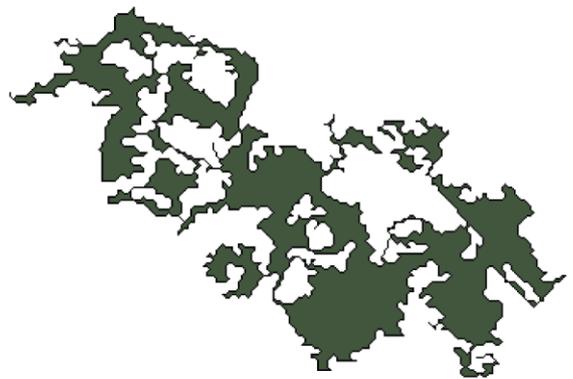
Плотность точек простого объекта $Region_i$ оценивается как количество геометрических примитивов, приходящихся на единицу длины его границы:

$$\text{ПлотностьТочек}(Region_i) = n/p,$$

где n — количество примитивов в составе границы простого объекта.



Плотность точек границы = 0,03925



Плотность точек границы = 0,28824

Рисунок 3.6 — Плотность точек границы для объектов искусственного и естественного происхождения

Учитывая дискретность исходного растрового изображения, максимально возможным значением плотности точек границы при использовании данной формулы является 1, что соответствует границе из p геометрических примитивов, каждый длиной в 1 пиксел. Минимально возможное значение плотности точек стремится к 0, что соответствует окружности.

Выпуклая оболочка. Выпуклая оболочка $ConvexHull(Region_i)$ множества точек, составляющих границу простого объекта $Region_i$, представлена многоугольником и может использоваться при оценке степени выпуклости формы объекта, его относительного расположения, а также позволяет ускорить расчет выпуклой оболочки текстурного объекта, включающего $Region_i$.

Геометрическая правильность. Характеризует степень сходства формы простого объекта с правильным многоугольником — выпуклым многоугольником, у которого равны все стороны и углы. Также максимальным значением выраженности данного признака должна обладать окружность.

Для оценки правильности многоугольника, образованного границей простого объекта, нужно в комплексе оценить степень равенства длин его сторон, степень равенства значений его углов и степень его выпуклости.

Опишем способ оценки равномерности распределения значений некоторой характеристики F элементов x множества X . Предлагается оценивать ее через степень выраженности пиков на гистограмме распределения значений характеристики F на множестве X :

$$Равн_F(X) = 1 - \max_{\substack{i=0,1,\dots,\lfloor F_{max}-F_{min}/h \rfloor \\ j=0,1,\dots,\lfloor F_{max}-F_{min}/h \rfloor}} (N_F(X, i, h) - N_F(X, j, h)) / |X|, \quad (3)$$

где $|X|$ — мощность множества X ; $\lfloor a \rfloor$ — целая часть числа a ;

h — шаг гистограммы;

$[F_{min}, F_{max}]$ — диапазон изменения значений характеристики F ;

$N_F(X, b, h)$ — количество элементов $x \in X$, попадающих в b -й интервал гистограммы, т. е. для которых верно $(F(x) - F_{min}) \in [bh, (b + 1)h)$ (или $[bh, (b + 1)h]$, если $(b + 1)h \geq F_{max}$).

Так как $\sum_i N_F(X, i, h) = |X|$, максимально возможная выраженность пиков на гистограмме соответствует случаю, когда гистограмма имеет единственный пик высотой $|X|$ (т.е. для всех $x \in X$ значения $F(x)$ попадают в единственный диапазон, а остальные диапазоны остаются пустыми), что соответствует минимальному значению признака $Равномерность_F(X) = 0$. Максимальное значение признака $Равномерность_F(X) = 1$ соответствует случаю, когда все столбцы гистограммы равны между собой по высоте, то есть значения характеристики F для разных x равновероятно принимают все возможные значения и какое-либо превалирующее значение $F(x)$ отсутствует (Рисунок 3.7).

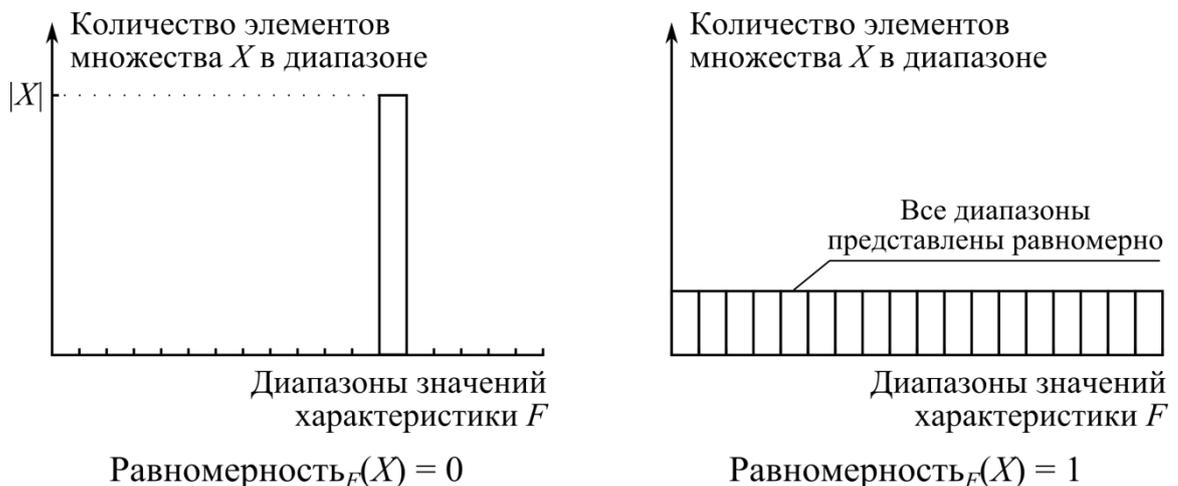


Рисунок 3.7 — Оценка выраженности пиков на гистограмме распределения значений характеристики F

Данная формула может использоваться для оценки равномерности распределения значений характеристик геометрических примитивов в составе цепочки. Например, если для объекта-многоугольника P выполняется $Равномерность_{Длина}(P) = 0$, это означает, что длины всех его сторон равны между собой. Если выполняется $Равномерность_{Длина}(P) = 1$, это означает, что

каждая из сторон многоугольника имеет уникальную длину, отличную от остальных.

Аналогично можно оценить равномерность распределения характеристик простых объектов в составе текстурного объекта (равномерен ли тон составляющих элементов текстуры?), значимых объектов в составе сложного значимого объекта и т. п.

Таким образом, геометрическую правильность простого объекта $Region_i$ можно оценить по формуле

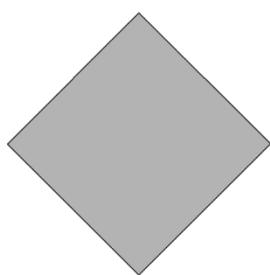
$$Правильность(Region_i) = \frac{2 - Равн_{Длина}(Region_i) - Равн_{Угол}(Region_i) + P(ConvexHull(Region_i))/p}{3},$$

где характеристика *Длина* соответствует длине звеньев seg_j ломаной, аппроксимирующей границу объекта $Region_i$;

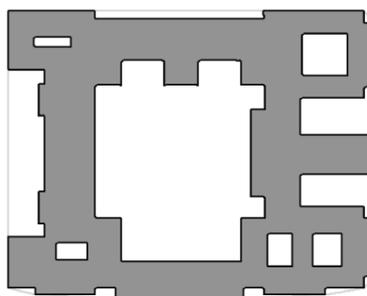
характеристика *Угол* соответствует углам $Angle_i$ поворота ломаной в начальных вершинах звеньев seg_i ;

$P(ConvexHull(Region_i))$ — периметр выпуклой оболочки объекта $Region_i$. Отношение периметра выпуклой оболочки к периметру границы объекта (либо площади выпуклой оболочки к площади границы) позволяет оценить степень выпуклости границы.

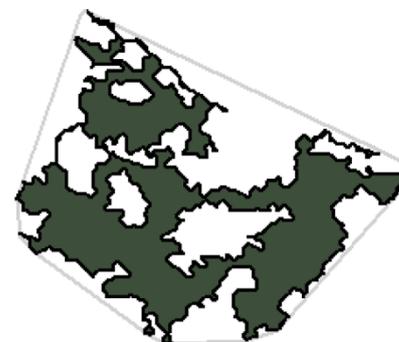
Пример оценки геометрической правильности простых объектов приведен на рисунке 3.8.



$Равномерность_{Длина} = 0$
 $Равномерность_{Угол} = 0$
 $P(ConvexHull)/P = 1$
 $Правильность = 1$



$Равномерность_{Длина} = 0,1826$
 $Равномерность_{Угол} = 0,03809$
 $P(ConvexHull)/P = 0,7372$
 $Правильность = 0,8386$



$Равномерность_{Длина} = 0,7345$
 $Равномерность_{Угол} = 0,8088$
 $P(ConvexHull)/P = 0,4092$
 $Правильность = 0,2886$

Рисунок 3.8 — Значения геометрической правильности простых объектов

Типовые формы. При описании формы объекта имеет значение оценка степени сходства его границы с базовыми геометрическими фигурами: квадратом, прямоугольником, кругом, эллипсом и др., а также с заданными эталонами. Оценка степени совпадения формы объекта с заданным эталоном может выполняться с помощью различных алгоритмов, в том числе использующих дескрипторы Фурье [86].

Визуальные признаки полостей простого объекта.

Визуальные признаки формы полостей простого объекта не следует сводить к единственному показателю, так как это не позволит при анализе формы различать объекты с большим количеством мелких полостей и малым количеством крупных полостей. Поэтому для простого объекта $Region_i$ предлагается оценивать как выраженность полостей, так и их количество (Рисунок 3.9):

$$ВыраженностьПолостей(Region_i) = \frac{\sum_j S(InnerChain_{ij})}{s};$$

$$КоличествоПолостей(Region_i) = n_{I_i}.$$

Также для каждой границы полости $InnerChain_{ij}$ по отдельности рассчитываются:

– абсолютная площадь $S(InnerChain_{ij})$, выраженность $\frac{S(InnerChain_{ij})}{s}$

и площадь относительно других объектов изображения;

– геометрический центр — для использования при оценке пространственных отношений.

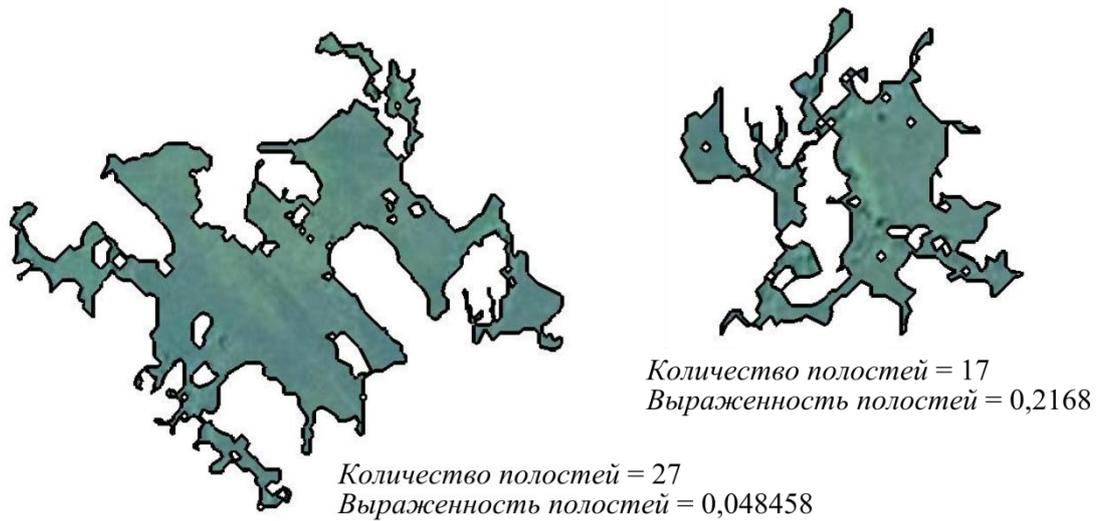


Рисунок 3.9 — Визуальные признаки полостей простых объектов

Визуальные признаки ветвей простого объекта. Назовем перекрестками точки соединения цепочек отрезков скелета. Под ветвью будем понимать часть границы простого объекта, которой соответствует цепочка скелета, хотя бы одна из конечных точек которой не является перекрестком (Рисунок 3.10).

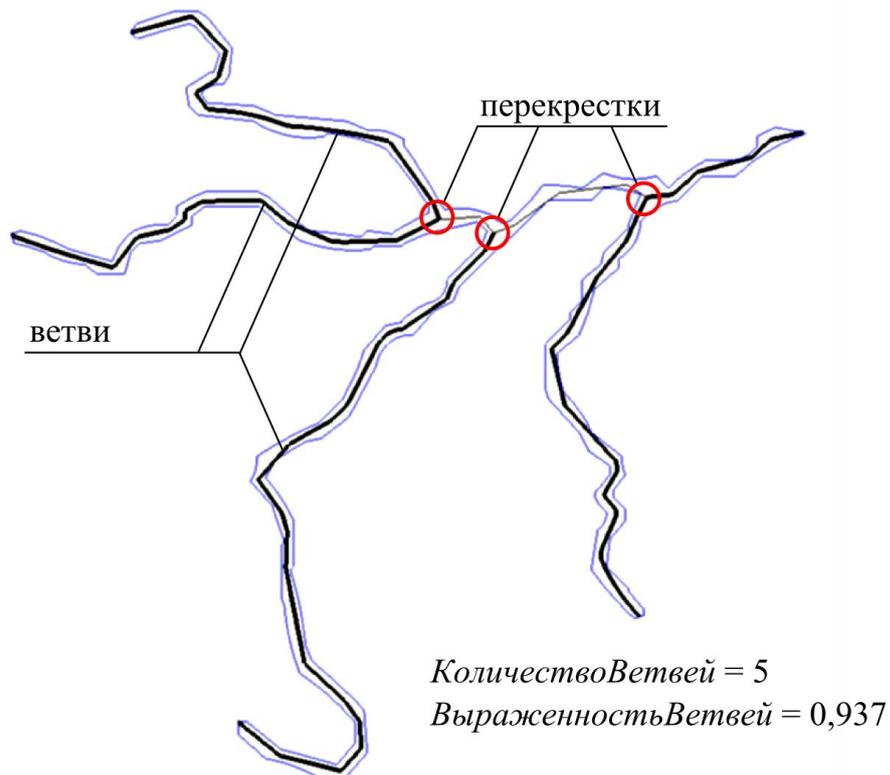


Рисунок 3.10 — Визуальные признаки ветвей простого объекта

Аналогично описанию визуальных признаков полостей, для описания ветвей простого объекта $Region_i$ будем оценивать выраженность ветвей и их количество:

$$\text{ВыраженностьВетвей}(Region_i) = \frac{\sum_k P(\text{SkelChain}_{ik})}{L_{sk}} ;$$

$$\text{КоличествоВетвей}(Region_i) = n_{s_i} .$$

Для каждой ветви по отдельности рассчитывается длина в абсолютных единицах (в пикселах либо в стандартных единицах измерения, если выполнена пространственная привязка исходного растрового изображения), а также ее выраженность: $\frac{P(\text{SkelChain}_{ik})}{L_{sk}}$. Ветви учитываются при анализе пространственных отношений между объектами.

3.1.3 Расчет значений фотометрических признаков

К фотометрическим визуальным признакам относятся признаки тона, цвета и контрастности объектов. Наиболее устойчивым из них в задаче дешифрирования является цвет, отличающийся значительным постоянством для определенных классов объектов местности. Признак тона характеризуется изменчивостью и значительно зависит от условий съемки, но в пределах одного комплекта аэрокосмических снимков стабилен и предоставляет существенный объем информации для дешифрирования [15].

Цвет, насыщенность, тон. Анализ фотометрических признаков простых объектов целесообразно производить в цветовой модели, явно разделяющей сведения о цвете и тоне, например в HSI, HSV, Lab и др. Цветовая модель RGB в рассматриваемой задаче малоэффективна, так как значения ее трех компонент существенно коррелируют между собой и со

степенью освещенности изображенной поверхности. В данной работе используется представление цвета в модели HSV, приближенной к способу описания цветов человеком, для перехода к которой из RGB используются следующие формулы [89, 62]:

$$h = \begin{cases} 0, \text{ если } \max(r, g, b) = \min(r, g, b); \\ 60 \cdot \frac{g - b}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 0, \text{ если } \max(r, g, b) = r \text{ и } g \geq b; \\ 60 \cdot \frac{g - b}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 360, \text{ если } \max(r, g, b) = r \text{ и } g < b; \\ 60 \cdot \frac{b - r}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 120, \text{ если } \max(r, g, b) = g; \\ 60 \cdot \frac{r - g}{\max(r, g, b) - \min(r, g, b)} + 240, \text{ если } \max(r, g, b) = b; \end{cases}$$

$$s = \begin{cases} 0, \text{ если } \max(r, g, b) = 0; \\ 1 - \frac{\min(r, g, b)}{\max(r, g, b)}, \text{ иначе;} \end{cases}$$

$$v = \max(r, g, b),$$

где h — оттенок, s — насыщенность, v — значение (яркость) в модели HSV;

(r, g, b) — значения компонент цвета простого объекта в модели RGB.

Визуальные признаки простых объектов *Цвет*, *Насыщенность*, *Тон* соответствуют значениям компонент h, s, v для цвета объекта.

Признак *Насыщенность* характеризует чистоту цвета и играет менее значительную роль в задаче анализа аэрокосмических снимков по сравнению с признаками цвета и тона, но может быть полезен при необходимости выделения искусственных объектов, характеризующихся ярким чистым цветом: крыш зданий, автомобилей и др.

Контрастность. Будем рассматривать яркостную контрастность, характеризующую количественные различия в освещенности объектов,

соседствующих на снимке, и цветовую контрастность, характеризующую качественные различия в их освещенности:

$$\text{ЯркКонтр}(Region_i) = \begin{cases} \text{avg}_j |V_i - V_j| / (V_{max} - V_{min}), & \text{если } V_{max} \neq V_{min}; \\ 0, & \text{если } V_{max} = V_{min}, \end{cases}$$

$$\text{ЦветКонтр}(Region_i) = \begin{cases} \text{avg}_j |H_i - H_j| / 180^\circ, & \text{если } |H_i - H_j| \leq 180^\circ; \\ \text{avg}_j (360^\circ - |H_i - H_j|) / 180^\circ, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где V_j , H_j — соответственно яркость и цвет областей $Region_j$, находящихся в заданной окрестности с областью $Region_i$;

$\text{avg}_i(X_i)$ — среднее арифметическое значение параметра X ;

V_{max} , V_{min} — максимальное и минимальное значение тона по всему изображению.

3.1.4 Расчет признаков отношений между простыми объектами

Сравнение выраженности визуальных признаков. Любую пару простых объектов $Region_1$ и $Region_2$ можно сопоставить по формуле (1) с точки зрения выраженности каждого из перечисленных визуальных признаков (пп. 3.1.1–3.1.3).

Признаки местоположения. Для оценки геометрических отношений между объектами $Region_1$ и $Region_2$ используются дополнительные построения: выпуклая оболочка, геометрический центр, минимальный ограничивающий прямоугольник со сторонами, параллельными сторонам изображения (*MBR*).

Расчет геометрического центра $C_i = (cx_i, cy_i)$ области $Region_i$ выполняется для ее границы $OuterChain_i$ (пусть граница образована N точками (x_j, y_j) , $j = 1, 2, \dots, N$) по следующим формулам [90, 91]:

$$cx_i = \frac{1}{6s} \sum_{j=1}^N (x_j + x_{j+1})(x_j y_{j+1} - x_{j+1} y_j);$$

$$cy_i = \frac{1}{6s} \sum_{j=1}^N (y_j + y_{j+1})(x_j y_{j+1} - x_{j+1} y_j)$$

Относительное расположение по горизонтали. Пусть $C_1 = (cx_1, cy_1)$ — координаты геометрического центра первого объекта $Region_1$; $C_2 = (cx_2, cy_2)$ — координаты геометрического центра второго объекта $Region_2$;

$MBRW_1, MBRW_2$ — ширина прямоугольника MBR для первого и второго объектов, которая рассчитывается по формуле: $MBRW = MBR.X_{max} - MBR.X_{min}$.

Тогда относительное расположение двух объектов вдоль горизонтальной оси можно оценить количественным показателем

$$QH(Region_1, Region_2) = \frac{cx_1 - cx_2}{MBRW_1 + MBRW_2}.$$

Положительное значение QH соответствует расположению первого объекта справа от второго, отрицательное — расположению первого объекта слева от второго.

Относительное расположение по вертикали.

Оценивается аналогично относительному расположению по горизонтали:

$$QV(Region_1, Region_2) = \frac{cy_1 - cy_2}{MBRH_1 + MBRH_2}.$$

Здесь $MBRH_1, MBRH_2$ — высота прямоугольника MBR для первого и второго объектов соответственно, которая рассчитывается по формуле: $MBRH = MBR.Y_{max} - MBR.Y_{min}$.

Положительное значение QV соответствует расположению первого объекта над вторым (в правосторонней системе координат изображения), отрицательное — расположению первого объекта под вторым.

Расстояние. Расстояние между парой объектов можно оценить как минимальное расстояние между их «опорными точками»: геометрическими центрами либо конечными точками ветвей скелета.

Расчет выполняется по формуле евклидова расстояния:

$$D(\text{Region}_1, \text{Region}_2) = \min_{\substack{(x_1, y_1) \in S_1 \cup \{C_1\} \\ (x_2, y_2) \in S_2 \cup \{C_2\}}} \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}, \quad (4)$$

где S_1, S_2 — множества конечных точек ветвей скелета первого и второго объектов соответственно.

Если выполнена пространственная привязка растрового изображения, расстояние между объектами может быть приведено к стандартным единицам измерения. Также оно может быть измерено в пикселах.

3.1.5 Фаззификация количественных значений визуальных признаков

Вышеперечисленные формулы позволяют оценить выраженность визуальных признаков отдельных простых объектов и пространственных отношений между объектами. Во многих случаях для описания изображения не требуется указания точного количественного значения выраженности визуального признака, поэтому предлагаемая методика предоставляет пользователю возможность как обращения к количественным значениям, так и словесного описания их выраженности.

Чтобы сформировать словесное описание простого объекта, необходимо использовать лингвистические переменные, сопоставленные (посредством фаззификации) его визуальным признакам. Перечисленным визуальным признакам f сопоставляются наборы лингвистических значений T_f (п. 2.1). Лингвистические значения могут соответствовать градациям выраженности по 3-значной, 5-значной или 7-значной шкале, например: *очень низкая* — *низкая* — *ниже средней* — *средняя* — *выше средней* — *высокая* — *очень высокая* (например, для визуальных признаков *Вытянутость*, *Контрастность* и др.). Значения ряда визуальных признаков, например признака *Цвет*, могут быть охарактеризованы специальными словесными формулировками: *оранжевый*, *красноватый* и др.

Для каждого лингвистического значения должна быть определена функция принадлежности s , выполняющая отображение количественного значения визуального признака в отрезок $[0, 1]$.

Функции принадлежности значений лингвистических переменных определяются путем экспертной оценки. Для этого могут применяться как прямые методы задания функции принадлежности, предполагающие указание функции в явном виде, так и косвенные, реализующие построение функции по результатам обработки данных опроса экспертов, например на основе матриц парных сравнений [92].

На рисунке 3.11 приведен пример отбора простых объектов аэрокосмического снимка, обладающих различными качественными характеристиками, отражающими выраженность признака *Плотность точек*.



Рисунок 3.11 — Оценка плотности точек границы

(источник снимка: Google, DigitalGlobe):

а — однородные области, отобранные по значению признака *Плотность точек* = *Высокая*;

б — однородные области, отобранные по значению признака *Плотность точек* = *Низкая*

3.2 Формирование уровня текстурных объектов в семантической сети изображения

Рассмотрим формирование описания изображения на уровне текстурных объектов.

Вершины семантической сети изображения на уровне текстурных объектов TV образуются выделенными на изображении кластерами простых объектов. Тектурный объект $Texture_i$ связан отношением «целое-часть» с каждым из простых объектов $Region_j$ в его составе. Это отношение (*Links*) образует связи между слоями семантической сети изображения.

Дуги между парами текстурных объектов $Texture_1$ и $Texture_2$ определяются наличием между ними отношений соседства, вложенности, «целое-часть» (если сложная текстура $Texture_1$ образована сочетанием нескольких текстурных объектов, например $Texture_2$). Также в сеть могут быть добавлены дуги между парами текстурных объектов по запросу пользователя.

Для каждой вершины $Texture_i$ и для каждой дуги семантической сети выполняется расчет количественных значений визуальных признаков; для части визуальных признаков выполняется фаззификация. В разделах 3.2.3–3.2.4 рассмотрены эвристические формулы для расчета количественных значений визуальных признаков текстурных объектов и отношений между ними. Дешифровочные признаки, относящиеся к уровню текстурных объектов, включают структуру, форму, признаки текстуры. Фаззификация признаков заключается в сопоставлении им лингвистических значений по 3, 5 или 7 градациям.

Оценка отношений между текстурными объектами выполняется аналогично оценке отношений между простыми объектами (раздел 3.1.4).

Полученные количественные и качественные характеристики текстурных объектов составляют множество атрибутов вершин $AtrTV$,

характеристики отношений между текстурными объектами — множество атрибутов дуг $AtrTR$ нечеткого атрибутивного графа $TDescr$ уровня текстурных объектов.

3.2.1 Выделение текстурных объектов на изображении

Выделение текстурных объектов на изображении рассмотрено в главе 2 и включает два этапа: 1) кластеризация множества простых объектов PV в пространстве признаков, результатом которой являются группы объектов со сходными значениями визуальных признаков, образующие текстурные области и относящиеся каждая к одному тематическому слою топографических объектов; 2) в пределах каждой из полученных групп — геометрическая кластеризация на основе расположения геометрических центров простых объектов с целью разделить на изображении геометрически не связанные области одного типа текстуры.

На каждом из этапов выделения текстурных объектов используются следующие алгоритмы кластеризации:

1. При кластеризации в пространстве признаков использован *алгоритм k -средних* (возможен другой алгоритм, максимизирующий расстояние между полученными кластерами в пространстве признаков). В качестве входных данных принимает количество кластеров (целое число не меньше 1). Результатом кластеризации является указанное либо меньшее число кластеров, расположенных на как можно больших расстояниях друг от друга.

2. При геометрической кластеризации использован *алгоритм выделения связанных компонент* (возможен другой алгоритм, принимающий в качестве входных данных максимально допустимое расстояние между опорными точками объектов в пределах кластера). В пределах одного результирующего кластера должны содержаться объекты, расстояние от

опорных точек которых до опорных точек ближайших объектов не превышает заданное значение.

Так как в процессе обработки изображения нерационально одновременно хранить в оперативной памяти данные о всех цветовых областях, для кластеризации рекомендуется использовать модификации алгоритмов с пошаговым вводом.

3.2.2 Алгоритм формирования границы текстурного объекта

Для формирования границы (оконтуривания) полученных текстурных объектов и дальнейшего описания их обобщенной формы необходимо сформировать многоугольник, моделирующий его границы — невыпуклую оболочку текстурного объекта. Для построения невыпуклой оболочки предлагается новый алгоритм, заключающийся в детализации выпуклой оболочки набора точек границ простых объектов с учетом ограничений на размер внутренних углов многоугольника [5].

Входными данными алгоритма являются:

$S = \{s_i\}_{i=1}^n, s_i \in \mathbb{R}^2$ — множество точек плоскости (точки границы простых объектов в составе текстурного);

$\alpha \in (0; 180^\circ]$ — показатель гладкости оболочки;

$\beta \in (0; 180^\circ]$ — минимальный допустимый угол невыпуклой оболочки.

Пусть функция $ConvexHull(S)$ возвращает выпуклую оболочку множества точек S в виде многоугольника. Обозначим также величину угла между отрезками a и b как $\angle(a, b)$.

Выходные данные: $P = (p_1, p_2, \dots, p_m)$, где $p_j \in S, j = 1, 2, \dots, m$ — многоугольник без самопересечений (в общем случае невыпуклый), вершинами которого являются точки набора S , такой что все точки набора S лежат внутри него или на его границе.

Алгоритм построения невыпуклой оболочки $ConcaveHull(S, \alpha, \beta)$

- 1 $P = ConvexHull(S)$;
- 2 $Q = S \setminus P$ (множество Q содержит точки S , лежащие внутри P);
- 3 Пока $Q \neq \emptyset$:
- 4 Выбрать точку $s \in Q$;
- 5 $V = \emptyset$;
- 6 Для $i = 1, 2, \dots, |P|$: (перебираются вершины p_i многоугольника P)
- 7 $AngleA_i = \angle(sp_i, sp_{i+1})$;
- 8 $AngleB_i = \angle(p_i p_{i-1}, p_i s)$;
- 9 $AngleC_i = \angle(p_{i+1} s, p_{i+1} p_{i+2})$;
- 10 Если ни отрезок sp_i , ни отрезок sp_{i+1} не пересекают ребра многоугольника P и $\Delta p_i s p_{i+1}$ не содержит точек множества $Q \setminus \{s\}$,
- 11 $V = V \cup \{p_i\}$;
- 12 Упорядочить точки $p_k \in V$ по убыванию соответствующего им значения $AngleA_k$;
- 13 Пока $V \neq \emptyset$:
- 14 Выбрать первый элемент в упорядоченном множестве V . Пусть это точка $p_k, k \in \{1, 2, \dots, |P|\}$;
- 15 Если $AngleA_k \geq \alpha$ и $AngleB_k \geq \beta$ и $AngleC_k \geq \beta$,
- 16 Добавить в P вершину s между вершинами p_i и p_{i+1} ;
- 17 $V = \emptyset$;
- 18 Иначе $V = V \setminus \{p_k\}$;
- 19 Если $s \in P$ (точка s была добавлена в многоугольник P),
- 20 $Q = S \setminus P$ (обновить список точек, лежащих внутри P);
- 21 Иначе $Q = Q \setminus \{s\}$;
- 22 Если $Q \neq \emptyset$, вернуться к строке 4;
- 23 $ConcaveHull = P$.

На одном наборе точек можно построить несколько невыпуклых оболочек. Чтобы однозначно определить результат алгоритма, принято

ограничение на размер внутренних углов многоугольника: внутренние углы P не должны превышать значение $(360^\circ - \alpha)$ и не могут быть меньше β , где $\beta \in (0; 180^\circ]$ — минимальный допустимый угол невыпуклой оболочки:

$$\angle(p_j p_{j-1}, p_j p_{j+1}) \in [\beta, 360^\circ - \alpha] \text{ для всех } j = 1, 2, \dots, m.$$

При $\alpha = 180^\circ$ многоугольник P представляет собой выпуклую оболочку множества точек S . По мере уменьшения значения α границы оболочки P детализируются, пока не будет получена оболочка, граница которой содержит все точки набора S (Рисунок 3.12). Значение $\alpha = 90^\circ$ позволяет получить плавный невыпуклый контур без излишней детализации и «выбросов».

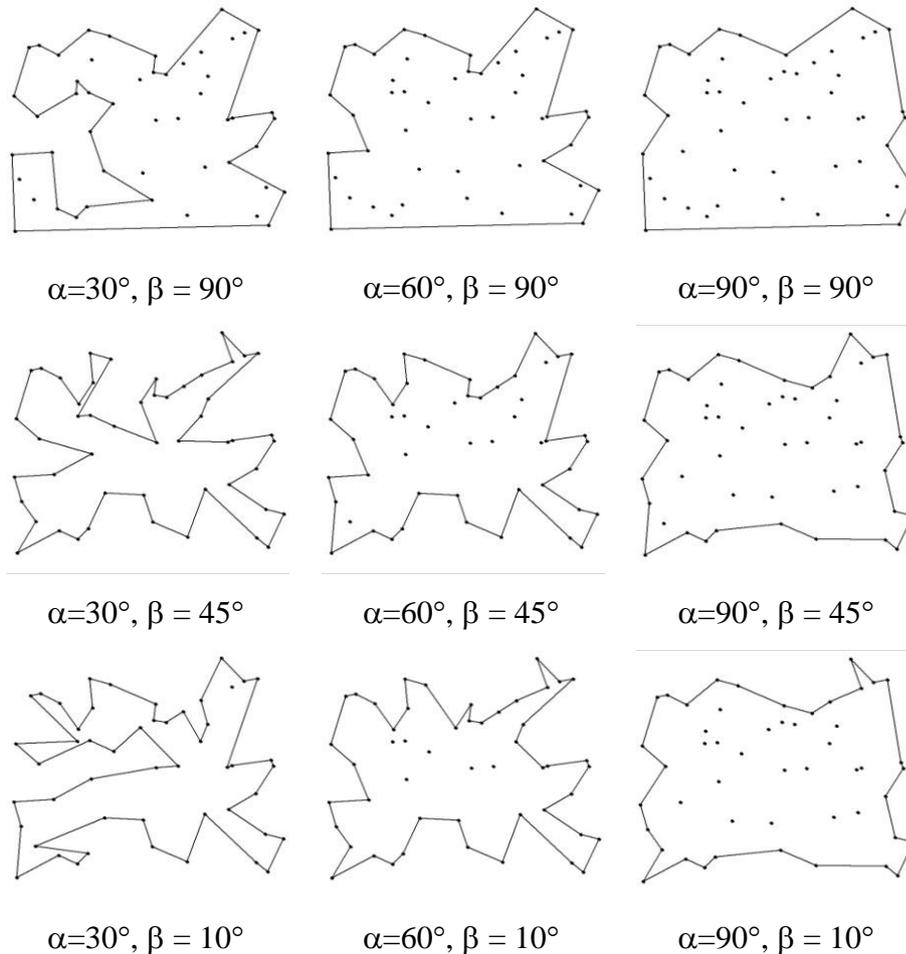


Рисунок 3.12 — Изменение формы невыпуклой оболочки при различных ограничениях на величину внутренних углов

В алгоритме построение невыпуклой оболочки выполняется путем последовательного уточнения выпуклой оболочки множества точек S . Для каждой точки $s \in S$, находящейся внутри оболочки P , рассматриваются пары отрезков к соседним вершинам оболочки (sp_i и sp_{i+1}), не имеющие других пересечений с границей P , кроме своих вершин. При этом должны выполняться условия $\angle(sp_i, sp_{i+1}) > \alpha$, $\angle(p_i p_{i-1}, p_i s) \leq \beta$, $\angle(p_{i+1} s, p_{i+1} p_{i+2}) \leq \beta$. Если треугольник $\Delta sp_i p_{i+1}$ не содержит других внутренних точек S , то точка s добавляется в невыпуклую оболочку между вершинами p_i и p_{i+1} . Процесс повторяется для внутренних точек оболочки P до тех пор, пока по результатам обхода всех точек не будет произведено ни одного уточнения границы (Рисунок 3.13).

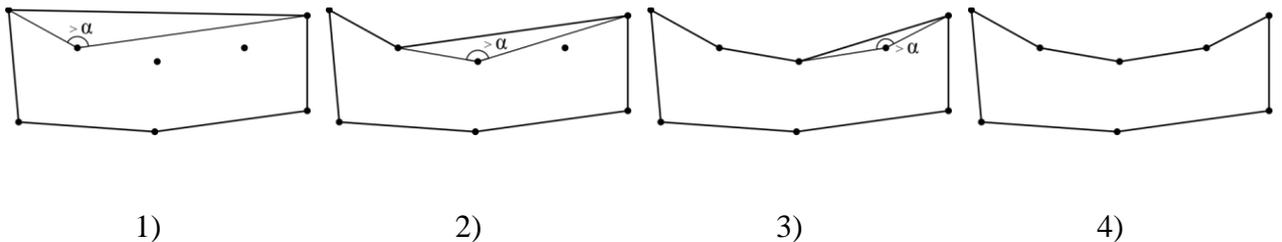


Рисунок 3.13 — Добавление точек в невыпуклую оболочку

Оценим вычислительную сложность алгоритма. Лучший случай имеет место, когда все n точек набора S принадлежат выпуклой оболочке. Худший случай соответствует ситуации, когда полученная выпуклая оболочка образована 3 точками набора S , но итоговая невыпуклая оболочка содержит все n точек набора.

Пусть выпуклая оболочка набора S содержит h вершин. В худшем случае в ходе выполнения алгоритма в невыпуклую оболочку будут добавлены все оставшиеся $n - h$ вершин, причем каждая очередная вершина невыпуклой оболочки будет выявляться на последнем шаге перебора, то есть цикл 3–22 будет выполняться $(n - h)$ раз, для каждой из точек s , расположенных внутри выпуклой оболочки.

Рассмотрим первое выполнение цикла 3–22.

Подцикл 6–11 выполняется для каждой вершины p_i выпуклой оболочки (h раз) и содержит проверку, возможно ли уточнение границы за счет замены ребра $p_i p_{i+1}$ парой ребер $p_i s$ и $s p_{i+1}$. Проверка заключается в проверке пересечения ребра с h ребрами выпуклой оболочки и проверке принадлежности $(n - h - 1)$ точки треугольнику $\Delta p_i s p_{i+1}$ (шаг 10). По результатам выполнения подцикла 6–11 во множество V заносятся вершины p_i , соответствующие ребрам $p_i p_{i+1}$, за счет которых можно уточнить выпуклую оболочку (в худшем случае V будет содержать h вершин).

На шаге 12 отобранные ребра сортируются в порядке возрастания внутреннего угла многоугольника, образующего после их удаления из оболочки. Число шагов алгоритма сортировки пропорционально $\log_2 h$ [93].

В подцикле 13–18 выполняется проверка выполнения условий на форму многоугольника: внутренние углы не должны быть меньше заданного значения β и больше $(360^\circ - \alpha)$. Если многоугольник, который будет получен после уточнения ребра, не удовлетворяет условиям, проверяется следующее ребро и т. д. В худшем случае будет выполнен перебор всех h вершин из множества V , по результатам которого не будет уточнено ни одно ребро.

Таким образом, количество шагов при первом выполнении цикла 3–22 пропорционально $h(h + n - h - 1) + \log_2 h + h = hn + \log_2 h$.

Пусть по результатам первого выполнения цикла 3–22 в многоугольник P была добавлена единственная точка. При следующем выполнении цикла 3–22 множество V может быть заполнено $(h + 1)$ точками, что соответствует количеству шагов, пропорциональному

$$(h + 1)(h + 1 + n - h - 2) + \log_2(h + 1) + h + 1 = (h + 1)n + \log_2(h + 1).$$

Таким образом, совокупное число шагов при выполнении шагов 2–23 пропорционально

$$\sum_{k=0}^{n-h-1} (h + k)n + \log_2(h + k) \leq (n - h) \cdot ((n - 1)n + \log_2(n - 1)),$$

соответственно, сложность алгоритма составляет $O(n^3)$, что совпадает с существующими алгоритмами, выполняющими уточнение выпуклой оболочки.

На рисунке 3.14 приведен пример построения невыпуклой оболочки множества точек для текстурной области, выделенной на аэрокосмическом снимке.



Рисунок 3.14 — Пример построения границы текстурной области
(источник снимка: Google, DigitalGlobe)

3.2.3 Расчет значений признаков структуры и формы для текстурных объектов

Признаки структуры. Каждый текстурный объект $Texture_i$ представлен подмножеством простых объектов, обладающих сходными характеристиками, поэтому в первую очередь его можно охарактеризовать свойствами составляющих его простых объектов. По каждому из перечисленных в разделе 3.1 визуальных признаков уровня простых объектов $AtrPV_j$ выполняется расчет минимального, максимального и среднего значения для объектов в составе $Texture_i$:

$$\min_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)),$$

$$\max_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)), \quad \text{avg}_{Region \in Texture_i} (atrPV_j(Region)).$$

Это позволяет охарактеризовать текстурный объект с точки зрения его структуры. Например, для текстурного объекта, представляющего лес, через визуальные

признаки составляющих его простых объектов можно оценить тип и состояние его деревьев.

Признаки формы. После того как сформирован многоугольник $Hull(Texture_i)$, описывающий форму текстурного объекта, к нему применяются перечисленные в п. 3.1.2 формулы оценки выраженности визуальных признаков формы (вытянутость, извилистость, ориентация, геометрическая правильность и др.). Эта группа визуальных признаков характеризует форму текстурного объекта как единого целого.

3.2.4 Расчет значений признаков текстуры

В таблице 3.3 приводятся примеры эвристических формул для расчета количественных значений визуальных признаков текстурных объектов. Для описания свойств текстуры используются следующие признаки, выделенные с учетом особенностей зрительного восприятия человека [94]: *зернистость* (размер наибольшей связной области, однородной по яркости), *контрастность* (широта диапазона значений уровня серого на изображении), *направленность* (общая степень направленности элементов текстуры), *линейность*, *регулярность*, *грубость очертаний элементов*.

Пусть текстурный объект $Texture_i$ образован множеством простых объектов $\{Region_j\}$.

Таблица 3.3 — Примеры формул расчета значений визуальных признаков текстурных объектов

Наименование признака	Способ расчета	Диапазон значений
Зернистость	$\frac{\text{avg}(\text{ОтнПлощадь}(\text{Region}_j))}{\text{ОтнПлощадь}(\text{Hull}(\text{Texture}_i))}$ <p>отношение средней относительной площади простых объектов $\text{ОтнПлощадь}(\text{Region}_j)$ в составе текстурного объекта Texture_i к относительной площади оболочки текстурного объекта $\text{Hull}(\text{Texture}_i)$</p>	[0; 1]
Контрастность	$\frac{\text{avg}(\text{ЯркКонтр}(\text{Region}_j)) + \text{avg}(\text{ЦветКонтр}(\text{Region}_j))}{2}$ <p>среднее значение контрастности (яркостной и цветовой) простых объектов в составе текстурного объекта Texture_i</p>	[0; 1]
Направленность	выраженность пиков на гистограмме значений углов ориентации простых объектов $\text{Ориентация}(\text{Region}_j)$ в составе текстурного объекта Texture_i	[0; 1]
Линейность	$\text{avg}_{R_i \in T}(\text{Вытянутость}(R_i))$ <p>среднее значение вытянутости простых объектов $\text{Вытянутость}(\text{Region}_j)$ в составе текстурного объекта Texture_i</p>	[0; 1]
Регулярность	выраженность пиков на гистограмме расстояний между простыми объектами в составе текстурного объекта (расстояния рассчитываются между геометрическими центрами и/или конечными точками скелетов простых объектов)	[0; 1]
Грубость очертаний элементов	$1 - \text{avg}_j(\text{Правильность}(\text{Region}_j))$ <p>среднее значение оценки геометрической <i>неправильности</i> простых объектов Region_j в составе текстурного объекта</p>	[0; 1]

Зернистость. Зернистость текстуры характеризует размер и количество ее составляющих элементов. Крупнозернистая текстура состоит из небольшого количества крупных элементов, в то время как мелкозернистая — из большого числа мелких элементов.

Зернистость текстуры можно оценить по средней площади составляющих ее элементов:

$$\text{Зернистость}(\text{Texture}_i) = \frac{\text{avg}(\text{ОтнПлощадь}(\text{Region}_j))}{\text{ОтнПлощадь}(\text{Hull}(\text{Texture}_i))},$$

где $Hull(Texture_i)$ — ограничивающий многоугольник-оболочка текстурного объекта $Texture_i$ (далее — оболочка).

Контрастность. Характеризует различие в интенсивности соседних элементов текстуры. Контрастность текстуры можно оценить по средней контрастности составляющих ее элементов:

$$Контрастность(Texture_i) = \frac{\text{avg}(\text{ЯркКонтр}(Region_j)) + \text{avg}(\text{ЦветКонтр}(Region_j))}{2}$$

Направленность. Предлагается оценивать направленность текстуры как равномерность распределения углов ориентации простых объектов в составе текстурного объекта. Для этого оценивается степень выраженности пиков на гистограмме значений углов ориентации простых объектов (3):

$$Направленность(Texture_i) = \text{Равн}_{\text{Ориентация}}(Texture_i).$$

Линейность. Линейность текстуры характеризует форму ее составляющих элементов и может быть оценена как среднее значение их вытянутости:

$$Линейность(Texture_i) = \text{avg}_j(\text{Вытянутость}(Region_j))$$

Регулярность. Характеризует равномерность расположения составляющих элементов текстуры на плоскости. Для оценки регулярности текстуры выполняется анализ расстояний между парами простых объектов в ее составе. Расчет расстояний между парами простых объектов в составе текстурного выполняется по их геометрическим центрам и/или конечным точкам скелетов (4). Каждому простому объекту $Region_j$ ставится в соответствие расстояние от него до ближайшего простого объекта. Для упрощения расчетов могут рассматриваться только пары объектов, расстояние между которыми не превышает заданное пользователем пороговое значение d . Выполняется построение гистограммы значений расстояний: горизонтальная ось соответствует значениям минимальных расстояний из отрезка $[0, d]$, по вертикальной оси откладывается частота

встречаемости соответствующего значения расстояния для множества $\{Region_j\}$.

Присутствие на полученной гистограмме выраженных изолированных пиков — признак наличия регулярности в расположении цветочных областей. Чем более ярко выражены пики, тем выше регулярность текстуры. Степень выраженности пиков на гистограмме расстояний оценивается по формуле (3):

$$\text{Регулярность}(Texture_i) = \text{Равн}_{\text{Расстояние}}(Texture_i).$$

Грубость очертаний элементов. Соответствует среднему значению оценки геометрической правильности простых объектов в составе текстурного объекта:

$$\text{Грубость Очертаний}(Texture_i) = 1 - \text{avg}_j(\text{Правильность}(Region_j)).$$

3.3 Формирование уровня значимых объектов в семантической сети изображения

Вершины SV семантической сети изображения на уровне значимых объектов представлены: 1) выделенными на изображении подмножествами простых и текстурных объектов $\{v_j\} \subseteq PV \cup TV$ (если это площадные значимые объекты); 2) отдельными цепочками границ объектов из $\{v_j\}$ (если это линейные значимые объекты); 3) отдельными точками, производными от границ объектов из $\{v_j\}$ (если это точечные объекты). С каждым из объектов $\{v_j\}$ значимый объект $Significant_i$ связан отношением «целое-часть» — отношение $Links$, образующее связи между слоями семантической сети изображения.

Дуги между парами значимых объектов $Significant_1$ и $Significant_2$ определяются наличием между ними отношений соседства, вложенности, «целое-часть» (между сложным значимым объектом и образующими его частями, например *Группа зданий* — *Здание*), «класс-подкласс» (например,

Лес — Хвойный лес). Также в сеть могут быть добавлены дополнительные дуги между парами значимых объектов по запросу пользователя.

Для каждой вершины $Significant_i$ и для каждой дуги семантической сети выполняется расчет количественных значений визуальных признаков (атрибуты вершин $AtrSV$ и атрибуты дуг $AtrSR$); для части визуальных признаков выполняется фазификация. Перечень визуальных признаков, анализируемых на уровне значимых объектов, определяется предметной областью. Оценка отношений между значимыми объектами выполняется аналогично оценке отношений между простыми объектами (п. 3.1.4).

3.3.1 Выделение значимых объектов на изображении

При выделении значимых объектов на изображении формируются тематические слои, каждый из которых соответствует некоторому классу объектов местности и образован простыми и текстурными объектами. Заполнение тематических слоев производится на основе как собственных визуальных признаков объектов изображения, так и признаков отношений между объектами. Представление описания изображения в виде семантической сети позволяет автоматизировать обработку этой системы взаимосвязей.

С помощью запроса $Query$ (п. 2.2.4) на уровнях $PDescr \cup TDescr$ ищется необходимое сочетание значений визуальных признаков. Успешное завершение поиска означает наличие на изображении значимых объектов заданных классов.

В запросе $Query$ каждому классу значимых объектов qv_i сопоставлен атрибут — логическая комбинация утверждений вида $f(Obj) = t$, где f — некоторый визуальный признак, характеризующий значимый объект класса qv_i , t — значение лингвистической переменной, сопоставленной визуальному

признаку f , характерное для значимого объекта класса qv_i . Для комбинирования утверждений используются операции конъюнкции, дизъюнкции и отрицания. Обозначим $Rules(qv_i, Obj)$ степень истинности этого утверждения для конкретного объекта Obj .

Истинность атомарного утверждения вида $f(Obj_k) = t$ соответствует степени принадлежности значению t лингвистической переменной, сопоставленной признаку f , для объекта Obj_k . Степень истинности составных утверждений о визуальных признаках рассчитывается по правилам нечеткой логики (Таблица 3.4).

Таблица 3.4 — Правила расчета степени истинности утверждения о визуальных признаках объекта

Логическая операция	Расчет степени истинности
Отрицание $\neg(f(Obj) = t)$	$1 - \text{Истинность}(f(Obj) = t)$
Конъюнкция $(f_1(Obj) = t_1) \wedge (f_2(Obj) = t_2)$	$\min(\text{Истинность}(f_1(Obj) = t_1), \text{Истинность}(f_2(Obj) = t_2))$
Дизъюнкция $(f_1(Obj) = t_1) \vee (f_2(Obj) = t_2)$	$\max(\text{Истинность}(f_1(Obj) = t_1), \text{Истинность}(f_2(Obj) = t_2))$

Например, рассмотрим расчет истинности для простого объекта 4 (Рисунок 2.3) следующей логической комбинации утверждений (Таблица 2.6), которая задает признаки значимого объекта класса «Дорога»:

(Вытянутость = Сильно вытянутый)

ИЛИ Вытянутость = Средне вытянутый)

И НЕ Контрастность = Низкая

И Количество Полостей = Сплошной

И (Тон = Почти белый)

ИЛИ Тон = Светло-серый)

И (Плотность Точек = Средняя ИЛИ Плотность Точек = Низкая).

Значения истинности атомарных утверждений о визуальных признаках объекта 4 (степени принадлежности соответствующим значениям лингвистических переменных) приведены в таблице 3.5.

Таблица 3.5 — Истинность утверждений о визуальных признаках рассматриваемого простого объекта

Утверждение о значении признака	Истинность утверждения	Утверждение о значении признака	Истинность утверждения
<i>Вытянутость</i> = <i>Сильно вытянутый</i>	1,00	<i>Тон</i> = <i>Почти белый</i>	1,00
<i>Вытянутость</i> = <i>Средне вытянутый</i>	0,21	<i>Тон</i> = <i>Светло-серый</i>	0,22
<i>Контрастность</i> = <i>Низкая</i>	0,00	<i>ПлотностьТочек</i> = <i>Низкая</i>	0,63
<i>КоличествоПолостей</i> = <i>Сплошной</i>	1,00	<i>ПлотностьТочек</i> = <i>Средняя</i>	0,96

Таким образом,

$$Rules(\text{Дорога}, 4) = \min(\max(1,00; 0,21); 1,00 - 0; 1,00; \max(1,00; 0,22); (0,96; 0,63)) = \min(1,00; 1,00; 1,00; 1,00; 0,96) = 0,96.$$

Аналогично, пусть функция $Rules(qv_i, qv_j, Obj_1, Obj_2)$ возвращает степень истинности утверждения о связи между объектами классов qv_i и qv_j применительно к паре конкретных объектов изображения Obj_1 и Obj_2 .

Рассмотрим алгоритм формирования для каждого класса значимых объектов qv_i тематического слоя $Layer_i$, представленного множеством простых и текстурных объектов, для которых истинность запрошенных утверждений о характерных свойствах объектов класса qv_i и их отношениях со значимыми объектами других классов превышает заданное пороговое значение.

Для формирования тематических слоев выполняется:

1. Для каждого класса значимых объектов qv_i создается тематический слой $Layer_i$, в который отбирается множество объектов изображения, для которых истинность утверждений, сопоставленных классу qv_i , превышает необходимое значение $\theta_{необх}$. Объекты, для которых степень истинности ниже $\theta_{необх}$, не рассматриваются как вероятные представители класса значимых объектов.

По итогам выполнения этих действий для всех объектов $Obj_k \in Layer_i$ должно выполняться условие $Rules_i(Obj_k) \geq \theta_{необх}$. Обозначим

$$Rules_i(Obj_k) = VertexCompatibility_{k,i}.$$

Например, на рисунке 3.15, а приведен пример полученного множества $Layer_{Дороги}$.

Далее множество $Layer_i$ будет уточняться.

2. Для каждого из отобранных объектов рассчитывается истинность утверждений о связях между значимыми объектами: для каждой пары классов (qv_i, qv_j) рассматриваются все возможные сочетания объекта из тематического слоя $Layer_i$ и объекта из тематического слоя $Layer_j$. Максимальные полученные значения истинности для каждого объекта $Obj_k \in Layer_i$ сохраняются. Обозначим их

$$EdgeCompatibility_{k,ij} = \max_{Obj_m \in Layer_j} Rules_{ij}(Obj_k, Obj_m).$$

3. Для каждого объекта Obj_k рассчитывается взвешенная сумма значений истинности:

$$Sum_k = w_{vertex} \cdot VertexCompatibility_{k,i} + w_{edge} \cdot \sum_{j=1}^p EdgeCompatibility_{k,ij},$$

где p — количество связей объектов класса qv_i с объектами других классов;

w_{vertex}, w_{edge} — весовые коэффициенты, такие что $w_{vertex} + p \cdot w_{edge} = 1$.

Выполняется сравнение Sum_k с достаточным значением истинности $\theta_{дост}$. Если $Sum_k < \theta_{дост}$, объект Obj_k удаляется из тематического слоя $Layer_i$ (таким образом, множества вероятных представителей значимого объекта qv_i уточняются (Рисунок 3.15, б)).



а

б

Рисунок 3.15 — Пример формирования тематического слоя *Здания* (источник изображения: Google): а — объекты, отобранные после первого обхода запроса; б — уточненное множество объектов

Алгоритм формирования тематического слоя значимых объектов

Входные данные:

$Query$ — запрос;

qv_i — класс значимых объектов;

$O = \{Obj_k\}$ — множество простых и текстурных объектов, выделенных на изображении;

$\theta_{необх}$ — *необходимая* степень истинности утверждений о визуальных признаках значимого объекта: объекты со степенью истинности ниже $\theta_{необх}$ не рассматриваются как вероятные представители класса значимых объектов;

$\theta_{дост}$ — *достаточная* степень истинности утверждений о визуальных признаках значимого объекта, по достижении которого объект Obj_k добавляется в тематический слой;

$q = w_{vertex}/w_{edge}$ — числовое значение для расчета взвешенной суммы степеней истинности.

Выходные данные:

$Layer_i \subseteq O$ — тематический слой, сопоставленный классу qv_i .

Обход 1. Отбор объектов с необходимым значением степени истинности утверждений об отдельном классе.

- 1 Для каждого класса qv_i :
- 2 $Layer_i \leftarrow \emptyset$;
- 3 Для каждого объекта $Obj_k \in O$:
- 4 $VertexCompatibility_{ki} \leftarrow Rules(i, Obj_k)$;
- 5 Если $VertexCompatibility_{ki} \geq \theta_{необх}$,
- 6 $Layer_i \leftarrow Layer_i \cup \{Obj_k\}$.

Обход 2. Расчет для отобранных объектов степеней истинности утверждений о связи между значимыми объектами.

- 7 Для каждой пары классов (qv_i, qv_j) :
- 8 Для каждого объекта $Obj_k \in O$:
- 9 $EdgeCompatibility_{kij} \leftarrow 0$;
- 10 Для каждого объекта $Obj_k \in Layer_i$:
- 11 Для каждого объекта $Obj_m \in Layer_j$:
- 12 $c \leftarrow Rules(i, j, Obj_k, Obj_m)$;
- 13 Если $c > EdgeCompatibility_{kij}$,
- 14 $EdgeCompatibility_{kij} \leftarrow c$;
- 15 Если $c > EdgeCompatibility_{mij}$,
- 16 $EdgeCompatibility_{mij} \leftarrow c$.

Обход 3. Расчет окончательных значений степени истинности.

- 17 Для каждого класса qv_i :
- 18 $w_{edge} \leftarrow 1/(q + p)$, где p — количество рассматриваемых связей значимых объектов класса qv_i с объектами других классов;
- 19 $w_{vertex} \leftarrow q \cdot w_{edge}$;
- 20 Для каждого объекта $Obj_k \in Layer_i$:

$$21 \quad Sum \leftarrow w_{vertex} \cdot VertexCompatibility_{ki} + w_{edge} \cdot \sum_{j=1}^p EdgeCompatibility_{kij};$$

22 Если $Sum < \theta_{docm}$,

$$23 \quad Layer_i \leftarrow Layer_i \setminus Obj_k$$

(исключить Obj_k из тематического слоя $Layer_i$).

Результатом выполнения алгоритма являются тематические слои, содержащие объекты изображения, представляющие значимые объекты.

3.3.2 Расчет значений визуальных признаков значимых объектов

Перечень визуальных признаков, которые рассматриваются на уровне значимых объектов, определяется типом местности, масштабом съемки и целью анализа. Визуальные признаки, анализ которых должен быть произведен, перечисляются в нормативных документах по картографии. Так, при обозначении на карте рек и каналов указывается их ширина; для дорог — тип покрытия, ширина проезжей части; для лесов — характеристики древостоев: господствующие породы, средняя высота и толщина стволов, среднее расстояние между ними; для линий электропередач — высота опор [15].

В рамках предложенной методики эти признаки предлагается выразить через комбинацию признаков простых и текстурных объектов.

Пример — Рассмотрим оценку среднего расстояния между деревьями в лесу. Как правило, участки леса на аэрокосмических снимках представлены простыми объектами темного тона $\{A_i\}$ с большим количеством мелких полостей, которые соответствуют основной зеленой массе деревьев (рисунок 3.16, б), и текстурным объектом с мелкозернистой структурой (визуальный признак *Зернистость*), образованным мелкими светлыми простыми объектами $\{B_j\}$, расположенными в полостях объектов A_i .

(рисунок 3.16, в). Эти объекты соответствуют высвеченным солнцем верхушкам крон.

Среднее расстояние между деревьями рассчитывается на основе просветов между кронами, что в терминах визуальных признаков соответствует расстоянию между геометрическими центрами полостей простого объекта A либо расстоянию между геометрическими центрами простых объектов $\{B_i\}$. На рисунке 3.16 среднее расстояние между простыми объектами B_i составляет 11,3 пиксела (10,7 м).

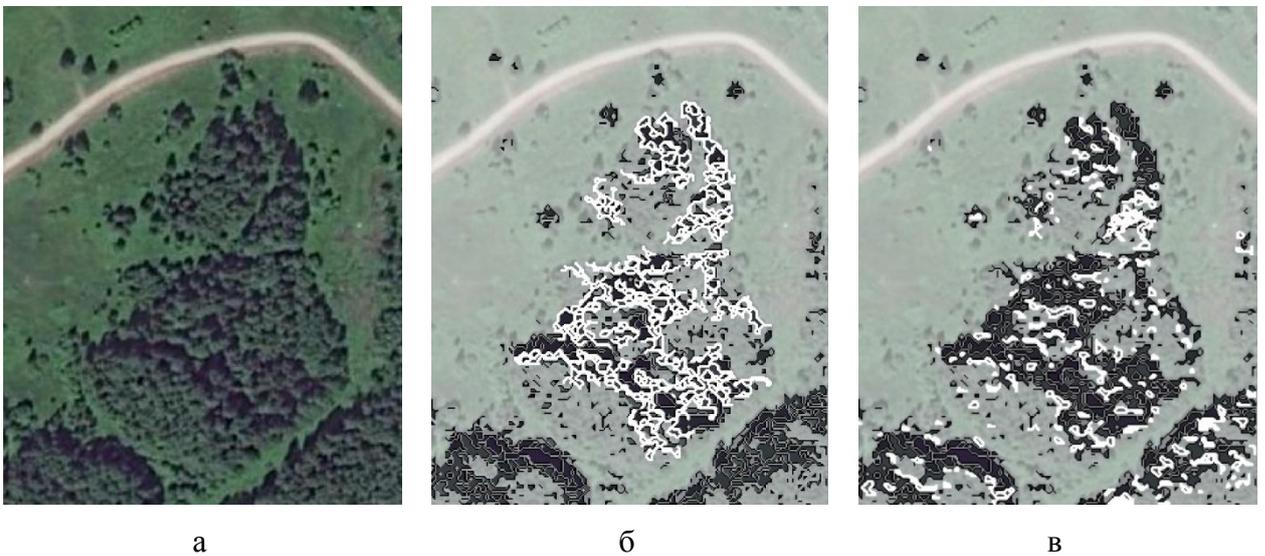


Рисунок 3.16 — Простые и текстурные объекты в составе значимого объекта *Лес* (источник снимка: Google, DigitalGlobe): а — исходный снимок; б — простые объекты, соответствующие зеленой массе деревьев; в — текстурный объект, соответствующий верхушкам крон

3.4 Выводы по главе

Предлагаемая методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков заключается в формировании описания изображения на каждом уровне абстракции от нижнего к верхнему с помощью статистических характеристик, геометрических функций,

классической и нечеткой логики. На каждом уровне абстракции выполняется расчет количественных значений выраженности визуальных признаков объектов, их преобразование к качественному выражению путем фаззификации и занесение в соответствующий слой семантической сети изображения.

Перечень используемых визуальных признаков и отношений между объектами определяется задачей анализа. В задаче автоматизации дешифрирования аэрокосмических снимков предлагается для простых объектов оценивать признаки размера, формы, фотометрические признаки, для текстурных объектов — признаки структуры, текстуры и формы (на основе анализа невыпуклой оболочки текстурного объекта); анализируемые визуальные признаки значимых объектов определяются целью анализа.

Разработанный алгоритм оконтуривания текстурных объектов способствует сокращению субъективности при дешифрировании.

Выделение на изображении значимых объектов предлагается осуществлять путем обработки запроса, содержащего утверждения о характерных визуальных признаках значимых объектов и связей между ними.

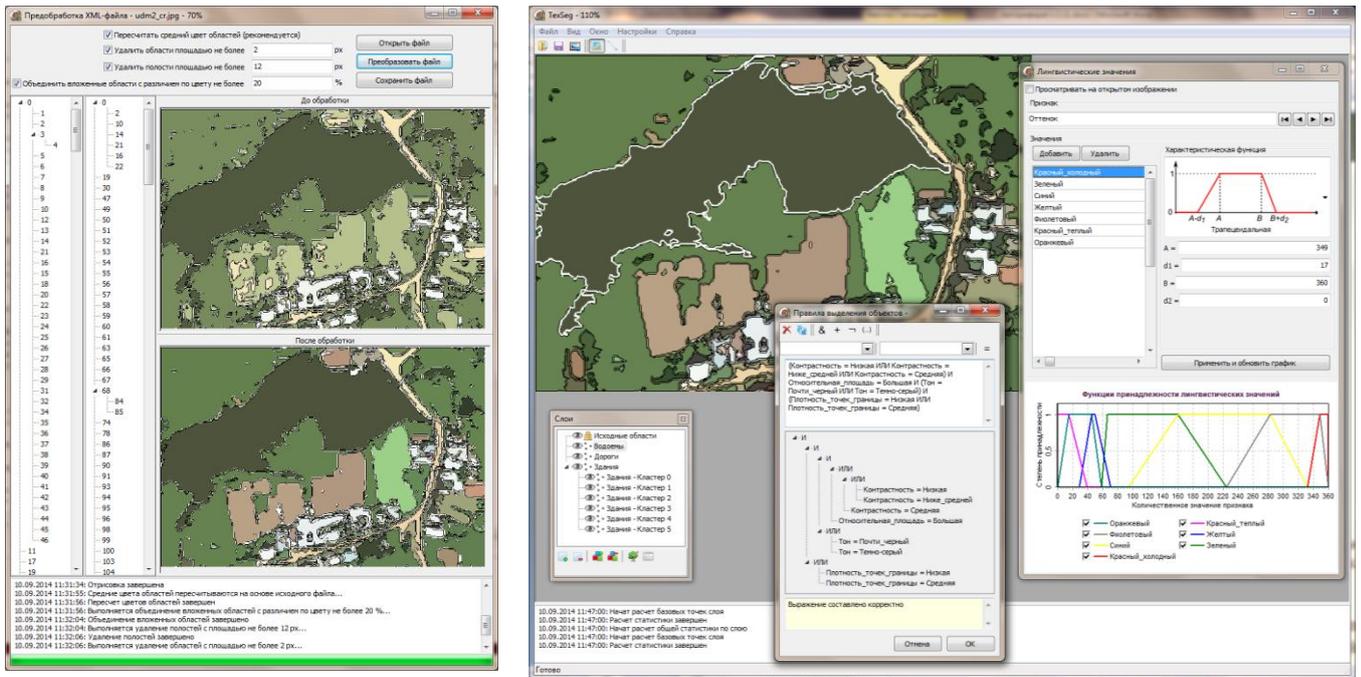
4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЫ СЕМАНТИЧЕСКОГО КОДИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

4.1 Построение и реализация программной системы семантического кодирования изображений

Система семантического кодирования результатов цветовой и текстурной сегментации TexSeg [13] позволяет автоматизировать выделение на снимках значимых объектов местности, анализ их характеристик и построение границ для дальнейшего обозначения на карте (Рисунок 4.1). Пользователь при необходимости может задавать правила выделения значимых объектов, используя словесные формулировки значений визуальных признаков, а также настраивать функции принадлежности значений лингвистических переменных.

Обработка изображений в системе TexSeg (Рисунок 4.2) включает следующие шаги:

1. Загрузка изображения из XML-файла (входными данными для системы является XML-файл, содержащий результаты векторизации изображения в программном комплексе AutoPhoto [85]).
2. Выделение на изображении групп цветовых областей, соответствующих различным значимым объектам, и помещение их в отдельные тематические слои.
3. Разбиение цветовых областей в пределах тематических слоев на геометрические кластеры.
4. Оконтуривание слоев.
5. Сохранение результатов обработки.



а

б

Рисунок 4.1 — Пример работы системы семантического кодирования TexSeg:

а — окно модуля предобработки векторизованных аэрокосмических снимков;

б — пример выделения водоемов на изображении (открыты окно слоев, окно настройки правил выделения объектов, окно настройки значений лингвистических переменных)

Входные данные:

- Метаданные (сведения о снимке)
- Растр
- Векторная информация
 - Однородная область R_1
 - Граница области *OuterChain*
 - Граница полости *InnerChain₁*
 - Граница полости *InnerChain₂*
 - ...
 - Скелет области *SkelChain*
 - Однородная область R_2
 - ...
 - Однородная область R_n

Выходные данные:

- Метаданные (описание изображения)
- Описание значимых объектов
 - Населенный пункт
 - Дороги
 - Текстурный объект
 - » Простой объект 1
 - » Простой объект 2
 - Группа зданий
 - Здание 1
 - » Простой объект 1
 - Здание 2
 - » Простой объект 1
 - Здание 3
 - » Простой объект 1
 - Лес
 - Водоем
 - ...

Рисунок 4.2 — Преобразование информации аэрокосмических снимков в системе

Система TexSeg включает в себя следующие подсистемы (Рисунок 4.3):

1. Подсистема предобработки векторизованных аэрокосмических снимков (предназначена для удаления артефактов векторизации, например

цветовых областей нулевой площади и периметра, при необходимости — объединения соседних областей со сходным в заданных пределах цветом; Рисунок 4.1, а).

2. Подсистема работы с реляционной базой данных, в том числе базой данных пользователя (данные о сеансах работы с системой) и базой геометрических данных (внутренняя база данных, хранящая информацию об исходных данных, результатах их обработки и правилах выделения значимых объектов).

3. Подсистема обработки простых объектов, выполняющая расчет количественных значений признаков простых объектов.

4. Подсистема обработки текстурных объектов, выполняющая кластеризацию исходного множества простых объектов, анализ и оконтуривание полученных кластеров, расчет количественных значений признаков текстурных объектов.

5. Подсистема выделения значимых объектов, выполняющая отбор простых и текстурных объектов, удовлетворяющих заданным правилам, в текстурные слои.

6. Подсистема фаззификации визуальных признаков, выполняющая преобразование рассчитанных количественных выражений признаков объектов к качественным характеристикам.

Работоспособность системы проверена на 150 снимках Landsat-7, а также на 50 снимках, полученных с помощью сервиса «Google Планета Земля».



Рисунок 4.3 — Структурная схема системы TexSeg

4.1.1 База геометрических данных

На рисунке 4.4 представлена схема базы геометрических данных системы TexSeg. База данных имеет формат Microsoft Access. Взаимодействие системы с базой данных выполняется посредством провайдера Microsoft Jet 4.0 OLE DB.

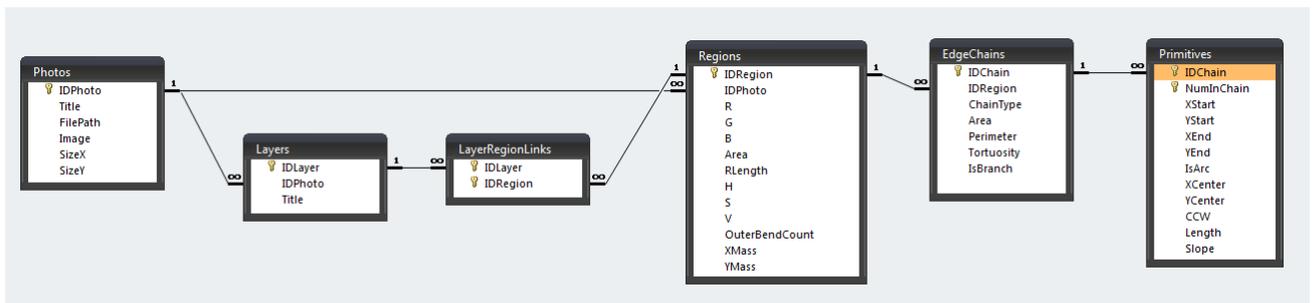


Рисунок 4.4 — Схема базы геометрических данных системы семантического кодирования изображений

Полученные из входного файла сведения об исходном изображении, цветовых областях, цепочках, образующих их границы и скелеты, и отдельных геометрических примитивах заносятся в таблицы *Photos*, *Regions*, *EdgeChains* и *Primitives* соответственно (Таблица 4.1). Некоторые поля таблиц *Regions*, *EdgeChains* и *Primitives* содержат производные значения, избыточные с точки зрения нормализации базы данных (например, координаты геометрического центра цветовой области, цветовые компоненты (H , S , V), количество перегибов внешней границы и др.). Добавление в физическую модель данных этих полей объясняется необходимостью расчета их значений с помощью алгоритмов, реализованных на процедурном языке программирования.

Таблица 4.1 — Список полей таблиц, заполняемых из входного файла

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
IDPhoto (ключ)	Идентификатор (ID) изображения	Целые числа
Title	Наименование. По умолчанию совпадает с именем файла	Текст
FilePath	Путь к файлу растрового изображения	Текст
SizeX	Размер растрового изображения в пикселах	Целые числа
SizeY		
IDRegion (ключ)	Идентификатор цветовой области	Целые числа
IDPhoto	Идентификатор соответствующего изображения	Множество идентификаторов изображений
R	(R, G, B)-компоненты цвета области	[0, 255]
G		
B		
Area	Площадь (абсолютное значение в пикселах с учетом полостей)	Вещественные числа
H	(H, S, V)-компоненты цвета области (рассчитываются программно)	[0, 360]
S		[0, 1]
V		[0, 1]
OuterBendCount	Количество перегибов границы цветовой области (рассчитывается программно)	Целые числа
Xmass	(X, Y) геометрического центра цветовой области (рассчитываются программно)	Вещественные числа
Ymass		
IDChain (ключ)	Идентификатор цепочки	Целые числа
IDRegion	Идентификатор соответствующей цветовой области	Множество идентификаторов цветových областей
ChainType	Тип цепочки	{ <i>внешняя, внутренняя, скелет</i> }
Area	Площадь. Для цепочек скелета (незамкнутых) равна 0	Вещественные числа
Perimeter	Длина цепочки	Вещественные числа
Tortuosity	Извилистость цепочки (рассчитывается программно)	Вещественные числа
IsBranch	Истинно, если цепочка является ветвью скелета	{ <i>истина, ложь</i> }
IDChain (ключ)	Идентификатор соответствующей цепочки	Множество идентификаторов цепочек
NumInChain (ключ)	Порядковый номер геометрического примитива в цепочке	Целые числа
Xstart	(X, Y) начальной точки	Целые числа
YStart		
XEnd	(X, Y) конечной точки	Целые числа
YEnd		

Продолжение таблицы 4.1

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
IsArc	Истинно, если примитив является дугой окружности	{ <i>истина, ложь</i> }
XCenter	(X, Y) центра дуги (поля определены только для дуг, иначе содержат NULL)	Вещественные числа
YCenter		
CCW	Направление дуги (поле определено только для дуг, иначе содержит NULL)	{ <i>По часовой стрелке, Против часовой стрелки</i> }
Length	Длина	Вещественные числа
Slope	Ориентация (рассчитывается программно)	Вещественные числа

Расчет количественных значений визуальных признаков простых объектов реализуется посредством SQL-запросов на выборку, схема взаимодействия которых приведена на рисунке 4.5.

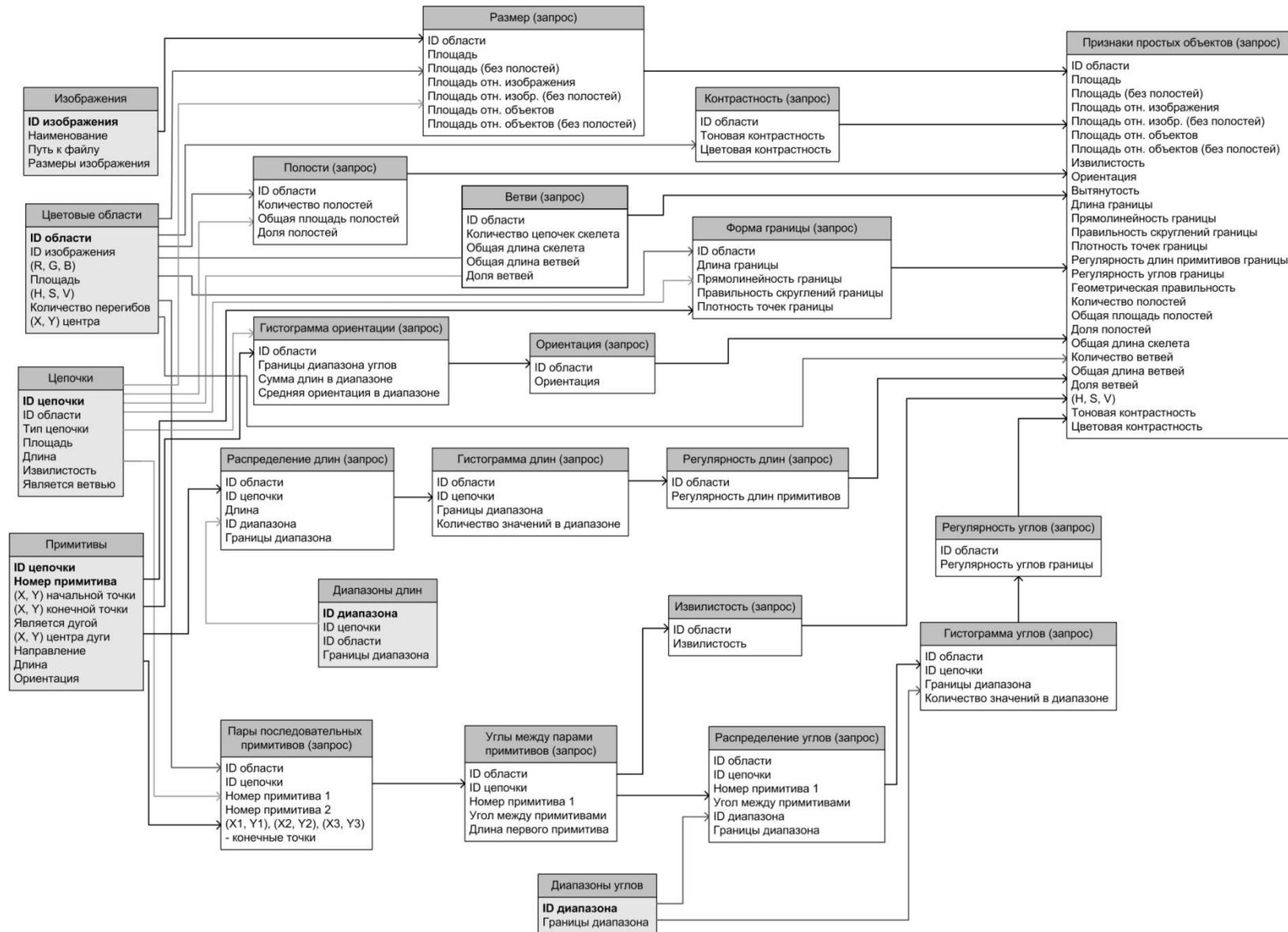


Рисунок 4.5 — Структура SQL-запросов для расчета количественных значений визуальных признаков простых объектов

В таблицах *Layers* (Слой) и *LayerRegionLinks* (Связи Слой-Область) хранится информация о распределении цветowych областей по тематическим слоям.

4.1.2 Фаззификация значений визуальных признаков

При необходимости обращения к качественному значению визуального признака выполняется фаззификация количественных значений, полученных в описанных выше SQL-запросах. В системе TexSeg реализованы трапецеидальные функции принадлежности лингвистических значений (Рисунок 4.6).

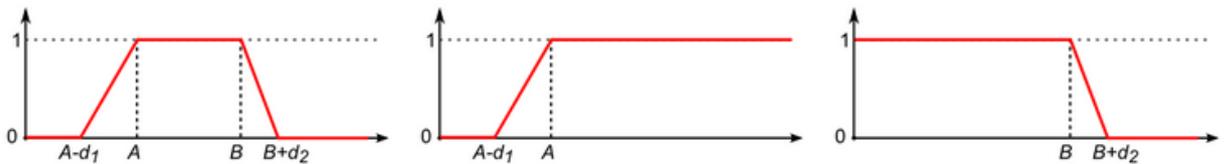


Рисунок 4.6 — Трапецеидальные функции принадлежности

Значения параметров A , B , d_1 , d_2 , определяющие вид функции принадлежности, должны удовлетворять следующим ограничениям:

$$\begin{cases} A, B \in E(p); \\ A \leq B; \\ d_1 \geq 0; \\ d_2 \geq 0, \end{cases}$$

где $E(p)$ — область значений визуального признака p .

При $A = B$ трапецеидальная функция может использоваться как треугольная функция. Установка $d_1 = d_2 = 0$ моделирует задание четкого диапазона количественных значений; установка при этом $A = B$ позволяет обращаться к четкому количественному значению признака. Например,

функция принадлежности лингвистического значения

Содержит_одну_полость для признака *Количество_полостей* имеет вид

$$\begin{cases} 1, & \text{если } \text{Количество_полостей} = 1; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Параметры функций принадлежности хранятся в базе данных системы в двух таблицах *Features* (Признаки) и *FValues* (Значения) (Рисунок 4.7, Таблица 4.2).

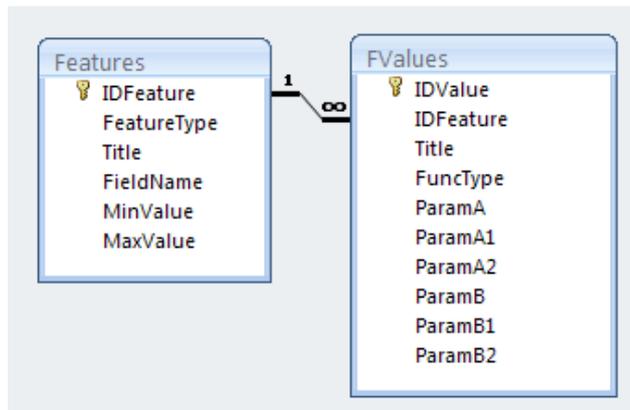


Рисунок 4.7 — Таблицы базы данных для хранения функций принадлежности лингвистических значений

Таблица 4.2 — Список полей таблиц для хранения функций принадлежности

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
Таблица <i>Features</i> (Визуальные признаки)		
IDFeature (ключ)	Идентификатор визуального признака	Целые числа
FeatureType	Тип признака: собственный признак объекта или признак связи между объектами	{ <i>Собственный признак</i> , <i>Признак связи</i> }
Title	Наименование	Текст
FieldName	Имя соответствующего поля в запросе количественных значений визуальных признаков	Текст
MinValue	Область определения признака	Вещественные числа
MaxValue		
Таблица <i>FValues</i> (Лингвистические значения)		
IDValue (ключ)	Идентификатор лингвистического значения	Целые числа
IDFeature	Идентификатор визуального признака	Множество идентификаторов визуальных признаков

Продолжение таблицы 4.2

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
Title	Наименование	Текст
FuncType	Тип функции принадлежности	Типы функций принадлежности (Рисунок 4.6)
ParamA	Значения параметров функции принадлежности (A, B, d_1, d_2)	Вещественные числа
ParamB		
ParamD1		
ParamD2		

Настройка параметров функций принадлежности может выполняться пользователем системы через интерфейс, представленный на рисунке 4.8. С помощью кнопок навигации в поле *Признак* выполняется переход между реализованными в системе признаками дешифрирования. В зависимости от выбранного признака в списке *Значения* отображается список его возможных лингвистических значений. Для настройки параметров функций принадлежности предусмотрено подсвечивание на изображении областей, обладающих заданным значением визуального признака (флажок *Просматривать на открытом изображении*).

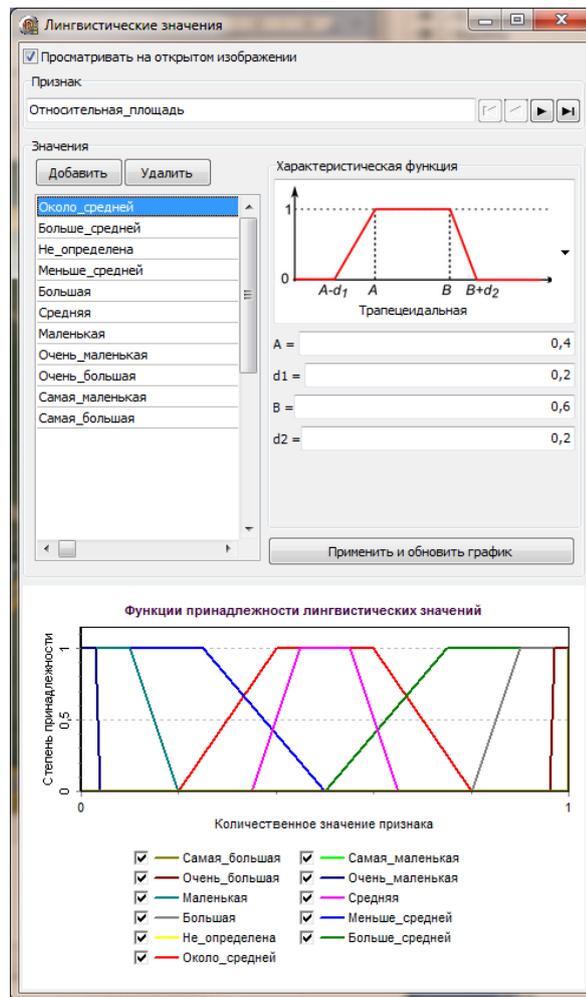


Рисунок 4.8 — Окно настройки лингвистических значений

4.1.3 Настройка правил выделения значимых объектов

Правила выделения значимых объектов в разработанной системе семантического кодирования представляют собой логические комбинации утверждений вида *Признак = Значение* и задаются в соответствии со следующей грамматикой:

<Объект> ::= Пашня | Лес | Река | Здание ...

<Признак> ::= Количество_полостей | Вытянутость |
Извилистость | Тон ...

<Значение> ::= Сплошная_область | Много_полостей | Белый |
Почти белый | Серый ...

<Посылка> ::= <Признак> = <Значение>

<Посылка> ::= НЕ (<Посылка>)
 <Посылка> ::= (<Посылка>) И (<Посылка>)
 <Посылка> ::= (<Посылка>) ИЛИ (<Посылка>)
 <Правило> ::= ЕСЛИ <Посылка> ТО <Объект>

На основе данной грамматики разработан интерпретатор правил выделения значимых объектов, окно которого приведено на рисунке 4.9. Правила вводятся пользователем в текстовом виде в верхней части окна. В процессе задания правил выполняется проверка их корректности. Если текст правила введен корректно (синтаксически правильно и для допустимых сочетаний *Признак — Значение*; при проверке допустимых сочетаний выполняется обращение к таблицам признаков и лингвистических значений в базе данных), оно отображается в нижней части окна настройки правил выделения физических объектов в виде дерева операций. Если в тексте правила допущена ошибка, в информационном поле окна выводится соответствующее сообщение.

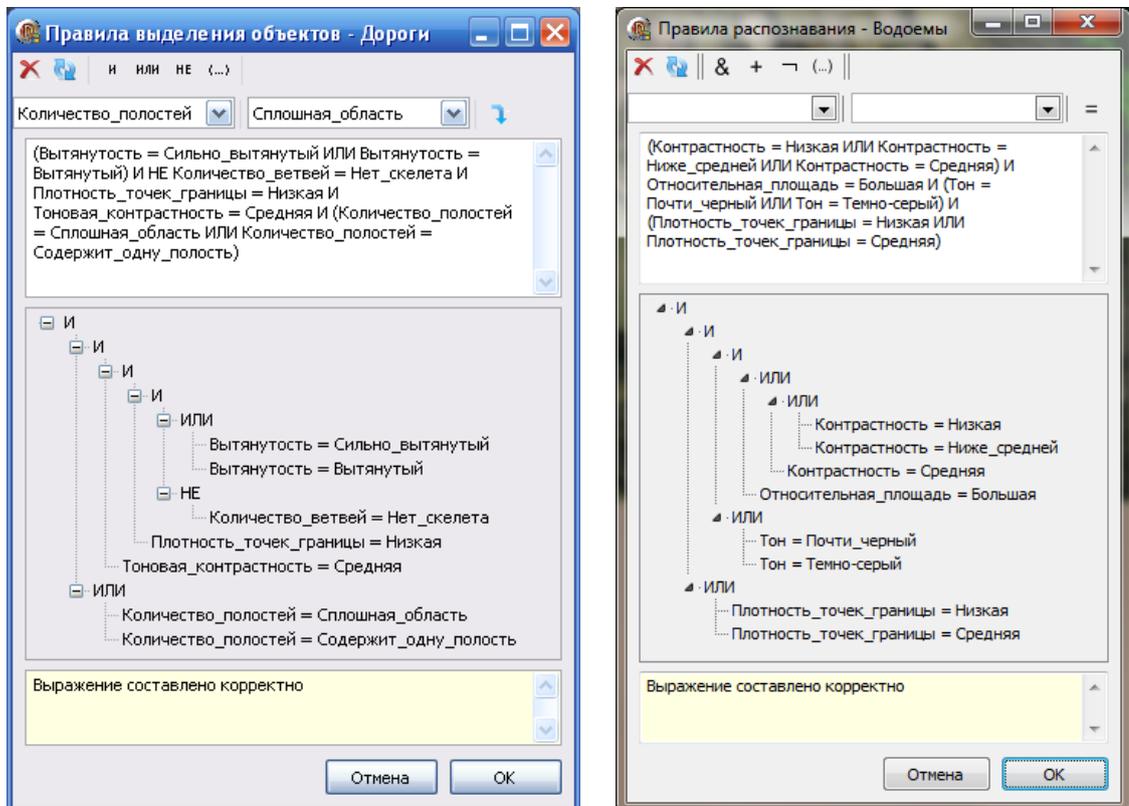


Рисунок 4.9 — Окно интерпретатора правил выделения значимых объектов

Правила выделения значимых объектов хранятся в базе данных системы в виде дерева операций в таблицах *PhysicalObjects* (Значимые объекты) и *RecRulesTree* (Дерево правил) (Рисунок 4.10, Таблица 4.3). Для реализации древовидной структуры в реляционной базе данных в таблицу *RecRulesTree* добавлены дополнительные поля *IDParent*, *HasChild*, *HasBrother*, содержащие указатели на идентификаторы соответственно родительского узла, индикаторы наличия узлов-потомков и узлов-братьев. При необходимости обращения к правилам выделения значимых объектов по значениям этих полей программно восстанавливается дерево операций.

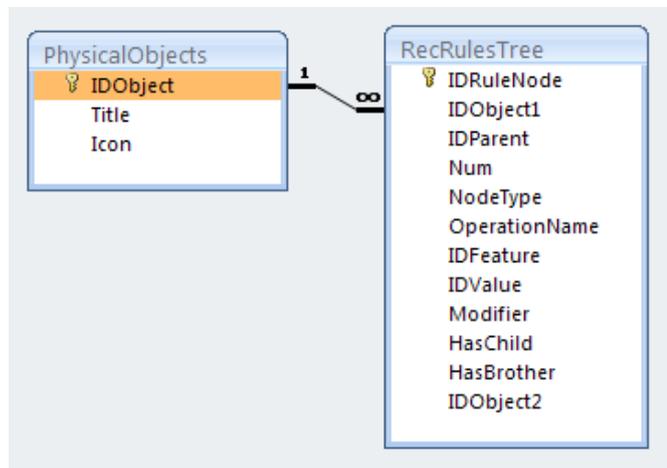


Рисунок 4.10 — Таблицы базы данных для хранения правил выделения значимых объектов

Таблица 4.3 — Список полей таблиц правил выделения значимых объектов

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
Таблица <i>PhysicalObjects</i> (Значимые объекты)		
IDObject (ключ)	Идентификатор класса значимого объекта	Целые числа
Title	Наименование класса значимого объекта	Текст
Таблица <i>RecRulesTree</i> (Дерево правил выделения значимых объектов)		
IDRuleNode (ключ)	Идентификатор узла дерева правил	Целые числа
IDObject1	Идентификатор класса значимого объекта, к которому относятся правила	Множество идентификаторов классов значимых объектов

Продолжение таблицы 4.3

Имя поля таблицы	Содержание	Множество значений
IDObject2	Если правила относятся к соотношению между значимыми объектами разных классов (например, <i>Мост</i> и <i>Река</i>), содержит идентификатор второго класса значимого объекта; иначе содержит NULL	Множество идентификаторов классов значимых объектов
IDParent	Идентификатор узла-родителя. Для корневого узла содержит NULL	Множество идентификаторов узлов дерева правил
NodeType	Тип узла дерева: логическая операция (нетерминальный узел) или пара <i>Признак = Значение</i> (терминальный узел)	{ <i>операция, значение</i> }
OperationName	Тип логической операции (поле определено для узлов-операций; для узлов-значений содержит NULL)	{И, ИЛИ, НЕ}
IDFeature	Идентификатор визуального признака (поле определено для узлов типа <i>Признак = Значение</i> ; для узлов-операций содержит NULL)	Множество идентификаторов визуальных признаков
IDValue	Идентификатор лингвистического значения (поле определено для узлов типа <i>Признак = Значение</i> ; для узлов-операций содержит NULL)	Множество идентификаторов лингвистических значений, соответствующих визуальному признаку IDFeature
HasChild	Истинно, если существует узел-потомок	{ <i>истина, ложь</i> }
HasBrother	Истинно, если существует узел-брат	{ <i>истина, ложь</i> }

4.1.4 Методические рекомендации по обработке изображения в системе семантического кодирования

Рассмотрим работу системы семантического кодирования изображений на примере выделения тематического слоя дорог на изображении, приведенном на рисунке 4.11.

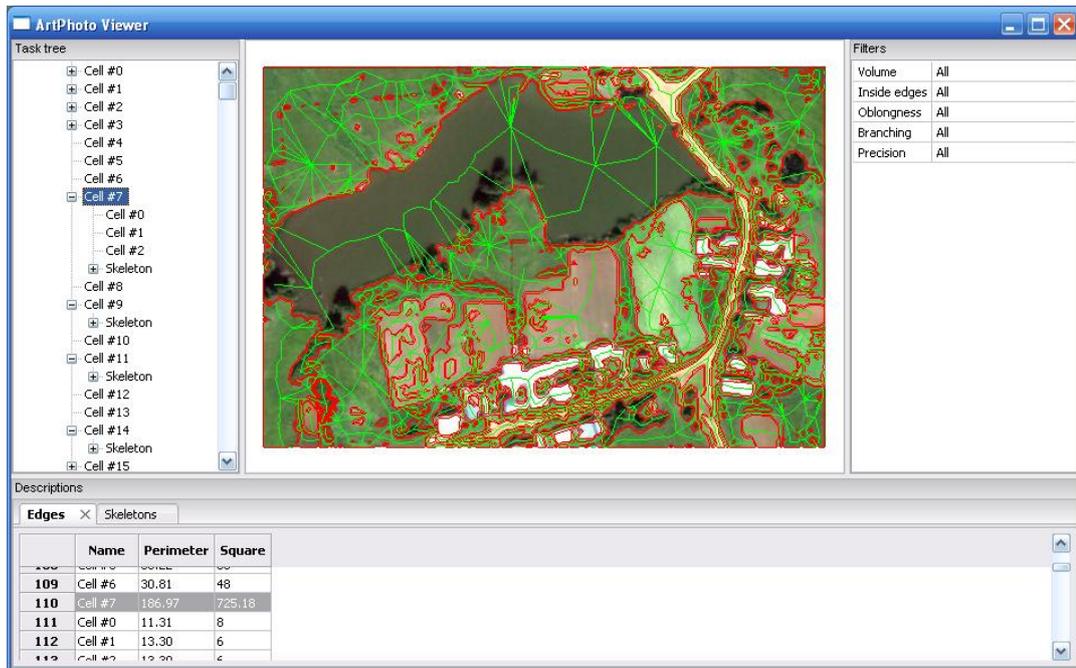


Рисунок 4.11 — Просмотр исходного XML-файла в программе AutoPhotoViewer
(источник снимка: Google, DigitalGlobe)

Работа с объектами изображения в системе TexSeg осуществляется через слои, представляющие собой множества цветовых областей. Слои представляются в виде дерева (Рисунок 4.12).

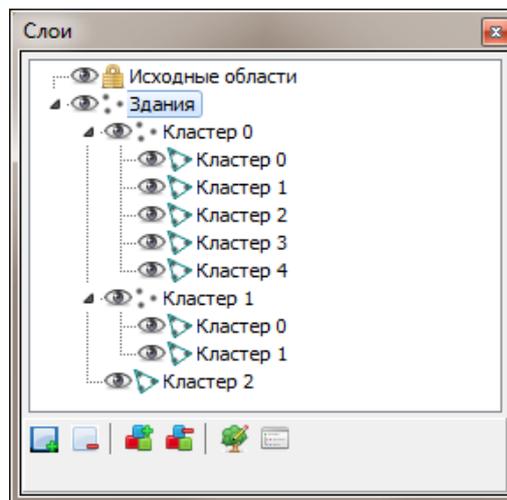


Рисунок 4.12 — Окно слоев

В системе различаются следующие типы слоев:

1. *Корневой слой* (фиксированный) — слой, содержащий исходный набор цветовых областей, загруженный из XML-файла. Присутствует в

единственном экземпляре. Данный слой нельзя удалить и редактировать, для содержащихся в нем цветовых областей недоступны построение оболочки и кластеризация.

2. *Слой значимых объектов.* Содержит набор цветовых областей, отобранных из корневого слоя, значения признаков которых удовлетворяют набору ограничений, заданному с помощью правил выделения значимых объектов. Для этого вида слоев доступны оконтуривание и кластеризация.

3. *Слой кластеров.* Образуются в результате разбиения на кластеры цветовых областей, содержащихся в одном слое значимых объектов. Разбиение выполняется на основе геометрических центров и/или конечных точек скелета объектов. Для этого вида слоев доступны оконтуривание и кластеризация.

После загрузки XML-файла в систему (с заполнением соответствующих таблиц базы данных) в окно слоев будет добавлен корневой слой *Исходные области*. Для того чтобы добавить новый тематический слой (например, *Дороги*), нужно выбрать класс значимого объекта из списка либо задать правила его выделения. Пусть правила выделения дорог имеют вид:

Вытянутость = Сильно_вытянутый И (Тон = Серый ИЛИ Тон = Светло-серый).

Задание правил выделения дорог в окне настройки правил представлено на рисунке 4.13.

После задания правил выделения значимого объекта на основе количественных значений визуальных признаков, рассчитанных в базе данных, для каждой цветовой области изображения рассчитывается степень истинности заданного правила. По достижении заданного порогового значения степени истинности значимый объект, указанный в правой части правила, считается выделенным. Пороговое значение степени истинности может задаваться пользователем в окне настроек программы.

После завершения обработки изображения в окно слоев добавляется тематический слой *Дороги*, содержащий цветовые области, удовлетворяющие введенным правилам (Рисунок 4.14).

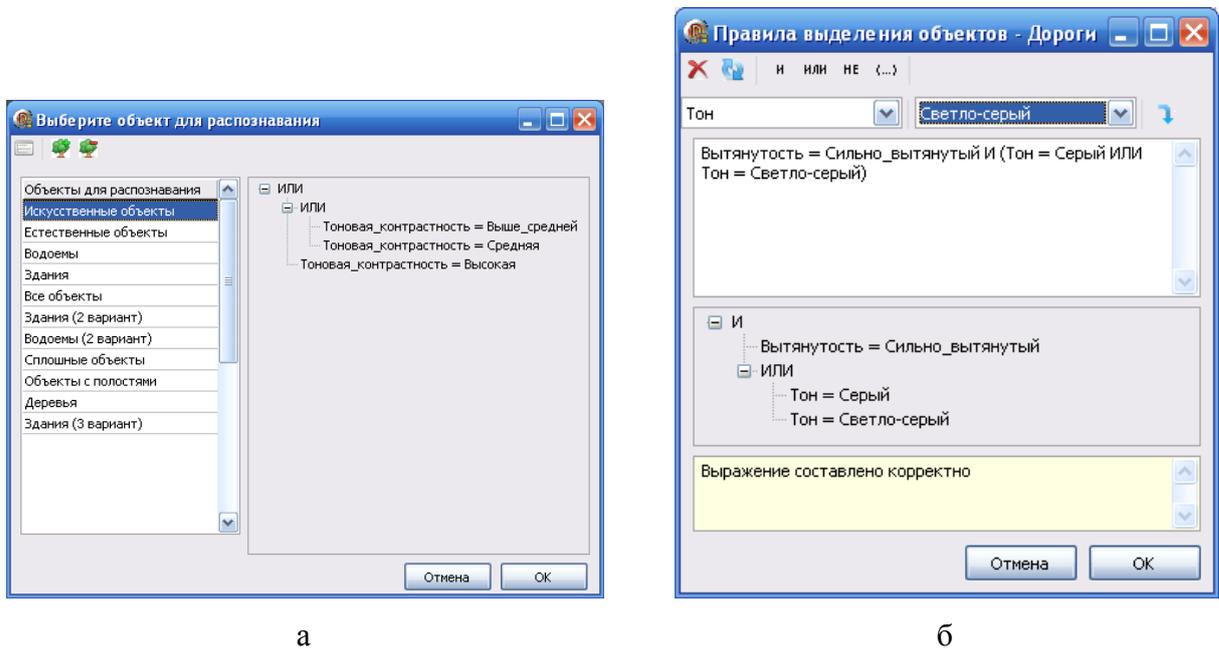


Рисунок 4.13 — Настройка правил выделения дорог: а — окно выбора класса значимого объекта; б — окно настройки правил выделения значимых объектов



Рисунок 4.14 — Результат выделения дорог на аэрокосмическом снимке (источник снимка: Google, DigitalGlobe)

В данном случае в тематический слой попали «лишние» области. Неверный результат выделения значимых объектов может иметь следующие причины:

1. *Недостаточно точное задание функций принадлежности значений лингвистических переменных.*

Чтобы проверить, имеет ли место этот случай, используется окно настройки лингвистических значений (Рисунок 4.8). Например, для проверки, корректности задания функций принадлежности лингвистических значений *Сильно_вытянутый* (признак *Вытянутость*), *Серый* и *Светло-серый* (признак *Тон*), которые используются в правиле выделения дорог, нужно установить флажок *Просматривать на открытом изображении*. На экране подсвечиваются области, которые система считает обладающими заданным признаком (Рисунок 4.15). Если полученный результат не устраивает пользователя (например, для значения *Цвет = Красный* подсвечиваются области с синим оттенком), он может донастроить функцию принадлежности. Результаты отбора обновляются в интерактивном режиме.



Тон = Светло-серый

Тон = Серый

*Вытянутость =
Сильно_вытянутый*

Рисунок 4.15 — Просмотр областей, обладающих заданными значениями характеристик (источник снимка: Google, DigitalGlobe)

Другой способ проверки корректности задания функций принадлежности — режим просмотра характеристик отдельных объектов. Для выделенной цветовой области система предоставляет возможность просмотра степени принадлежности ее характеристик каждому из заданных в

системе лингвистических значений. Пользователю предлагается выделить цветовые области, которые заведомо должны быть отнесены к классу объектов *Дороги*, и проанализировать их свойства (Рисунок 4.16). Эти действия позволяют проверить корректность функций принадлежности значений лингвистических переменных, а также сформулировать и уточнить правила выделения значимых объектов. Если противоречия между лингвистическим значением и результатами отбора не будут обнаружены, изменять параметры функций принадлежности не понадобится.

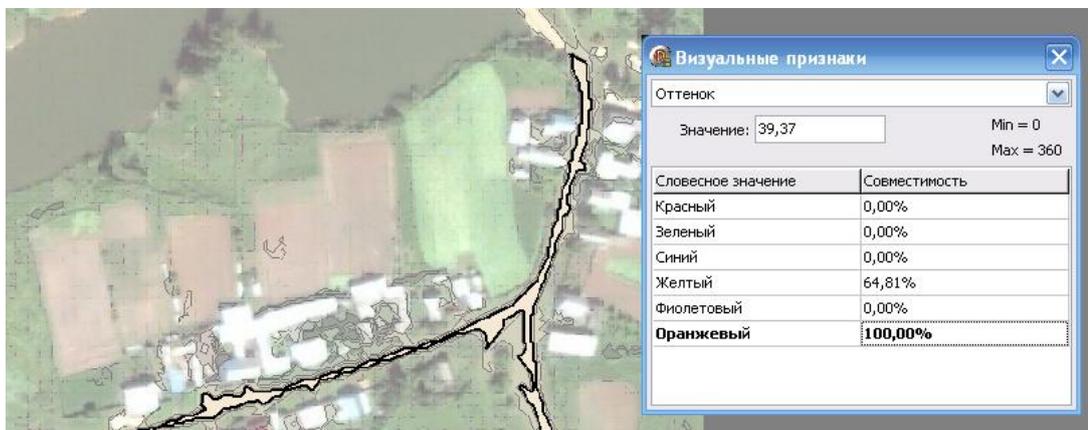


Рисунок 4.16 — Просмотр характеристик выделенной области
(источник снимка: Google, DigitalGlobe)

2. *Излишне строгие или излишне общие правила выделения значимых объектов.*

В этом случае требуется редактирование правил выделения значимых объектов. При выбранном слое *Дороги* нажмем кнопку  *Редактировать правила распознавания...*, чтобы открыть окно настройки правил выделения значимых объектов (также его можно запустить из окна выбора класса объекта).

Так, в данном примере заданные правила выделения дорог являются излишне общими и требуют конкретизации. Например, уточненный вариант правил выделения дорог может иметь вид:

(Вытянутость = Сильно_вытянутый ИЛИ Вытянутость = Вытянутый)
И НЕ Количество_ветвей = Нет_скелета
И Плотность_точек_границы = Низкая
И Тоновая_контрастность = Средняя
И (Количество_полостей = Сплошная_область ИЛИ Количество_полостей = Содержит_одну_полость)

Этому набору правил соответствует дерево, приведенное на рисунке 4.17.

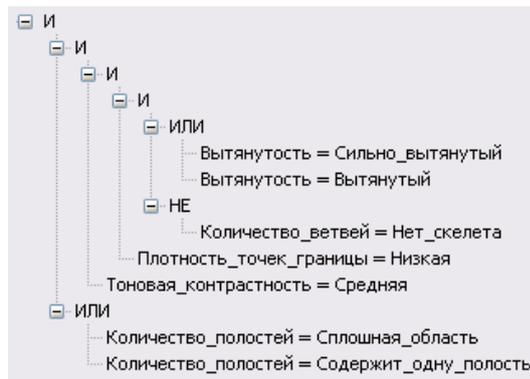


Рисунок 4.17 — Уточненные правила выделения дорог

После принятия изменений содержимое тематического слоя пересчитывается. Результат выделения дорог по уточненным правилам приведен на рисунке 4.18.



Рисунок 4.18 — Результат выделения дорог на аэрокосмическом снимке
 (источник снимка: Google, DigitalGlobe)

Также следует иметь в виду третью возможную причину некорректного выделения значимых объектов.

3. Особенности исходного векторизованного изображения.

Получаемые в результате работы с системой границы значимых объектов определяются формой цветowych областей, загруженных из XML-файла. Поэтому, если при векторизации изображения интересующему значимому объекту не была сопоставлена отдельная цветовая область или группа областей, выделить его при последующей обработке будет невозможно. В этом случае необходимо вновь провести векторизацию аэрофотоснимка.

При работе с некоторыми классами объектов может понадобиться разбить их на обособленные группы в зависимости от их расположения. Для дальнейшего анализа пользователя может интересовать только конкретная группа объектов. В этом случае нужно разделить содержимое тематического слоя на геометрические кластеры. Кластеризация в системе реализуется по алгоритму k -средних либо по алгоритму выделения связных компонент и может быть выполнена для слоя физических объектов и слоя кластера. Доступны следующие режимы разбиения на кластеры:

- *по геометрическим центрам объектов;*
- *по конечным точкам цепочек скелета.* Как правило, скелет содержит более одной цепочки, поэтому каждой цветовой области соответствует не менее двух конечных точек скелета. Чтобы сопоставить каждой области единственный кластер, все множество конечных точек разбивается на заданное количество кластеров, после чего каждая цветовая область помещается в тот кластер, которому принадлежит большая часть ее конечных точек скелета;
- *по геометрическим центрам и конечным точкам цепочек скелета.* Отнесение цветовой области к кластеру выполняется аналогично предыдущему способу, но в данном случае на кластеры разбивается объединение множеств геометрических центров и конечных точек скелета областей.

Пусть слой *Деревья*, выделенный на изображении, имеет следующий вид (Рисунок 4.19, а).



Рисунок 4.19 — Разбиение тематического слоя на кластеры (источник снимка: Google, DigitalGlobe): а — содержимое слоя *Деревья*; б — результат разбиения слоя на кластеры

В окне настроек кластеризации (Рисунок 4.20) задан режим кластеризации по геометрическим центрам объектов и указано максимально допустимое расстояние между центрами объектов в пределах одного кластера — 50 пикселей. В результате операции на изображении выделяются отдельные кластеры, соответствующие группам деревьев.

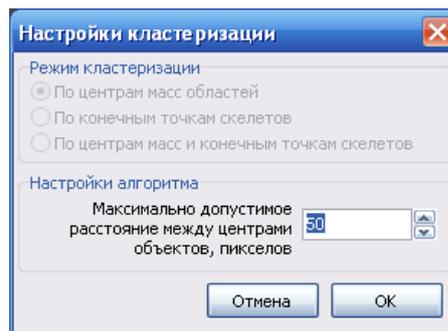


Рисунок 4.20 — Окно настройки параметров кластеризации

Каждый из полученных кластеров помещается в отдельный слой, для которого можно выполнить оконтуривание. Доступные настройки оконтуривания включают:

- режим оконтуривания (выпуклая либо невыпуклая оболочка);

- шаг s ;
- показатель гладкости невыпуклой оболочки α ;
- минимальный допустимый угол невыпуклой оболочки β .

Для ускорения обработки цветowych областей при оконтуривании используется не все множество точек примитивов их границ, а следующие точки, отобранные с шагом s :

- точка с минимальным значением координаты $X = x_{min}$;
- точка с максимальным значением координаты $X = x_{max}$;
- при $i = 1, 2, \dots [(x_{max} - x_{min})/s]$, где $[a]$ — целая часть числа a , из каждого набора точек со значениями координат $X \in [x_{min} + (i - 1) \cdot s; x_{min} + i \cdot s)$, где $s \in \mathbb{N}$ — значение шага, заданное пользователем, выбираются:

- 1) точка с минимальным значением координаты Y ;
- 2) точка с максимальным значением координаты Y .

Результаты оконтуривания отдельных групп деревьев приведены на рисунке 4.19, б. Результаты выделения объектов могут быть экспортированы в XML-файл.

4.2 Эксперименты по выделению значимых объектов на аэрокосмических снимках

4.2.1 Оценка релевантности расчета характеристик объектов

Эффективное функционирование системы семантического кодирования изображений и качество анализа объектов обеспечивается корректным расчетом количественных значений характеристик, отражающих визуальные признаки объектов на всех уровнях описания изображения.

Для оценки релевантности применяемых формул расчета значений количественных характеристик простых объектов и текстурных объектов (Таблицы 3.1, 3.3) значения характеристик, рассчитанные в системе, сопоставлены с результатами экспертного ранжирования объектов по соответствующим характеристикам.

В целях повышения достоверности результатов экспертного ранжирования используется метод парных сравнений [95, 92]. В ячейки квадратной матрицы, соответствующие парам объектов из рассматриваемой выборки, эксперт заносит значение выраженности преимущества одного объекта над другим. По строкам полученной матрицы формируется оценка вектора приоритетов объектов, компоненты которого считаются пропорциональными средним геометрическим по каждой строке.

Для экспертной оценки значений признаков простых объектов использован набор из 15 однородных областей, случайным образом выбранных в файле аэрокосмического снимка (Рисунок 4.21, а). Экспертная оценка значений признаков текстурных объектов выполнена для 13 векторизованных эталонных текстур из базы данных VisTex [96] (Рисунок 4.21, б).

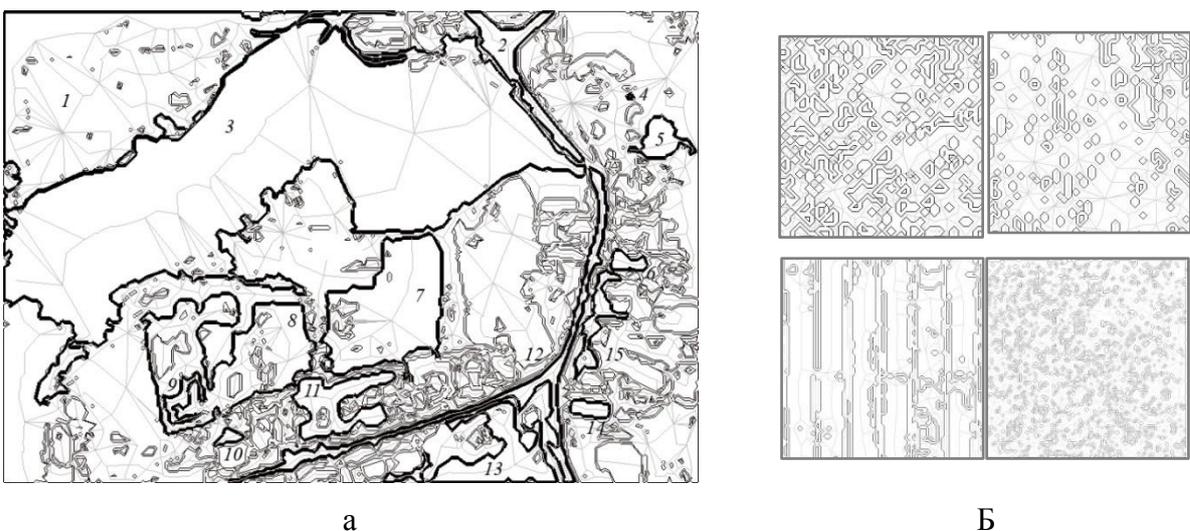
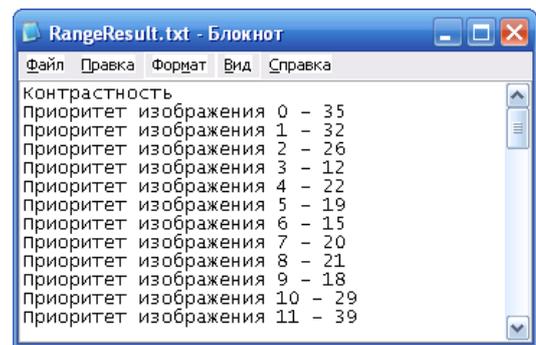


Рисунок 4.21 — Проверка корректности формул расчета признаков простых объектов: а — анализируемые области проверочного изображения; б — примеры эталонных текстур для оценки дешифровочных признаков текстуры

Ранжирование объектов выполняется экспертом в специально разработанном для системы TexSeg приложении, автоматизирующем заполнение матрицы парных сравнений (Рисунок 4.22). Приложение выводит на экран в произвольной последовательности пары объектов для сравнения. Чтобы сократить ошибки эксперта вследствие привыкания (из-за необходимости повторения однотипных действий), характеристики, по которым необходимо выполнять сравнение, чередуются. Решения, принятые экспертом для каждой пары элементов, автоматически добавляются в матрицу; рассчитанные значения приоритетов экспортируются в текстовый файл.



А



Б

Рисунок 4.22 — Программа ранжирования объектов по характеристикам:
а — интерфейс эксперта; б — выходной файл программы ранжирования

Например, рассмотрим оценку релевантности применяемой формулы расчета вытянутости простых объектов. В результате работы эксперта сформирована следующая матрица парных сравнений $M = (m_{ij})$, в которой значения $m_{ij} > 1$ соответствуют преимуществу i -го объекта (по строке) над j -м (по столбцу) по выбранному критерию (тем большему, чем больше m_{ij}), значения $m_{ij} < 1$ — преимуществу j -го объекта над i -м (тем большему, чем меньше m_{ij}). Матрица парных сравнений является обратно симметричной.

Порядок объектов по строкам и столбцам соответствует их нумерации на рисунке 4.21, а.

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 1/7 & 1/3 & 5 & 2 & 1 & 3 & 1/5 & 1/7 & 1 & 1/5 & 1/8 & 1/3 & 3 & 1/7 \\ 7 & 1 & 4 & 8 & 7 & 6 & 5 & 3 & 1 & 5 & 3 & 1/4 & 4 & 7 & 2 \\ 3 & 1/4 & 1 & 6 & 5 & 2 & 2 & 1 & 1/5 & 4 & 1 & 1/7 & 1 & 3 & 1/4 \\ 1/5 & 1/8 & 1/6 & 1 & 1/2 & 1/3 & 1/3 & 1/5 & 1/8 & 1/3 & 1/7 & 1/9 & 1/7 & 1/3 & 1/7 \\ 1/2 & 1/7 & 1/5 & 2 & 1 & 1/2 & 1/2 & 1/5 & 1/7 & 1/2 & 1/6 & 1/9 & 1/6 & 1/3 & 1/5 \\ 1 & 1/6 & 1/2 & 3 & 2 & 1 & 2 & 1/3 & 1/5 & 2 & 1/3 & 1/8 & 1/3 & 1 & 1/4 \\ 1/3 & 1/5 & 1/2 & 3 & 2 & 1/2 & 1 & 1/3 & 1/5 & 2 & 1/3 & 1/9 & 1/3 & 1 & 1/4 \\ 5 & 1/3 & 1 & 5 & 5 & 3 & 3 & 1 & 1/3 & 4 & 1 & 1/7 & 1/2 & 3 & 1/3 \\ 7 & 1 & 5 & 8 & 7 & 5 & 5 & 3 & 1 & 5 & 2 & 1/6 & 1 & 4 & 1 \\ 1 & 1/5 & 1/4 & 3 & 2 & 1/2 & 1/2 & 1/4 & 1/5 & 1 & 1/5 & 1/8 & 1/5 & 2 & 1/4 \\ 5 & 1/3 & 1 & 7 & 6 & 3 & 3 & 1 & 1/2 & 5 & 1 & 1/5 & 1 & 4 & 1/2 \\ 8 & 4 & 7 & 9 & 9 & 8 & 9 & 7 & 6 & 8 & 5 & 1 & 6 & 9 & 6 \\ 3 & 1/4 & 1 & 7 & 6 & 3 & 3 & 2 & 1 & 5 & 1 & 1/6 & 1 & 4 & 1/2 \\ 1/3 & 1/7 & 1/3 & 3 & 3 & 1 & 1 & 1/3 & 1/4 & 1/2 & 1/4 & 1/9 & 1/4 & 1 & 1/5 \\ 7 & 1/2 & 4 & 7 & 5 & 4 & 4 & 3 & 1 & 4 & 2 & 1/6 & 2 & 5 & 1 \end{pmatrix}$$

Средние геометрические по каждой строке матрицы M образуют оценку вектора приоритетов:

$$s = (0,5549, 3,1486, 1,1459, 0,2262, 0,3077, 0,5994, 0,5101, 1,2692, 2,5085, 0,4622, 1,5368, 6,1678, 1,5789, 0,4583, 2,325)^T.$$

Компоненты вектора нормализуются, чтобы в сумме давать единицу:

$$p_{Exp_i} = s_i / \sum_{i=1}^n s_i, \text{ где } n \text{ — количество сравниваемых объектов } (n = 15):$$

$$p_{Exp} = (0,0243, 0,1381, 0,0503, 0,0099, 0,0135, 0,0263, 0,0224, 0,0557, 0,11, 0,0203, 0,0674, 0,2705, 0,0693, 0,0201, 0,102)^T.$$

Так, из полученных значений следует, что, по оценке эксперта, вытянутость объекта №3 (водоем) примерно в 2,2 раза выше по сравнению с объектом №7 (поле) (соответствует отношению 0,0503 к 0,0224).

Предоставленные экспертом оценки должны удовлетворять условию транзитивности, матрица M должна быть согласованной: если $m_{ij} > 1$ и $m_{jk} > 1$, должно выполняться $m_{ik} > 1$. Индекс согласованности матрицы определяется как

$$ИС = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1),$$

где λ_{\max} — максимальное собственное значение матрицы, n — количество сравниваемых объектов.

Максимальное собственное значение матрицы оценим по формуле

$$\lambda_{\max} \approx \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n \frac{v_i}{p_i}},$$

где $v = M \cdot p_{Exp}$, т.е. $v_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} p_{Expj}$.

Для приведенного вектора приоритетов $\lambda_{\max} \approx 16,201$, индекс согласованности $ИС = 0,0858$.

Полученное значение индекса согласованности сопоставляется с табличным значением K — средним значением согласованности, рассчитанным для множества случайных матриц. Для согласованной матрицы отношение $ИС/K$ не должно превышать значение 0,1 [95]. В противном случае считается, что матрица не согласована, и оценки эксперта требуют уточнения.

В данном случае $K = 1,59$; $ИС/K = 0,0858/1,59 \approx 0,054 < (0,1)$, следовательно, полученные оценки вытянутости объектов корректны. Выполним на их основе проверку точности предлагаемой формулы для расчета вытянутости.

Формула расчета вытянутости простых объектов, реализованная в системе семантического кодирования, имеет вид (Таблица 3.1)

$$\begin{cases} 0, & \text{если } s = 0; \\ (L - 2\sqrt{\pi s}) / (2s + 2 - 2\sqrt{\pi s}), & \text{иначе,} \end{cases}$$

где L — длина границы объекта, s — площадь объекта.

Для рассматриваемых 15 областей рассчитанные значения вытянутости равны

$$p_{Prog} = (2,3174, 2,7352, 2,8165, 1,1953, 1,7835, 1,3265, 1,6414, 2,0896, 2,9816, 1,3497, 2,1460, 6,4131, 3,1896, 1,2439, 2,8157)^T.$$

Поскольку в дальнейшем на основе количественных значений характеристик выполняется расчет степени принадлежности

лингвистическим значениям, для оценки точности расчета важны не столько конкретные числовые значения вытянутости, сколько их взаимное соотношение. Если для разных объектов o_1 и o_2 выполняется $p_{Exp}(o_1) > p_{Exp}(o_2)$, рассчитанные программно значения также должны удовлетворять условию $p_{Prog}(o_1) > p_{Prog}(o_2)$.

Подсчитаем релевантность расчета количественного значения характеристики следующим образом:

$$\text{Точность} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (\text{sgn}(p_{Exp i} - p_{Exp j}) = \text{sgn}(p_{Prog i} - p_{Prog j}))}{C_n^2},$$

где $\text{sgn}(x)$ — функция, возвращающая знак числа x , C_n^2 — количество сочетаний из 15 элементов по два.

Применительно к характеристике вытянутости соотношение значений, рассчитанных в системе, отличается от соотношения значений, указанных экспертом, для 18 пар значений (например, для объектов № 13 и № 15) из $C_{15}^2 = 105$ возможных пар, следовательно, точность расчета вытянутости составляет $(105 - 18)/105 = 87/105 \approx 83\%$.

Аналогичные расчеты были проведены для других характеристик простых и текстурных объектов и сведены в таблицу 4.4. Средние значения релевантности расчета количественных значений характеристик составили соответственно 84% для простых объектов и 71% для текстурных объектов.

Таблица 4.4 — Результаты сопоставления экспертной оценки значений признаков с рассчитанными в системе значениями

Наименование количественной характеристики	Релевантность анализа	Наименование количественной характеристики	Релевантность анализа
<i>Характеристики простых объектов</i>		Тон	91%
Вытянутость	83%	Тоновая контрастность	82%
Извилистость границы	83%	Среднее значение	84%
Выраженность ветвей	68%	<i>Характеристики текстурных объектов</i>	
Ориентация	84%	Зернистость	65%
Прямолинейность границы	82%	Контрастность	69%
Правильность скруглений границы	89%	Направленность	75%
Плотность точек границы	71%	Линейность	65%
Выраженность полостей	93%	Регулярность	73%
Площадь относительно других объектов	97%	Грубость очертаний элементов	77%
Цвет	87%	Среднее значение	71%
Насыщенность	83%		

4.2.2 Оценка точности и полноты выделения значимых объектов на аэрокосмических снимках

Оценка качества выделения значимых объектов на аэрокосмических снимках с помощью разработанной системы выполнена для 20 спутниковых снимков территории Удмуртской Республики (источник снимков: Google, Digital Globe). На снимках выделены значимые объекты, характерные для данной местности: здания и теплицы, огороды, дороги, водоемы, ручьи, деревья, луга.

Запросы на выделение значимых объектов на изображении составлены на основании их дешифровочных признаков [15] и представляют собой ограничения на сочетания характеристик простых объектов и текстурных объектов (Таблица 4.5), а также характеристик отношений между значимыми объектами (Таблица 4.6), выраженные с помощью лингвистических переменных.

Таблица 4.5 — Запрашиваемые характеристики значимых объектов

Класс значимого объекта	Запрашиваемое сочетание характеристик
Здания и теплицы	(Насыщенность = Высокая ИЛИ (Тоновая_контрастность = Высокая ИЛИ Тоновая_контрастность = Средняя) И (Тон = Почти_белый ИЛИ Тон = Белый)) И (Количество_полостей = Сплошная_область ИЛИ Количество_полостей = Содержит_одну_полость) И Геом_правильность = Высокая
Огороды	(Оттенок = Зеленый И Тон = Светло-серый ИЛИ Плотность_точек_границы = Ниже_средней И (Оттенок = Красный ИЛИ Оттенок = Оранжевый) И Насыщенность = Средняя) И НЕ Вытянутость = Сильно_вытянутый
Дороги	Вытянутость = Сильно_вытянутый И (Оттенок = Желтый ИЛИ Оттенок = Оранжевый) И (Тон = Светло-серый ИЛИ Тон = Почти_белый)
Водоемы	(Тон = Почти_черный ИЛИ Тон = Темно-серый) И Оттенок = Зеленый И (Тоновая_контрастность = Ниже_средней ИЛИ Тоновая_контрастность = Средняя) И Выраженность_полостей = Мелкие_полости И Плотность_точек_границы = Ниже_средней
Ручьи	(Вытянутость = Сильно_вытянутый ИЛИ Вытянутость = Вытянутый) И Тон = Темный И НЕ Площадь_отн_объектов = Очень_маленькая
Деревья	Оттенок = Зеленый И НЕ Насыщенность = Высокая И (Тон = Темно-серый ИЛИ Тон = Почти_черный)
Луга	Количество_полостей = Много_полостей И Оттенок = Зеленый
Тени	(Тон = Почти_черный ИЛИ Тон = Черный) И НЕ Абсолютная_площадь = Нулевая

Таблица 4.6 — Запрашиваемые характеристики отношений между классами значимых объектов

Отношение между классами значимых объектов	Запрашиваемое сочетание характеристик
Здания и теплицы ↔ Тени	Соседство
Деревья → Тени	Соседство И Тон = Светлее
Тени → Деревья	Соседство И Тон = Темнее
Ручьи ↔ Тени	НЕ Соседство

В ходе эксперимента выполнено сравнение результатов машинного дешифрирования в разработанной системе с результатами ручного дешифрирования изображения экспертами по показателям точности, полноты и вероятности пропуска объектов.

Показатель *точности* выделения значимых объектов (соответствует показателю качества классификации Producer's Accuracy — «точность производителя» [97]) рассчитывается как отношение площади объектов,

верно дешифрованных в системе, к площади значимых объектов, выделенных в системе:

$$\text{Точность} = \text{Площадь}(V_{Exp} \cap V_{Prog}) / \text{Площадь}(V_{Prog}),$$

где V_{Exp} — множество значимых объектов, выделенных экспертом;

V_{Prog} — множество значимых объектов, выделенных на изображении в разработанной системе;

$\text{Площадь}(V)$ — сумма площадей значимых объектов, входящих во множество V .

Показатель *полноты* (соответствует показателю качества классификации User's Accuracy — «точность пользователя») рассчитывается как отношение площади объектов, верно дешифрованных в системе, к площади значимых объектов, выделенных экспертом:

$$\text{Полнота} = \text{Площадь}(V_{Exp} \cap V_{Prog}) / \text{Площадь}(V_{Exp}).$$

Вероятность пропуска объектов на снимке является дополнением к показателю полноты:

$$\text{Вероятность Пропуска} = \text{Площадь}(V_{Exp} \setminus V_{Prog}) / \text{Площадь}(V_{Exp}) = 1 - \text{Полнота}.$$

Для упрощения процедуры эксперимента множество объектов V_{Exp} формируется экспертом в системе TechSeg на основе множества V_{Prog} путем ручного добавления в тематический слой и удаления из тематического слоя отдельных объектов. Например, пусть слой «Здания и теплицы», автоматически сформированный системой (Рисунок 4.23, а), содержит 105 объектов ($|V_{Prog}| = 105$). При редактировании тематического слоя эксперт удалил из него 16 объектов, ошибочно отнесенных к зданиям (ошибки первого рода, false positives: $|V_{Prog} \setminus V_{Exp}| = 16$) и добавил 6 объектов, пропущенных при отборе (ошибки второго рода, false negatives: $|V_{Exp} \setminus V_{Prog}| = 6$). В результате вручную заполненный тематический слой «Здания и теплицы» содержит $|V_{Exp}| = 95$ объектов (Рисунок 4.23, б).



а

б

Рисунок 4.23 — Пример выделения на изображении зданий и теплиц (источник снимка: Google, DigitalGlobe): а — результат автоматического выделения объектов; б — результат выделения объектов экспертом

Точность и полнота выделения зданий на снимке и вероятность пропуска объектов в данном случае составляют

$$\text{Точность} = \text{Площадь}(V_{Exp} \cap V_{Prog}) / \text{Площадь}(V_{Prog}) = 23233 / 30513 \approx 76,14\%;$$

$$\text{Полнота} = \text{Площадь}(V_{Exp} \cap V_{Prog}) / \text{Площадь}(V_{Exp}) = 23233 / 23937 \approx 97,06\%;$$

$$\text{Вероятность Пропуска} = 100\% - 97,06\% = 2,94\%.$$

Аналогично обрабатываются результаты выделения значимых объектов остальных классов для других снимков в составе комплекта (Рисунок 4.24).



Дороги



Водоемы

Рисунок 4.24 — Примеры выделения значимых объектов на изображениях (источники снимков: Google, GIS Innovatsia, DigitalGlobe)



Рисунок 4.24 — Продолжение

Полученные средние значения точности, полноты и вероятности пропуска значимых объектов приведены в таблице 4.7.

Таблица 4.7 — Оценка точности и полноты выделения значимых объектов, вероятности пропуска значимых объектов в системе семантического кодирования

Класс значимых объектов	Точность	Полнота	Вероятность пропуска объектов
Здания и теплицы	82,06	87,08	12,92
Огороды	99,56	86,13	13,87
Дороги	79,13	86,04	13,96
Водоемы	94,44	100,00	0,00
Ручьи	90,61	100,00	0,00
Деревья	97,12	93,21	6,79
Луга	95,42	94,76	5,24
Тени	97,84	94,56	5,44
Среднее значение	92,02	92,72	7,28

По результатам исследования точность и полнота выделения значимых объектов составили 92% и 93% соответственно, вероятность пропуска значимых объектов — 7%; таким образом, разработанная программная система позволяет автоматизировать 92% операций по выделению объектов на аэрокосмических снимках по сравнению с ручным дешифрированием по изображению.

Указание в запросе характеристик отношений между объектами (Таблица 4.6) позволило значительно повысить точность выделения значимых объектов, например для класса *Деревья* — с 94,35% до 97,12%, для

класса *Здания и теплицы* — с 61,29% до 82,06%, для класса *Ручьи* — с 26,27% до 90,61% (Рисунок 4.25).



Деревья (запрос без учета характеристик отношений. В тематический слой попадают лишние объекты: ручьи и тени)



Деревья (запрос с учетом характеристик отношений)



Ручьи (без учета характеристик отношений. В тематический слой попадают лишние объекты: деревья и тени)



Ручьи (с учетом характеристик отношений)

Рисунок 4.25 — Повышение точности выделения значимых объектов при указании в запросе характеристик отношений между объектами

В ряде случаев для объектов, выделенных системой, требуется корректировка автоматически сформированных контуров. Точность оконтуривания текстурных объектов в системе оценивается как отношение числа выделенных текстурных объектов, для которых автоматически сформированные контуры не требуют корректировки, к общему числу

текстурных объектов изображения, и составила в среднем по всему комплекту снимков 96%.

При обработке комплекта снимков Landsat-7 с пространственным разрешением 30 м территории Республики Саха (Якутия) (2013 г.) точность и полнота выделения значимых объектов составили от 79% до 87% и от 86% до 95% соответственно.

В таблицах 4.8, 4.9 приведено сравнение показателей точности и полноты выделения значимых объектов в системе TexSeg с результатами аналогичных исследований, проведенных другими авторами для существующих систем, реализующих объектно-ориентированный анализ географических изображений: eCognition [98–101], Feature Analyst [102, 103], ENVI Feature Extraction [104].

Таблица 4.8 — Сравнение точности выделения значимых объектов в системе TexSeg и системах объектно-ориентированного анализа географических изображений

	eCognition [98]	eCognition [99]	eCognition [100]	eCognition [101]	Feature Analyst [102]	Feature Analyst [103]	ENVI Feature Extraction [104]	ENVI Feature Extraction [104]	TexSeg
Водоемы	90,91	90	100	83,9	89,5	99	100	100	92,53
Здания	90	84,22	96,58	98,6	85,9	96	100	89,47	82,06
Дороги	75	80,49			86,8	95	99,73	97,67	79,13
Посадки агрокультур			89,79	87,2		97			99,56
Луга		94,12	87,95	48,6	91,2	96	99,4	85,5	95,42
Леса	68,18			98,3	78,6	99	100	96,21	97,12
Тени	100						47,79	97,67	97,84
<i>Среднее значение</i>	84,82	87,21	93,58	83,32	86,4	97	91,15	94,42	91,95

Таблица 4.9 — Сравнение полноты выделения значимых объектов в системе TexSeg и системах объектно-ориентированного анализа географических изображений

	eCognition [98]	eCognition [99]	eCognition [100]	eCognition [101]	Feature Analyst [102]	Feature Analyst [103]	ENVI Feature Extraction [104]	ENVI Feature Extraction [104]	TexSeg
Водоемы	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Здания	73,34	88,79	80,11	95,9	85,9		99,99	92,63	87,08
Дороги	60	57,89			94,3	93	100	96,95	86,04
Посадки агрокультур			92,52	92,1		99			86,13
Луга		100	95,2	45,7	83,8	100	99,85	68,66	94,76
Леса	100			65,3	76,23	96	94,01	82,98	93,21
Тени	80						100	96,95	94,56
<i>Среднее значение</i>	<i>82,67</i>	<i>86,67</i>	<i>91,96</i>	<i>79,8</i>	<i>88,05</i>	<i>97,6</i>	<i>98,98</i>	<i>89,7</i>	<i>91,68</i>

В отличие от существующих систем объектно-ориентированного анализа географических изображений, в системе TexSeg, разработанной на основе предложенных модели и методики, текстурные и значимые объекты, сохраняя характеристики своих составных элементов (простых объектов), интерпретируются как самостоятельные целостные узлы соответствующих слоев семантической сети, которые обладают собственными атрибутами, что реализует свойство эмерджентности изображения.

В существующих системах анализ формы объектов выполняется путем их сопоставления с обобщенными типовыми формами (прямоугольников, эллипсов и др.). Система TexSeg анализирует форму границ, аппроксимированных отрезками прямых и дугами окружностей. Это позволяет выделять классы значимых объектов, не обладающие характерным цветом и тоном, но со значительно выраженными характерными признаками формы. Например, строения и другие классы искусственных объектов преимущественно состоят из отрезков прямых линий, образующих прямые углы между собой; в то же время контрастность этих объектов высокая, но не

является идентифицирующим признаком, а цвет фактически не играет роли (Рисунок 4.23, а).

Анализ пространственных отношений и отношений сравнения (например, по тону, степени извилистости границы, регулярности текстуры и т. д.), позволяющий существенно повысить точность выделения значимых объектов (Рисунок 4.25), в разработанной системе применим не только на уровне простых объектов, как в существующих системах, но и на уровнях текстурных и значимых объектов, что способствует повышению достоверности автоматического дешифрирования.

Таким образом, система TexSeg по точности и полноте дает результаты, сопоставимые с известными системами автоматизации дешифрирования, но за счет дополнительных средств анализа формы и отношений между объектами позволяет получать дополнительные характеристики объектов. Например, отличать искусственные объекты от природных, описывать указанные объекты конкретными последовательностями прямых, дуг и углов между ними, в частности, с целью изучения динамики объектов и явлений по разновременным снимкам.

4.3 Выводы по главе

В данной главе рассмотрены программная реализация и применение системы семантического кодирования изображений TexSeg, основанной на предложенной формализованной модели изображений и методике автоматизированного дешифрирования. Приводятся результаты экспериментов по дешифрированию аэрокосмических снимков.

Разработанная система позволяет автоматизировать операции по выделению на снимках значимых объектов местности, анализу их характеристик и построению границ для дальнейшего обозначения на карте. Пользователь может задавать правила выделения значимых объектов,

используя словесные формулировки значений дешифровочных признаков, а также настраивать функции принадлежности значений лингвистических переменных. Работоспособность системы проверена на 150 снимках Landsat-7, а также на 50 снимках, полученных с помощью сервиса «Google Планета Земля».

Эффективное функционирование системы семантического кодирования изображений и качество анализа объектов обеспечивается корректным расчетом количественных значений характеристик, отражающих дешифровочные признаки объектов на всех уровнях описания изображения. Результаты оценки релевантности вычислений составили соответственно 84% для простых объектов и 71% для текстурных объектов.

Выполнена оценка точности и полноты выделения значимых объектов на аэрокосмических снимках, составивших 92% и 93% соответственно, вероятности пропуска значимого объекта на снимках, составившей 7%. Точность оконтуривания объектов в разработанной системе составила 96%. Надежность и достоверность полученных описаний изображений подтверждаются использованием справочников дешифровочных признаков для задания структуры правил выделения на изображении значимых объектов, а также их соответствием результатам ручного дешифрирования.

В отличие от существующих систем объектно-ориентированного анализа географических изображений, в системе TexSeg, разработанной на основе предложенных модели и методики, текстурные и значимые объекты, сохраняя характеристики своих составных элементов (простых объектов), интерпретируются как самостоятельные целостные узлы соответствующих слоев семантической сети, которые обладают собственными атрибутами, что реализует свойство эмерджентности изображения.

В существующих системах анализ формы объектов выполняется путем их сопоставления с обобщенными типовыми формами (прямоугольников, эллипсов и др.). Система TexSeg анализирует форму границ, аппроксимированных отрезками прямых и дугами окружностей. Это

позволяет выделять классы значимых объектов, не обладающие характерным цветом и тоном, но со значительно выраженными характерными признаками формы.

Анализ пространственных отношений и отношений сравнения по выраженности характеристик, позволяющий существенно повысить точность выделения значимых объектов, в разработанной системе применим не только на уровне простых объектов, как в существующих системах, но и на уровнях текстурных и значимых объектов, что способствует повышению достоверности автоматического дешифрирования.

Таким образом, система TexSeg по точности и полноте дает результаты, сопоставимые с известными системами автоматизации дешифрирования, но за счет дополнительных средств анализа формы и отношений между объектами позволяет получать дополнительные характеристики объектов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертация является научно-квалификационной работой, в которой изложено новое научно обоснованное техническое решение задачи, заключающейся в повышении достоверности автоматического дешифрирования прямых и косвенных признаков объектов местности за счет развития алгоритмов машинного построения формализованного описания изображений, имеющей существенное значение для развития страны.

В ходе диссертационного исследования получены следующие основные результаты и выводы:

1. Исследованы существующие методы и алгоритмы описания изображений, методики дешифрирования аэрокосмических снимков. Показана необходимость в разработке методов и алгоритмов, позволяющих реализовать комплексный анализ совокупности как прямых, так и косвенных дешифровочных признаков.

2. Разработана формализованная модель изображения в виде семантической сети, отличающейся наличием трех слоев, отображающих количественные и качественные характеристики простых, текстурных и значимых объектов, а также отношения между ними.

3. Разработан новый алгоритм формирования границы текстурного объекта. Алгоритм применяется для анализа дешифровочного признака формы и отличается построением невыпуклой оболочки по допустимой величине углов результирующего многоугольника для повышения релевантности восприятию эксперта. Точность оконтуривания текстурных объектов с помощью алгоритма составляет 96%.

4. Разработана методика автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков, позволяющая интерпретировать характеристики объектов с точки зрения как статистических показателей, так и визуальных свойств объектов, а также анализировать пространственные отношения

между объектами изображения. Методика основана на использовании аппаратов классической и нечеткой логик.

5. Проведено экспериментальное исследование разработанной методики в задаче дешифрирования аэрокосмических снимков местности, подтверждающее повышение достоверности дешифрирования прямых и косвенных признаков объектов местности. По результатам сопоставления значений количественных характеристик, рассчитанных в системе, с результатами экспертного ранжирования, выполнена оценка релевантности значений характеристик простых и текстурных объектов, которая составляет 84% и 71% соответственно. Выполнена оценка точности (92%) и полноты (93%) выделения значимых объектов на снимках, вероятности пропуска значимого объекта (7%), точности оконтуривания текстурных объектов (96%).

Таким образом, программная система, разработанная на основе предложенной методики, позволяет автоматически выполнить 92% операций по выделению объектов на аэрокосмических снимках, что сокращает субъективность дешифрирования.

Разработанная система по точности и полноте дает результаты, сопоставимые с известными системами автоматизации дешифрирования, но за счет дополнительных средств анализа формы и отношений между объектами позволяет получать дополнительные характеристики объектов. Например, отличать искусственные объекты от природных, описывать указанные объекты конкретными последовательностями прямых, дуг и углов между ними, в частности, с целью изучения динамики объектов и явлений по разновременным снимкам.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Соловьева, А. Н. Алгоритмы вербализации изображений на примере словесного портрета человека / А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // Известия Волгоградского государственного технического университета : межвуз. сб. науч. ст. № 4(91) / ВолгГТУ. — 2012. — С. 60–64. — (Серия «Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах» ; вып. 13).
2. Соловьева, А. Н. Распознавание характерных точек по фотографиям в экспертной системе построения словесного портрета / А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // Известия Волгоградского государственного технического университета : межвуз. сб. науч. ст. № 10(97) / ВолГТУ. — 2012. — С. 92–97. — (Серия «Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах» ; вып. 14).
3. Соловьева, А. Н. Описание содержания изображений на ограниченном естественном языке / А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // Вестник Ижевского государственного технического университета имени М. Т. Калашникова. — 2012. — № 4(56). — С. 153–157.
4. Соловьева, А. Н. Многоуровневое описание аэрокосмических снимков в задаче автоматизированного дешифрирования / А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // Интеллектуальные системы в производстве. — 2014. — № 2(24). — С. 164–166.
5. Соловьева, А. Н. Построение многоугольников, моделирующих границы текстурных областей на аэрокосмическом снимке / А. Н. Соловьева // Интеллектуальные системы в производстве. — 2014. — № 2(24). — С. 167–168.
6. Solovyova, A. N. Using contours and colour region boundaries of photographs in sculptural portrait design / A. N. Solovyova, A. V. Kuchuganov //

ГрафиКон'2009: 19-я Междунар. конф. по компьютерной графике и зрению : Тр. конф. — М. : МАКС Пресс, 2009. — С. 315–316.

7. Solovyova, A. N. Automatization of sculptural portrait design / A. N. Solovyova, V. V. Kharin // First Forum of Young Researchers. In the framework of Intern. Forum “EQ-2008” : Proc. — Izhevsk : Publishing House of ISTU, 2008. — P. 63–68.

8. Solovyova, A. N. Using generic wireframe parametrization in sculptural portrait design / A. N. Solovyova, A. V. Kuchuganov // Second Forum of Young Researchers. In the framework of Intern. Forum “Education Quality — 2010” : Proc. (Apr. 22, 2010, Izhevsk, Russia). — Izhevsk : Publishing House of ISTU, 2010. — P. 163–170.

9. Solovyova, A. N. The method for sculptural portrait synthesis using colour region boundaries of photographs / A. N. Solovyova // Измерение, контроль и диагностика : Тр. I Всерос. науч.-техн. конф. студентов и аспирантов, посвящ. 25-летию каф. Приборы и методы контроля качества (Ижевск, 22–24 апр. 2010 г.). — Ижевск, 2010. — С. 171–174.

10. Соловьева, А. Алгоритм модификации типового трехмерного портрета по заданным фотоизображениям / А. Соловьева // ГрафиКон'2010: 20-я Междунар. конф. по компьютерной графике и зрению : Тр. конф. — СПб. : Университетские коммуникации, 2010. — С. 346–347.

11. Соловьева, А. Н. Автоматизация проектирования скульптурных портретов на основе фотоизображений / А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // 2-я Междунар. конф. «Трехмерная визуализация научной, технической и социальной реальности. Технологии высокополигонального моделирования» : Тр. конф. — Ижевск, 2010. — С. 62–66.

12. Solovyova, A. N. Automation of aerial and satellite image interpretation [Electronic resource] / A. N. Solovyova, A. V. Kuchuganov // Proc. of the 2016 conference on Information Technologies in Science, Management, Social Sphere and Medicine (ITSMSSM 2016). — Electronic data (1 file: 1 784 Kbytes). — Amsterdam, 2016. — Mode of access: <http://www.atlantis->

- press.com/php/download_paper.php?id=25856051 (Date of access: 09.06.2016).
— Title from screen.
13. Программа семантического кодирования изображений “TexSeg” / В. Н. Кучуганов, А. В. Кучуганов, А. Н. Соловьева // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016612059. – 2016.
14. Аристов, М. В. Космический снимок или аэросъемка для картографирования в крупных масштабах: что выбрать? / М. В. Аристов // ИнтернетГео. — 2011. — №5. — С. 11–21.
15. ГКИНП 02-121-79. Руководство по дешифрированию аэроснимков при топографической съемке и обновлении планов масштабов 1:2000 и 1:5000 / Главное управление геодезии и картографии при совете министров СССР. — УТВ. ГУГК 02.08.1979. — М. : ЦНИИГАиК, 1980. — 240 с. — (Геодезические, картографические инструкции, нормы и правила).
16. Востокова, Е. А. Экологическое картографирование на основе космической информации / Е. А. Востокова, В. А. Сушня, Л. А. Шевченко. — М. : Недра, 1988. — 223 с.
17. Савиных, В. П. География из космоса : учеб.-метод. пособие / В. П. Савиных, В. А. Малинников, С. А. Сладкопевцев, Э. М. Цыпина. — М. : Изд-во МИИГАиК, 2000. — 223 с.
18. Чандра, А. М. Дистанционное зондирование и географические информационные системы / А. М. Чандра, С. К. Гош. — М. : Техносфера, 2008. — 312 с.
19. Векторизации карт: услуги, программные продукты, технологии [Электронный ресурс] / Easy Trace Group. — Электрон. дан. — Рязань, 2016. — Режим доступа: <http://www.easytrace.com> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.
20. Lee, D. S. Class-guided building extraction from Ikonos imagery / D. S. Lee, J. Shan, J. S. Bethel // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. — 2003. — Vol. 69, No. 2. — P. 143–150.

21. Theng, L. B. Automatic building extraction from satellite imagery / L. B. Theng // *Engineering Letters*. — 2006. — Vol. 13, Issue 3. — P. 255–259.
22. Noronha, S. Detection and modeling of buildings from multiple aerial images / S. Noronha, R. Nevatia // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. — 2001. — Vol. 23, Issue 5. — P. 501–518.
23. Nixon, M. S. Feature extraction and image processing / M. S. Nixon, A. S. Aguado. — Oxford [etc.] : Newnes, 2002. — 350 p.
24. Mena, J. B. Automatic vectorization of segmented road networks by geometrical and topological analysis of hi-res binary images / J. B. Mena // *Knowledge-Based Systems*. — 2006. — Vol. 19, Issue 8. — P. 704–718.
25. Stilla, U. Map-aided structural analysis of aerial images / U. Stilla // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. — 1995. — Vol. 50, Issue 4. — P. 3–10.
26. Haala, N. Recognition of road and river patterns by relational matching / N. Haala, G. Vosselman // *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. — 1992. — Vol. 29, Part B3. — P. 969–975.
27. Zanin, R. Automatic extraction of rivers in satellite images using geometric active contours / R. Zanin, E. F. O. Martins, A. P. Dal Poz // *Geografia (Rio Claro)*. — 2013. — Vol. 38. — P. 171–190.
28. Книжников, Ю. Ф. Аэрокосмические методы географических исследований : учеб. для студ. высш. учеб. заведений / Ю. Ф. Книжников, В. И. Кравцова, О. В. Тутубалина. — М. : Издательский центр «Академия», 2004. — 336 с.
29. USGS digital spectral library [Electronic resource] / U.S. Geological Survey. — Electronic data. — [USA], 2007. — Mode of access: <http://speclab.cr.usgs.gov/spectral-lib.html> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.
30. GIS-Lab: NDVI — теория и практика [Электронный ресурс] / М. Дубинин. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2002. — Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/ndvi.html> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.

31. Лурье, И. К. Геоинформационное картографирование. Методы геоинформатики и цифровой обработки космических снимков : учебник / И. К. Лурье. — М. : КДУ, 2008. — 424 с.

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

33. Image classification — GRASS-Wiki [Electronic resource] / M. Neteler. — Electronic data. — Trento, 2015. — Mode of access: http://grasswiki.osgeo.org/wiki/Image_classification (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

34. Classification (Using ENVI) | Exelis VIS Docs Center [Electronic resource] / Harris Geospatial Solutions. — Electronic data. — [USA], 2016. — Mode of access: <http://www.exelisvis.com/docs/routines-136.html> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

35. ArcGIS resource center. Desktop help 10.0 — What is image classification? [Electronic resource] / ESRI, Inc. — Electronic data. — [S. l.], 2010. — Mode of access: <http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//00nv00000002000000.htm> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

36. Борзов, А. Ю. Комплекс автоматизированного дешифрирования и векторизации / А. Ю. Борзов // Геоматика. — 2012. — № 2. — С. 52–56.

37. ГИС ПАНОРАМА — Комплекс автоматизированного дешифрирования и векторизации данных ДЗЗ [Электронный ресурс] / Panorama Group. — Электрон. дан. — М., 2016. — Режим доступа: <http://www.gisinfo.ru/products/automap.htm> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.

38. Image classification — GRASS-Wiki [Electronic resource] / M. Neteler. — Electronic data. — Trento, 2015. — Mode of access: http://grasswiki.osgeo.org/wiki/Image_classification (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

39. GIS-Lab: Классификация космического снимка с обучением при помощи QGIS и GRASS [Электронный ресурс] / И. Филиппов, А. Ючименко. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2013. — Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/grass-ismap.html> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.

40. GIS-Lab: Классификация данных ДЗЗ используя метод опорных векторов и imageSVM [Электронный ресурс] / М. Дубинин. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2010. — Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/imagesvm.html> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.

41. GIS-Lab: Классификация растровых данных с помощью деревьев решений в R [Электронный ресурс] / М. Дубинин. — Электрон. дан. — [Б. м.], 2011. — Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/classify-trees-r.html> (Дата обращения: 01.06.2016). — Загл. с экрана.

42. Форсайт, Д. А. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. А. Форсайт, Ж. Понс. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2004. — 928 с.

43. Laws, K. Rapid texture identification / K. I. Laws // Proc. of SPIE 0238, Image Processing for Missile Guidance. — 1980. — Vol. 238. — P. 376–380.

44. Haralick, R. M. Statistical and structural approaches to texture / R. M. Haralick // Proc. of the IEEE. — 1979. — Vol. 67, Issue 5. — P. 786–804.

45. Zucker, S. W. Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis / S. W. Zucker, D. Terzopoulos // Computer Graphics and Image Processing. — 1980. — Vol. 12, Issue 3. — P. 286–308.

46. Чабан, Л. Н. Автоматизированная обработка аэрокосмической информации для картографирования геопространственных данных. Учеб. пос. / Л. Н. Чабан. — М. : МИИГАиК, 2013. — 96 с.

47. Opitz, D. Object recognition and image segmentation: the Feature Analyst approach / D. Opitz, S. Blundell // Object-Based Image Analysis: Spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications / T. Blaschke, S. Lang, G. J. Hay (eds.). — Berlin : Springer, 2008. — P. 153–168. — (Lecture notes in geoinformation and cartography).

48. Sonka, M. Image processing, analysis and machine vision / M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle. — Boston : Cengage Learning, 2015. — 920 p.
49. Kettig, R. L. Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects / R. L. Kettig, D. A. Landgrebe // IEEE Transactions on Geoscience Electronics. — 1976. — Vol. 14, Issue 1. — P. 19–26.
50. Janssen, L. L. F. Terrain objects, their dynamics and their monitoring by the integration of GIS and remote sensing / L. L. F. Janssen, M. Molenaar // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. — 1995. — Vol. 33, Issue 3. — P. 749–758.
51. Lobo, A. Image segmentation and discriminant analysis for the identification of land cover units in ecology / A. Lobo // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. — 1997. — Vol. 35, Issue 5. — P. 1136–1145.
52. Blaschke, T. What's wrong with pixels? Some recent development interfacing remote sensing and GIS / T. Blaschke, J. Strobl // GIS — Zeitschrift für Geoinformationssysteme. — 2001. — Vol. 14, No. 6. — P. 12–17.
53. Blaschke, T. Object based image analysis for remote sensing / T. Blaschke // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. — 2010. — Vol. 65, Issue 1. — P. 2–16.
54. GEOBIA state of the art, science or technology [Electronic resource] / P. Aplin. — Electronic data (1 file: 2431 Kbytes).— Thessaloniki, 2014. — Mode of access: <http://geobia2014.web.auth.gr/geobia14/sites/default/files/pictures/aplin.pdf> (Date of access: 01.09.2015). — Title from screen.
55. Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications / T. Blaschke, S. Lang, G. J. Hay (eds.). — Berlin : Springer, 2008. — 817 p. — (Lecture notes in geoinformation and cartography).
56. Flanders, D. Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction / D. Flanders, M. Hall-Beyer, J. Pereverzoff // Canadian Journal of Remote Sensing. — 2003. — Vol. 29, Issue 4. — P. 441–452.

57. Benz, U. S. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information / U. S. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, M. Heynen // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. — 2004. — Vol. 58, Issues 3–4. — P. 239–258.

58. ENVI Feature Extraction Module user's guide [Electronic resource] / ITT Visual Information Solutions. — Electronic data (1 file: 1123 Kbytes). — [USA], 2008. — Mode of access: http://www.harrisgeospatial.com/portals/0/pdfs/envi/feature_extraction_module.pdf (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

59. Imagine Objective. The future of feature extraction, update & change mapping [Electronic resource] / ERDAS, Inc. — Electronic data (1 file: 1129 Kbytes). — [USA], 2008. — Mode of access: <http://geosystems.pl/upload/zalaczniki/IMAGINEObjectivebrochure.pdf> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

60. Hanson, A. The VISIONS image-understanding system / A. Hanson, E. Riseman // *Advances in Computer Vision*, Vol. 1 / C. Brown (Ed.) — Hillsdale : Lawrence Erlbaum Associates, 1988. — P. 1–114.

61. Rareș, A. Image interpretation systems : Technical report (MCCWS 2.1.1.3.C), MCCWS project, Information and Communication Theory Group / A. Rareș, M. J. T. Reinders, E. A. Hendriks. — Delft : TU Delft, 1999. — 32 p.

62. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М. : Техносфера, 2006. — 1072 с.

63. Eakins, J. Content-based image retrieval : Technical report, JISC Technology Applications Programme / J. Eakins, M. Graham. — Newcastle : University of Northumbria at Newcastle, 1999. — 59 p.

64. Wang, W.-N. Image emotional semantic query based on color semantic description / W.-N. Wang, Y.-L. Yu // *Proc. of 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC 2005)*, Vol. 7. — Guangzhou, 2005. — P. 4571–4576.

65. Люгер, Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Ф. Люгер. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2005. — 864 с.

66. Фу, К. Структурные методы в распознавании образов / К. Фу. — М. : Мир, 1977. — 319 с.

67. Ohta, Y. An analysis system for scenes containing objects with substructures / Y. Ohta, T. Kanade, T. Sakai // Proc. of the Fourth International Joint Conference on Pattern Recognitions. — Kyoto, 1978. — P. 752–754.

68. Zhu, S. C. A stochastic grammar of images / S. C. Zhu, D. Mumford // Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision. — 2007. — Vol. 2, No. 4. — P. 259–362.

69. Yao, B. Z. I2T: Image parsing to text description / B. Z. Yao, L. Lin, M. W. Lee, S. C. Zhu // Proc. of the IEEE. Special issue on Internet Vision. — 2010. — Vol. 98 Issue 8. — P. 1485–1508.

70. WordNet. A lexical database for English [Electronic resource] / The Trustees of Princeton University. — Electronic data. — Princeton, 2015. — Mode of access: <http://wordnet.princeton.edu/> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

71. Sowa, J. F. Conceptual structures: information processing in mind and machine / J. F. Sowa. — Boston : Addison-Wesley Longman Publishing Co., 1984. — 481 p.

72. Ounis, I. RELIEF: Combining evidences and rapidity into a single system / I. Ounis, M. Paşca // Proc. of the 21st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. — New York : ACM, 1998. — P. 266–274.

73. Mulhem, P. Fuzzy conceptual graphs for matching images of natural scenes / P. Mulhem, W. K. Leow, Y. K. Lee // Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). — Seattle, 2001. — P. 1397–1402.

74. Препарата, Ф. Вычислительная геометрия: Введение / Ф. Препарата, М. Шеймос. — М. : Мир, 1989. — 478 с.

75. Duckham, M. Efficient generation of simple polygons for characterizing the shape of a set of points in the plane / M. Duckham, L. Kulik, M. Worboys, A. Galton // *Pattern Recognition*. — 2008. — Vol. 41, Issue 10. — P. 3224–3236.

76. Park, J. S. A new concave hull algorithm and concaveness measure for n-dimensional datasets / J. S. Park, S. J. Oh // *Journal of Information Science & Engineering*. — 2012. — Vol. 28, Issue 3. — P. 587–600.

77. Alani, H. Voronoi-based region approximation for geographical information retrieval with gazetteers / H. Alani, C. B. Jones, D. Tudhope // *International Journal of Geographical Information Science*. — 2001. — Vol. 15, No. 4. — P. 287–306.

78. Galton, A. What is the region occupied by a set of points? / A. Galton, M. Duckham // *Geographic Information Science: 4th International Conference, GIScience 2006, Proc.* — Berlin : Springer, 2006. — P. 81–98. — (Lecture notes in computer science ; Vol. 4197).

79. Edelsbrunner, H. On the shape of a set of points in the plane / H. Edelsbrunner, D. G. Kirkpatrick, R. Seidel // *IEEE Transactions on Information Theory*. — 1983. — Vol. 29, Issue 4. — P. 551–559.

80. Arampatzis, A. Web-based delineation of imprecise regions / A. Arampatzis, M. van Kreveld, I. Reinbacher, C. B. Jones, S. Vaid, P. Clough, H. Joho, M. Sanderson // *Computers, Environment and Urban Systems*. — 2006. — Vol. 30, Issue 4. — P. 436–459.

81. Moreira, A. A k-nearest approach for the computation of the region occupied by a set of points / A. Moreira, M. Y. Santos // *GRAPP 2007: Proc. of the International conference on computer graphics theory and applications*. — Setúbal : INSTICC Press, 2007. — P. 61–68.

82. Traka, M. Panoramic view construction / M. Traka, G. Tziritas // *Signal Processing: Image Communication*. — 2003. — Vol. 18, Issue 6. — P. 465–481.

83. Ярбус, А. Л. Роль движений глаз в процессе зрения / А. Л. Ярбус. — М. : Наука, 1965. — 167 с.

84. Заде, Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. — М. : Мир, 1976. — 165 с.

85. Кучуганов, А. В. Автоматизация обработки и семантическое кодирование цифровых изображений / А. В. Кучуганов, П. П. Осколков // Вестник компьютерных и информационных технологий. — 2013. — № 1. — С. 41–44.

86. Russ, J. C. The image processing handbook / J. C. Russ. — Boca Raton [etc.] : CRC Press, 2011. — 885 p.

87. 4.2.8 Shape. Geospatial analysis — 5th Edition, 2015 — de Smith, Goodchild, Longley [Electronic resource] / M. J. De Smith, M. F. Goodchild, P. A. Longley. — Electronic data. — London, Santa Barbara, 2015. — Mode of access: <http://www.spatialanalysisonline.com/HTML/index.html> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

88. Patašius, M. Evaluation of tortuosity of eye blood vessels using the integral of square of derivative of curvature / M. Patašius, V. Marozas, A. Lukoševičius, D. Jegelevičius // Proc. of the 3rd IFMBE European Medical and Biological Engineering Conference. — 2005. — Vol. 11. — P. 660–663.

89. Hanbury, A. A 3D-polar coordinate color representation suitable for image analysis : Technical report, PRIP-TR-77 / A. Hanbury, J. Serra. — Vienna : Vienna University of Technology, 2003. — 33 p.

90. 4.2.5 Centroids and centers. Geospatial analysis — 5th Edition, 2015 — de Smith, Goodchild, Longley [Electronic resource] / M. J. De Smith, M. F. Goodchild, P. A. Longley. — Electronic data. — London, Santa Barbara, 2015. — Mode of access: <http://www.spatialanalysisonline.com/HTML/index.html> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

91. Calculating the area and the centroid of a polygon [Electronic resource] / P. Bourke. — Electronic data. — Sydney, 1988. — Mode of access: <http://paulbourke.net/geometry/polygonmesh/> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

92. Яхъяева, Г. Э. Нечеткие множества и нейронные сети : учебное пособие / Г. Э. Яхъяева. — М. : Интернет-Университет Информационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 316 с.

93. Кормен, Т. Алгоритмы: построение и анализ / Т. Кормен, Ч. Лейзерсон, Р. Ривест. — М. : МЦНМО, 2002. — 960 с.

94. Tamura, H. Texture features corresponding to visual perception / H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1978. — Vol. 8, Issue 6. — P. 460–473.

95. Саати, Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Т. Саати. — М. : Радио и связь, 1993. — 278 с.

96. Vision Texture [Electronic resource] / Massachusetts Institute of Technology. — Electronic graphic data (1 file: 165 Mbytes). — Cambridge, 2002. — Mode of access: <http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

97. Foody, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment / G. M. Foody // Remote Sensing of Environment. — 2002. — Vol. 80. — P. 185–201.

98. Sun, X. A comparison of object-oriented and pixel-based classification approaches using QuickBird imagery / X. Sun, J. Zhang, Z. Liu // Proc. of International Symposium on Spatio-temporal Modeling, Spatial Reasoning, Analysis, Data Mining and Data Fusion. — Beijing, 2005. — 5 p. — (ISPRS Archives ; Vol. XXXVI-2/W25).

99. Huang, L. Object-oriented classification of high resolution satellite image for better accuracy / L. Huang, L. Ni // Proc. of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences. — Shanghai, 2008. — P. 211–218.

100. Rahman, Md. R. Multi-resolution segmentation for object-based classification and accuracy assessment of land use/land cover classification using remotely sensed data / Md. R. Rahman, S. K. Saha // Journal of the Indian Society of Remote Sensing. — 2008. — Vol. 36, Issue 2. — P. 189–201.

101. Arroyo, L. A. Mapping land cover types from very high spatial resolution imagery: automatic application of an object based classification scheme / L. A. Arroyo, K. Johansen, S. Phinn // GEOBIA 2010: Geographic Object-Based Image Analysis. — Ghent, 2010. — 5 p. — (ISPRS Archives ; Volume XXXVIII-4/C7).

102. Riggan, N. D. A comparison of pixel-based versus object-based land use/land cover classification methodologies/ N. D. Riggan, Jr., R. C. Weih, Jr. // Journal of the Arkansas Academy of Science. — 2009. — Vol. 63. — P. 145–152.

103. Králová, M. Accuracy assessment and classification efficiency of object-based image analysis of aerial imagery / M. Králová // AUC Geographica. — 2013. — Vol. 48, No. 1. — P. 15–24.

104. Petriřa, M. C. Object oriented classification — a comparative study of two ENVI Feature Extraction methods / M. C. Petriřa // RevCAD Journal of Geodesy and Cadastre. — 2015. — Vol. 19. — P. 145–152.

105. Ли, Н. Г. Голова человека : Основы учебного академического рисунка : учеб. изд. / Н. Г. Ли. — М. : Эксмо, 2009. — 264 с. — (Классическая библиотека художника).

106. CBCL face recognition database [Электронный ресурс] / Massachusetts Institute of Technology. — Electronic graphic data (1 file: 119 Mbytes). — Cambridge, 2005. — Mode of access: <http://cbcl.mit.edu/software-datasets/heisele/facerecognition-database.html> (Date of access: 01.06.2016). — Title from screen.

107. Кучуганов, В. Н. Лингвистический алгоритм синтеза трехмерных геометрических моделей по чертежу / В. Н. Кучуганов, Д. Р. Касимов // Приволжский научный журнал. — Нижний Новгород : Изд-во ННГАСУ. — 2011. — № 4. — С. 118–124.

108. Ермилов, В. В. Применение кинематических геометрических моделей в концептуальном проектировании / В. В. Ермилов, В. В. Харин, М. М. Шалак // ГрафиКон'2004: 14-я Междунар. конф. по компьютерной графике и зрению : Тр. конф. — М. : МАКС Пресс, 2004. — С. 287–290.

Приложение А

(справочное)

Применение разработанных модели и методики в задаче синтеза словесного портрета человека по фотографиям

Рассмотрим применение описанной формализованной модели изображения и шагов методики автоматизированного дешифрирования в задаче синтеза словесного портрета человека по фотографиям в фас и профиль. Известно, что лицо располагается вертикально на однотонном фоне, и фотографии получены при равномерном освещении со стороны фотоаппарата.

Аналогично задаче дешифрирования аэрокосмических снимков, **уровень простых объектов** представлен однородными областями изображения и контурами. Для повышения эффективности дальнейшего анализа форма границ однородных областей должна соответствовать расположению характерных точек лица. Предлагается выполнять разбиение изображения на однородные области путем двухэтапной цветовой кластеризации (Рисунок А.1). На первом этапе с помощью кластеризации по параметрам цветности (в пространстве CIELAB либо HSI) производится выделение на изображении основных областей, однородных по цвету, чтобы отделить от фона область лица. На втором этапе выполняется разбиение области лица на градации по модифицированному значению яркости (на основе закона Ламберта).

Уровень текстурных объектов в задаче синтеза словесного портрета менее существенен по сравнению с задачей обработки аэрокосмических снимков и представлен областями, соответствующими волосам, бровям, усам и др.

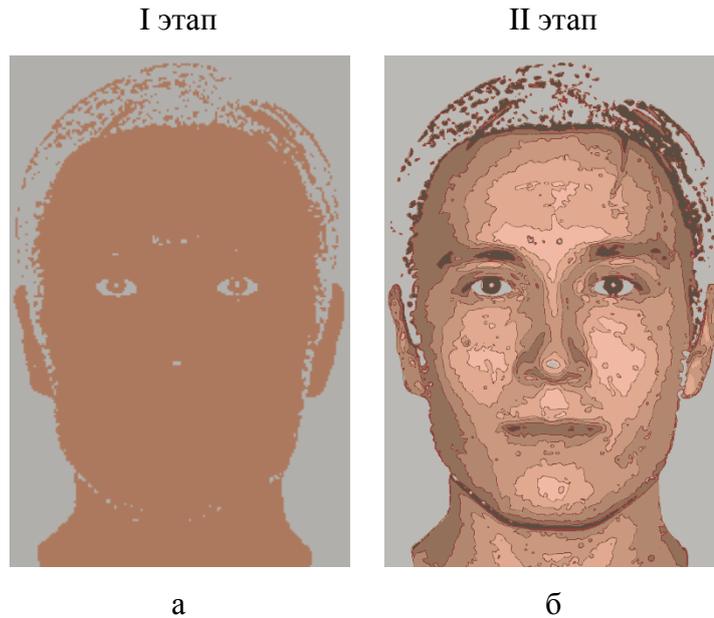


Рисунок А.1 — Двухэтапная кластеризация изображения: а — результат выделения области лица на изображении; б — результаты кластеризации области лица по модифицированному значению яркости

Уровень значимых объектов представлен областями лица (зрачок, волосы, губы и др.), контурами (линия рта и др.), а также связанными с ними антропометрическими точками лица (далее — характерными точками). По результатам анализа соотношений между характерными точками формируется словесный портрет. Применяемая нами система характерных точек представлена на рисунке А.2 (в качестве фона использован рисунок Н. Г. Ли [105]). Используются следующие обозначения:

V — верхушечная точка; *Дп* — дополнительная точка (введена для удобства геометрических построений, на виде сбоку принадлежит отрезку *VУ*); *Лв* — центральная точка линии роста волос; *Лб* — лобные бугры; *З* — затылочная точка; *Бр* — вершины бровей; *У* — точки у основания уха; *Нпн* — надпереносье; *Пн* — переносица; *Зр* — зрачки глаз; *Угл* — внутренние уголки глаз; *Углев* — внешние уголки глаз; *Кн* — кончик носа; *Крн* — точки крыльев носа; *Пдн* — подносовая точка; *Р* — центральная точка губ; *Угб* — уголки губ; *Ч* — точки нижней челюсти; *П* — подбородочная точка; *T_н*, *T_л* — правая и левая характерная точка *T* (для парных точек).

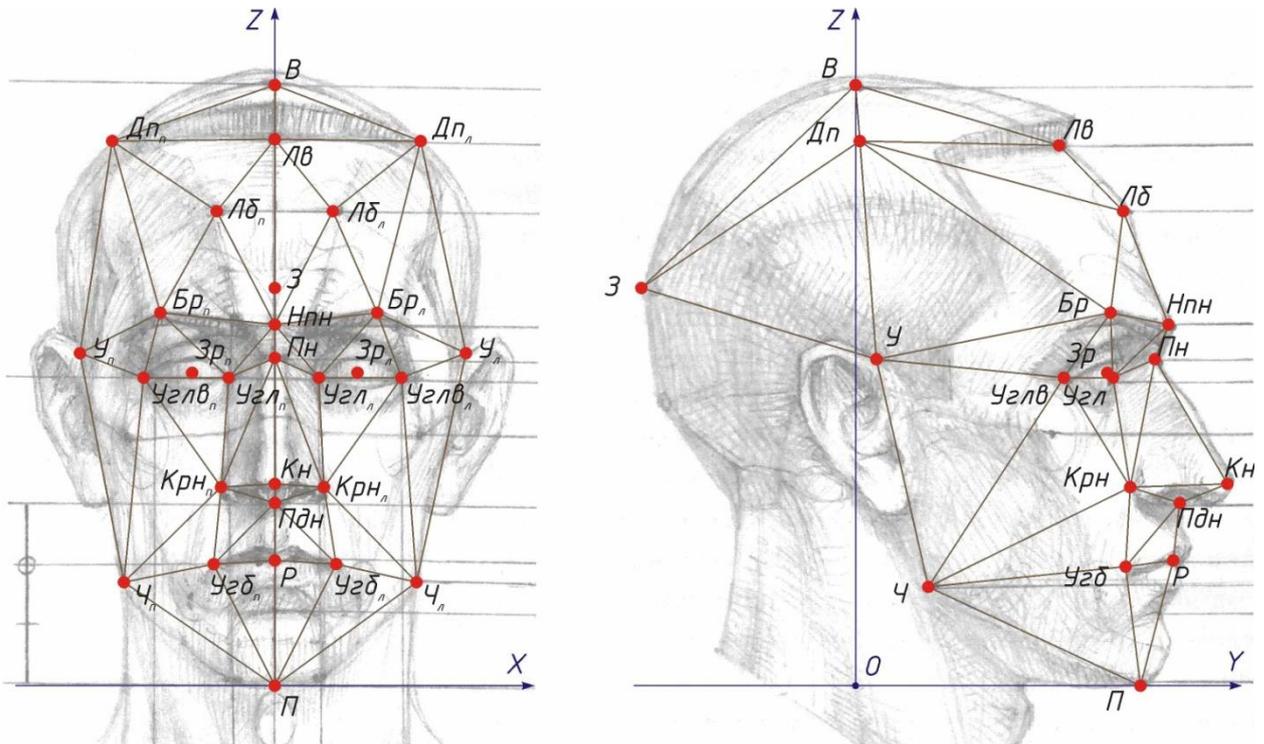


Рисунок А.2 — Схема характерных точек лица

Свяжем с головой человека правостороннюю систему координат и обозначим координаты характерной точки T (T_x, T_y, T_z). Пусть ось OZ проходит через вершечную точку B , ось OY — через подбородочную точку Π таким образом, что координаты $B(0, 0, B_z)$, $\Pi(0, \Pi_y, 0)$. Плоскость YOZ — плоскость симметрии головы.

Обозначим $H = B_z - \Pi_z$ — высота головы, $W = \max(U_{lx} - U_{nx}, Дп_{lx} - Дп_{rx}, Ч_{lx} - Ч_{rx})$ — ширина головы.

Относительное расположение основных характерных точек лица связано системой пропорций [105], которые можно выразить в виде уравнений и неравенств (Таблица А.1). Кроме того, для непарных характерных точек, лежащих в плоскости симметрии лица, справедливо равенство:

$$V_x = Лв_x = Нпн_x = Пн_x = Кн_x = Пдн_x = Р_x = \Pi_x = З_x = 0.$$

По умолчанию лицо считается симметричным относительно плоскости YOZ :

$$\text{для } T \in \{Дп, Лб, Бр, У, Угл, Зр, Угль, Крн, Угб, Ч\}$$

$$T_{лX} = -T_{nX}; \quad T_{лY} = T_{nY}; \quad T_{лZ} = T_{nZ}.$$

Таблица А.1 — Пропорции лица

№ п/п	Формализация пропорции	Описание пропорции
1.	$H = 1,7 \cdot W$	Отношение ширины головы к высоте составляет 1:1,7
2.	$B_Z - У_{2лZ} = У_{2лZ} - П_Z$	Высота головы (без волосяного покрова) делится на равные части линией внутренних уголков глаз
3.	$B_Z - Лб_Z = Лб_Z - Ннн_Z$	Верхняя часть головы разделяется по уровню лобных бугров на две равные части
4.	$Пдн_Z - П_Z = Ннн_Z - Пдн_Z =$ $= Лв_Z - Ннн_Z$	Расстояние от кончика подбородка до нижнего основания носа равно расстоянию от нижнего основания носа до надбровных бугров, равно расстоянию от надбровных бугров до линии корней волос
5.	$Пдн_Z - P_Z = \frac{1}{2}(P_Z - П_Z)$	Расстояние от линии рта до основания носа равно половине расстояния от линии рта до кончика подбородка
6.	$Пн_Z = Вв_Z,$ где $Вв \in K, Вв_Z = \max_{T \in K} T_z;$ K — контур верхнего века	Переносица располагается приблизительно на одном уровне с верхним веком глаза
7.	$Пн_Z - Пдн_Z =$ $= Угб_{лX} - Угб_{nX} =$ $= P_Z - П_Z$	Размер линии рта соответствует расстоянию от ее середины до основания кончика подбородка и равен длине носа
8.	$У_{2лв_{лX}} - У_{2л_{лX}} = L$ $У_{2л_{лX}} - У_{2лв_{nX}} = L$ $У_{2л_{лX}} - У_{2л_{nX}} = L$ $Крн_{лX} - Крн_{nX} = L$ $Лб_{лX} - Лб_{nX} = L$	Равные величины имеют: – глазные щели; – расстояние между внутренними уголками глаз; – ширина крыльев носа; – надбровные бугры
9.	$Пн_Z < У_Z < Ннн_Z$	Ухо располагается примерно на одном уровне с носом
10.	$H = (Ннн_Y - З_Y) \cdot q,$ где $q \in [1,7; 1,8]$	Отношение глубины головы (от надбровных дуг до затылка) к ее высоте составляет 1:1,7 – 1:1,8

Описанные пространственные отношения определяют область поиска характерных точек лица на изображениях в фас и профиль. Приведенная на рисунке А.3 схема является графическим представлением соотношений таблицы А.1 и соответствует фрагменту семантической сети изображения на уровне значимых объектов.

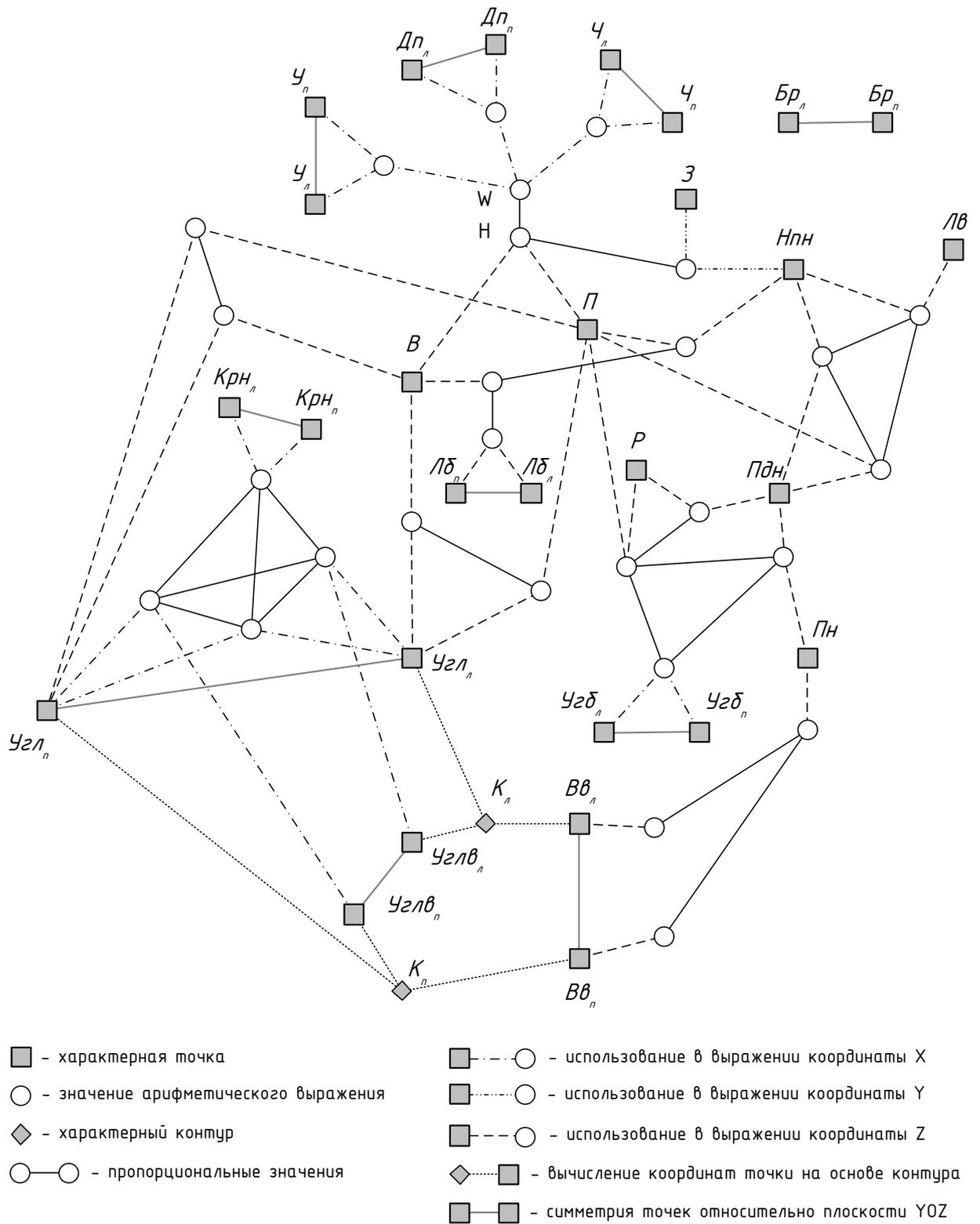


Рисунок А.3 — Пространственные отношения между характеристическими точками лица

В дополнение к известным пространственным отношениям между точками, при выделении характеристических точек лица на изображениях применяются закономерности расположения контуров и границ цветовых

областей изображения (Рисунки А.4–А.5). Так, скопления контуров определяют области глаз, бровей, волос, позволяют выявить линию подбородка, крылья носа и т. п. По контурам, выделенным на фотографии в профиль, определяется расположение кончика носа, переносицы, центральной точки губ. Часть характерных точек в обеих проекциях можно определить как крайние точки контуров по горизонтали или вертикали (например, уголки глаз). По контурам, выделенным на фотографии в профиль, определяется расположение кончика носа, переносицы, ротовой точки.

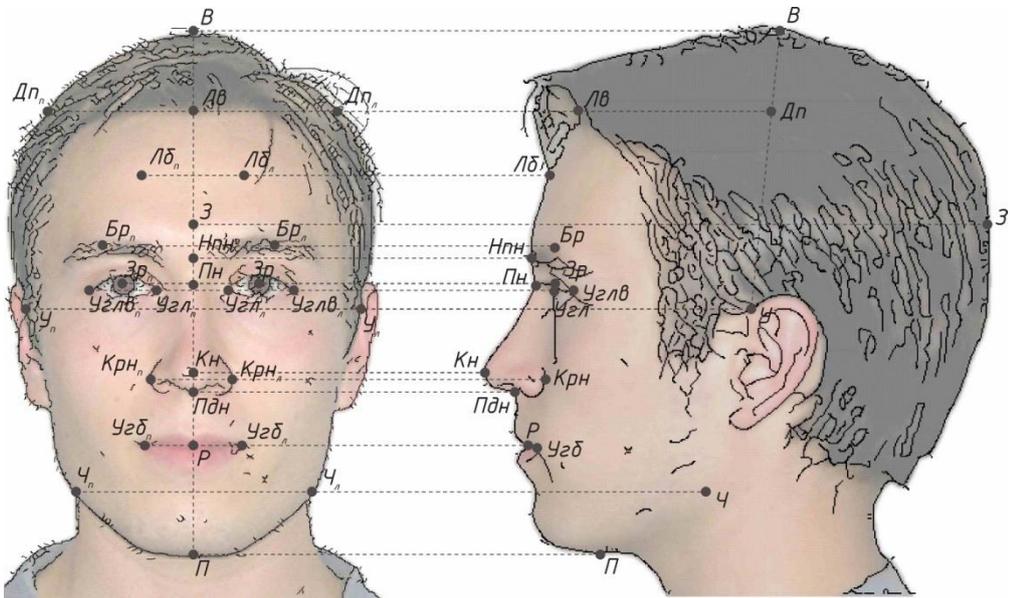


Рисунок А.4 — Соответствие характерных точек лица выделенным контурам

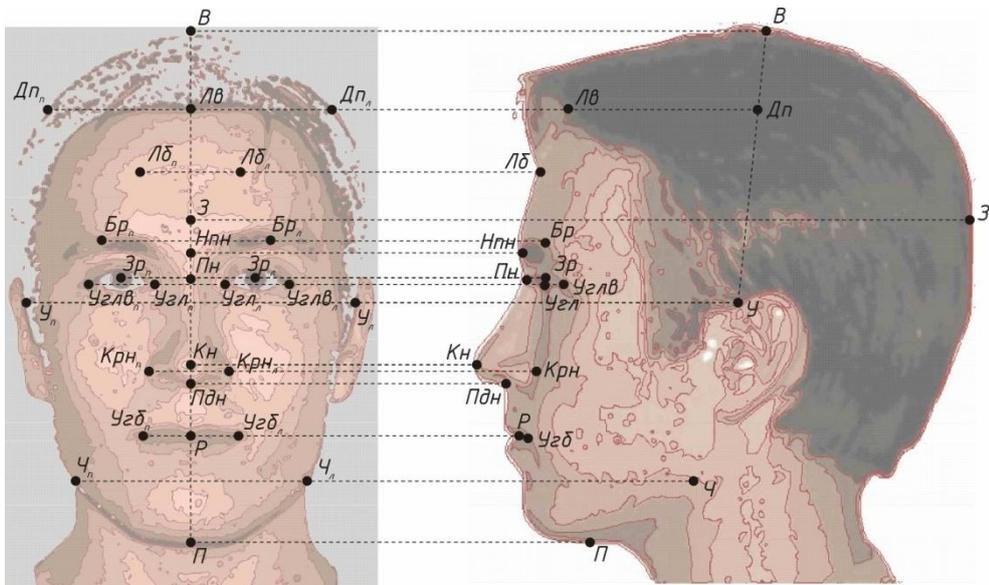


Рисунок А.5 — Соответствие характерных точек лица границам цветовых областей

На уровне значимых объектов, соответствующим областям лица, используются атрибуты:

- *форма* (круглая, треугольная, овальная, извилистая, вытянутая и др.);
- *наклон* (вертикальный, скошенный в определенную сторону и др.);
- *цвет*;
- *особые признаки* (характерные для конкретного значимого объекта).

Связи между узлами семантической сети соответствуют четкому отношению вложенности, образующему древовидный подграф, а также нечетким отношениям, степень выраженности которых представляется с помощью лингвистических переменных:

- отношения *расстояния* (близко, далеко и др.);
- отношения *направления* (выше, слева от);
- отношения *положения* (параллельно, перпендикулярно, скошено к);
- отношения *симметричности* относительно заданной оси;
- соотношения *размера* (больше, меньше и др.);
- отношения *формы* (уже, более круглый и др.);
- *тоновые* и *цветовые* отношения (темнее, краснее и др.).

На рисунке А.6 приведен фрагмент запроса для выделения значимых объектов на изображении лица, для наглядности представленный в виде графа [2].

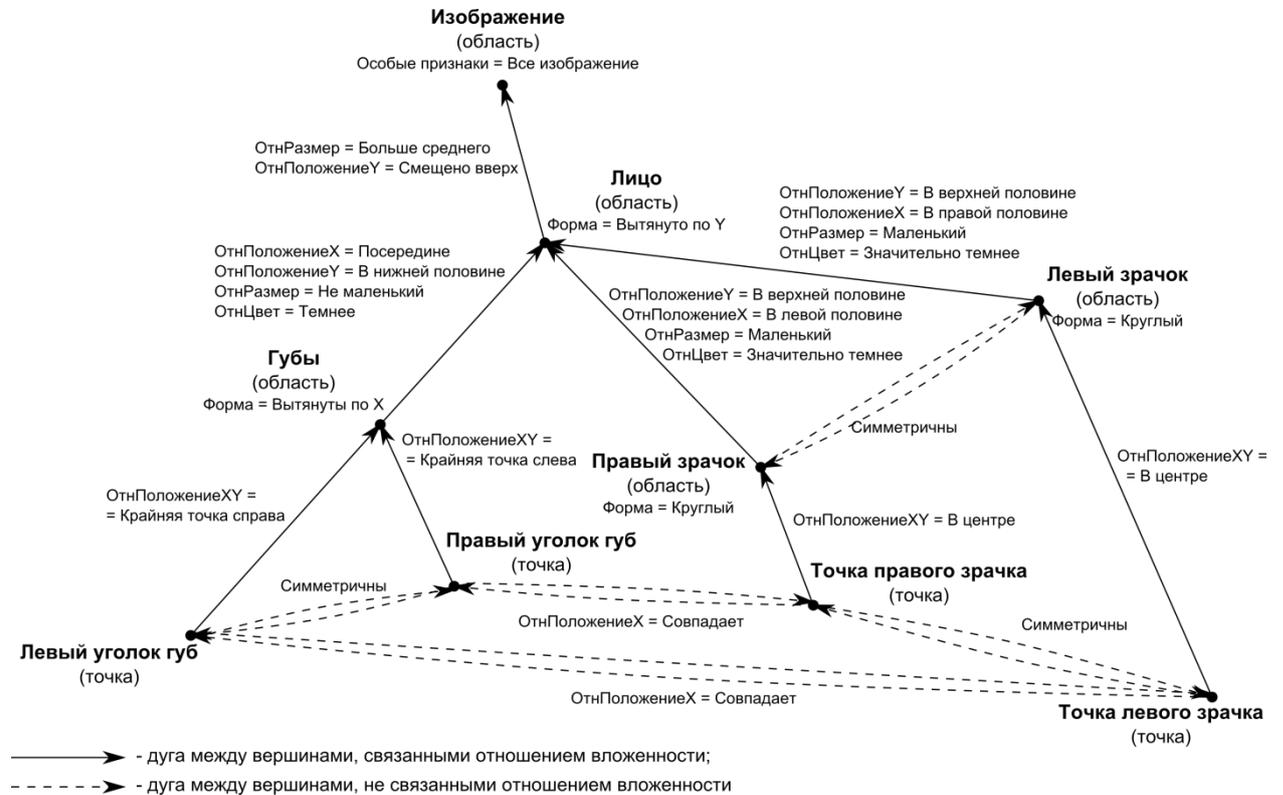


Рисунок А.6 — Фрагмент схемы запроса для выделения значимых объектов на изображении лица

Синтез словесного портрета заключается в расчете для выделенных значимых объектов и отношений между объектами значений характеристик, применяющихся в словесном описании [1, 3]. Наименования и функции принадлежности лингвистических значений характеристик определяются типом соответствующего значимого объекта. Каждому из лингвистических значений сопоставлен весовой коэффициент в зависимости от частоты встречаемости. Статистически редкие характеристики более существенны для идентификации объекта, что согласуется с предпочтительностью для словесного описания отличительных особенностей, а не типичных характеристик объектов.

Характеристики значимых объектов, применяющиеся при синтезе словесного портрета человека:

1. *Относительный размер* — рассчитывается для пары объектов. Выраженность характеристики определяется в трех, пяти и семи градациях. Функции принадлежности лингвистических значений отличаются для разных значимых объектов, что объясняется особенностями восприятия человеком отдельных частей лица. Примеры функций принадлежности для фаззификации размера частей лица приведены на рисунке А.7.

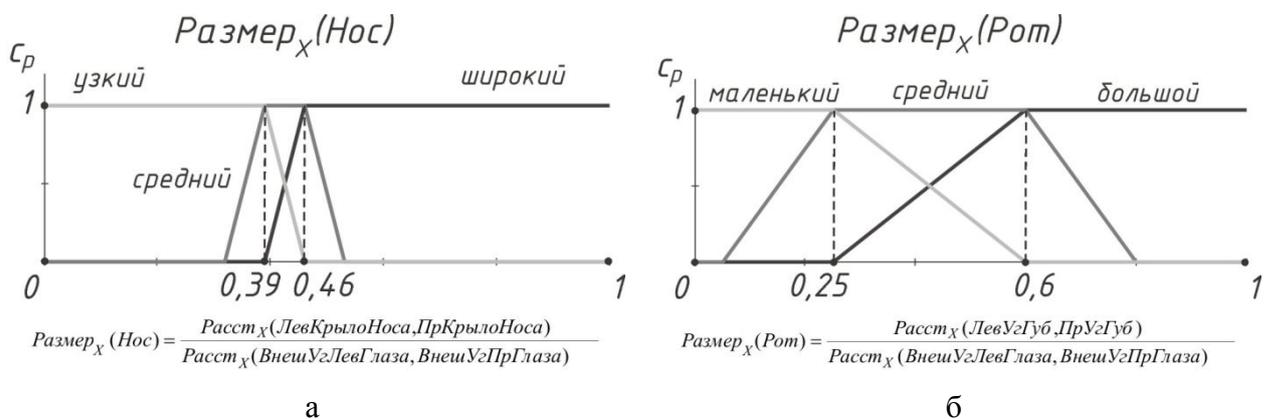


Рисунок А.7 — Функции принадлежности значений лингвистической переменной *Размер*: а — функции принадлежности для размера (ширины) носа; б — функции принадлежности для размера рта

2. *Положение* — рассчитывается для пары объектов. При анализе характеристики учитываются координаты и угол между составными частями значимых объектов, симметрия и другие особенности их относительного расположения: *Ниже*, *Выше*, *Близко*, *Параллельны* и др. Например, характеристика *Положение* при оценке положения бровей относительно линии зрачков может принимать следующие лингвистические значения: *Косовнутреннее* (линия бровей скошена к переносью), *Косонаружное* (линия бровей скошена к вискам), *Горизонтальное* (линия бровей параллельна линии зрачков).

3. *Цвет* — рассчитывается на основе отношений между несколькими объектами (*Румяные щеки, Седые волосы, Родинки*) либо для отдельного объекта (оценка тона кожи, цвета волос; зависит от условий освещения).

4. *Форма* (для областей), *наклон* (для контуров) — рассчитываются для отдельных объектов. Набор возможных лингвистических значений определяется типом значимого объекта: лицо *Круглое, Треугольное, Прямоугольное, Овальное*; брови *Прямые, Извилистые, Ломаные*.

5. Составные признаки, определение значений которых реализуется алгоритмами, настроенными на предметную область (*Морщинистое лицо, Наличие очков, Наличие усов, бороды*).

Получение лингвистических значений характеристик может заключаться как в вычислении значения функции принадлежности на интервале $U = [0; 1]$ (например, при оценке относительного размера объектов), так и в выполнении логического вывода на основе полученных лингвистических значений (например, при анализе признака формы или составных признаков). В последнем случае каждому значению лингвистической переменной ставятся в соответствие правила, накладывающие ограничения на характеристики значимого объекта.

В таблице А.2 приведен пример правил для признака *Форма лица*. Для определения ширины лица в плоскости скул, ширины нижней челюсти и ширины лба выполняются вспомогательные построения *ЛинияСкул(Лицо)*, *ЛинияНижнейЧелюсти(Лицо)*, *ЛинияЛба(Лицо)* — горизонтальные сечения области *Лицо* соответственно на уровне скул, нижней челюсти, лба.

Примеры определения значения признака *Форма лица* для фотографий приведены на рисунке А.8.

Таблица А.2 — Правила определения лингвистического значения признака *Форма лица*

Лингвистическое значение	Ограничения на характеристики лица, соответствующие лингвистическому значению
<i>Прямоугольное</i>	$ОтнРазмер_x(ЛинияЛба(Лицо), ЛинияСкул(Лицо)) = Примерно\ равны\ И$ $И\ ОтнРазмер_x(ЛинияСкул(Лицо), ЛинияНижнейЧелюсти(Лицо)) =$ $=\ Примерно\ равны\ И$ $И\ Соотношение(Размер_x(Лицо), Размер_y(Лицо)) =\ Меньше$
<i>Овальное</i>	$Очертания(Лицо) =\ Плавные\ И$ $И\ Соотношение(Размер_x(Лицо), Размер_y(Лицо)) =\ Меньше$
<i>Круглое</i>	$Очертания(Лицо) =\ Плавные\ И$ $И\ Соотношение(Размер_x(Лицо), Размер_y(Лицо)) =$ $=\ Примерно\ равны$
<i>Треугольное</i>	$ОтнРазмер_x(ЛинияЛба(Лицо), ЛинияСкул(Лицо)) =\ Большие\ И$ $И\ ОтнРазмер_x(ЛинияЛба(Лицо), ЛинияНижнейЧелюсти(Лицо)) =$ $=\ Значительно\ больше$

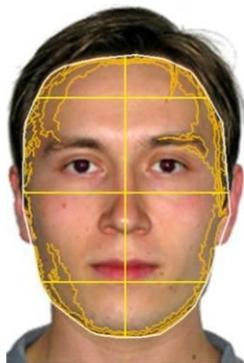
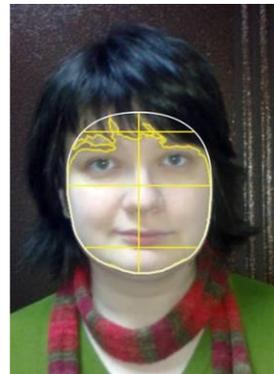
*Форма лица = Овальное**Форма лица = Приблизительно круглое*

Рисунок А.8 — Определение формы лица

Полученные значения характеристик с помощью шаблона преобразуются в форму, близкую к традиционному для предметной области словесному описанию. Так, в результате обработки фотографий, представленных на рисунках А.4–А.5, получено следующее словесное описание: *Лицо овальное. Лоб высокий. Брови дугообразные, длинные, низкие, темные. Длина глазной щели малая. Большое расстояние между наружными уголками глаз. Положение глаз горизонтальное. Глаза темные. Нос короткий, широкий. Спинка носа широкая. Рот прямой, малый. Углы рта горизонтальные. Носогубная выемка мелкая. Скулы средние. Подбородок прямой, угловатый, широкий. Губы широкие. Верхняя губа малая. Волосы темные. Линия роста волос прямая.*

На основе описанной методики (глава 3) разработана программная система Face3D, включающая в себя модули выделения характерных точек лица на фотографиях, построения словесного портрета по фотографиям, синтеза трехмерных моделей на основе фотографий и трехмерного каркаса. На рисунке А.9 приведен интерфейс системы в режиме выделения характерных точек лица (на примере обработки фотографии из базы изображений лиц MIT-CBCL, Massachusetts Institute of Technology, Center for Biological and Computational Learning [106]).

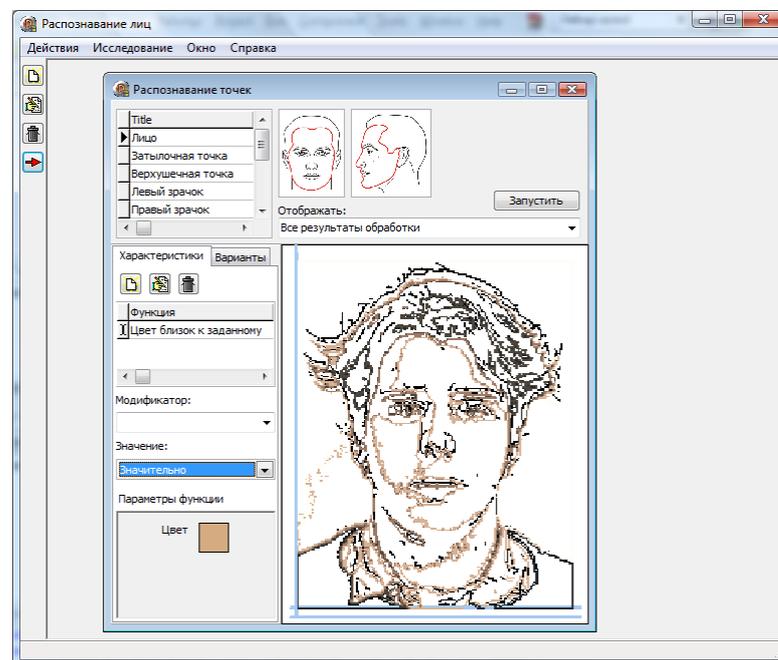


Рисунок А.9 — Окно выделения характерных точек лица

Качество словесного портрета определяется возможностью точно восстановить по нему внешность описываемого лица. Смоделировать данный процесс позволяет подсистема построения скульптурных портретов по заданной паре фотографий, которая является расширением программной системы построения словесного портрета [6–11].

Для построения типовой трехмерной модели применяется кинематический метод [107, 108]. В состав трехмерного каркаса входят формообразующий контур, лежащий в горизонтальной плоскости, и контуры, лежащие на поверхности модели, определяющие его деформацию в процессе

движения вдоль вертикальной оси координат, в том числе пара профилей, определяющих проекции объекта на координатные плоскости (соответствующие фотографиям в фас и в профиль).

Контурные, образующие трехмерный типовой каркас, масштабируются с учетом выделенных характерных точек лица и уточняются на основе границ однородных областей изображений (Рисунок А.10). Результатом построения является трехмерная модель, состоящая из контуров типовой формы, уточненных в соответствии с заданными фотографиями (в фас и профиль). Одновременно с этим выполняется параметризация типового каркаса на основе полученного словесного описания. Полученные трехмерные модели сопоставляются.

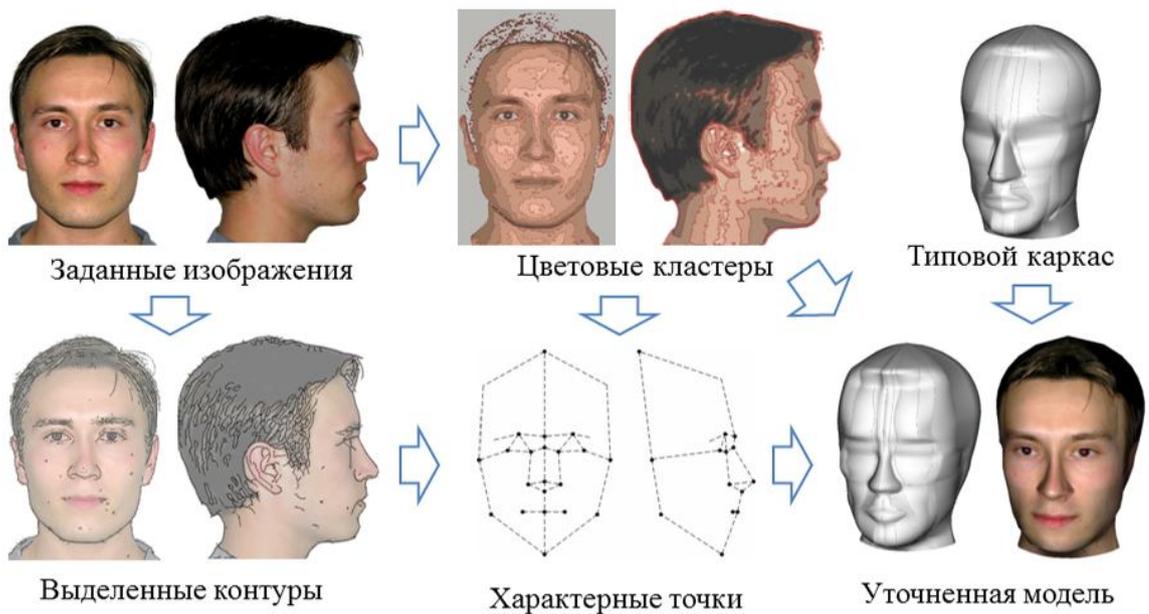


Рисунок А.10 — Схема метода параметризации типового трехмерного каркаса

Система синтеза словесного портрета по фотографиям может найти применение в следующих областях:

1. Криминалистическое отождествление человека по признакам внешности: проверка тождества лиц, установление личности, идентификация лиц, имеющих близкое родство. В отличие от существующих систем, выполняющих идентификацию лиц, предлагаемая методика позволяет

использовать координаты характерных точек и словесный портрет в комплексе. Например, если в предоставленном словесном портрете отсутствует требуемая характеристика, она может быть автоматически рассчитана по точкам.

2. Пластическая хирургия: интерактивное моделирование результата хирургии, позволяющее оптимизировать процесс планирования операции.

3. Интернет-поиск фотопортретов с заданными характеристиками.

4. Создание моделей персонажей для виртуальной реальности.

5. Моделирование портретных кукол и шаржей.

Подсистема построения трехмерного портрета может также применяться в задачах, не связанных с вербализацией изображений. Перспективно использование трехмерных портретов в системах биометрической идентификации, электронных паспортах. Существующие системы построения трехмерных моделей лица позволяют получать реалистичные модели, но при этом настройку характерных точек в большинстве программ приходится выполнять вручную. Применение предложенной методики позволит уточнять трехмерные модели с помощью команд в терминологии экспертов предметной области, а также выполнять геометрические построения на основе словесного описания вместо указания точек на фотографиях. Таким образом, при сокращении времени обработки и участия пользователя может быть получена геометрическая модель с высокой степенью сходства.

Приложение Б

(справочное)

Акты о внедрении результатов диссертационной работы

УТВЕРЖДАЮ

Первый проректор по стратегическому направлению и научно-инновационной работе ФГАОУ ВПО "Северо-Восточный федеральный университет имени М.К. Аммосова"

В.И. Васильев

2013г.



о внедрении (использовании) результатов диссертационной работы Соловьевой Александры Николаевны

Комиссия в составе: председатель – Николаев Анатолий Николаевич д.б.н., декан биолого-географического факультета, члены комиссии: Слепцова Надежда Петровна – к.б.н., доцент зав. кафедрой географии, Саввинова Антонина Николаевна к.г.н., доцент кафедры географии, Данилов Юрий Георгиевич – к.г.н., доцент кафедры географии составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Соловьевой А.Н. использованы в рамках госбюджетной темы №4043 Госзаказ МОиН на 2012 год по теме: «Разработка и экспериментальное исследование системы аэрокосмического и геоинформационного мониторинга для визуализации результатов геоэкологических исследований северных экосистем»

в следующем виде:

1. Модуль семантического кодирования результатов цветовой сегментации и выделения текстур в автоматизированной системе обработки аэрокосмических снимков.

Использование указанных результатов позволяет:

- повысить эффективность, быстродействие и качество анализа графической информации на примере аэрокосмических снимков;
- повысить наглядность, удобство принятия решений, осуществляемых на основе цветовой сегментации. Цветовая сегментация позволяет увидеть на экране не только количественные, но и качественные значения, получить границы и площадь зоны с заданным уровнем. Качественные значения используются также в экспертном модуле системы поддержки принятия решений для нечеткого логического вывода и синтеза плана мероприятий.

Председатель комиссии:


_____ (Николаев А.Н.)

Члены комиссии:


_____ (Слепцова Н.П.)


_____ (Саввинова А.Н.)


_____ (Данилов Ю.Г.)

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе

ФГБОУ ВПО

Ижевский государственный

технический университет

имени М.Т. Калашникова»

В.В. Хворенков

2014 г.

АКТ

о внедрении (использовании) результатов
диссертационной работы
Соловьевой Александры Николаевны

Комиссия в составе: председатель – декан факультета ИВТ, д.т.н., профессор В.Е. Лялин, члены комиссии: заведующий кафедрой АСОИУ, д.т.н., профессор В.Н. Кучуганов, доцент кафедры АСОИУ, к.т.н., доцент М.В. Телегина, старший преподаватель кафедры АСОИУ А.А. Коробейников,

составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы А.Н. Соловьевой использованы на кафедре АСОИУ ФГБОУ ВПО «Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова» для проведения практических занятий и оценки знаний студентов, обучающихся по направлению 230100.62 «Информатика и вычислительная техника», профили АСОИУ, САПР при изучении дисциплины «Геоинформационные системы», а также магистрантов, обучающихся по направлению 230100.68 «Информатика и вычислительная техника», магистерская программа «Компьютерная графика и Web-дизайн» при изучении дисциплины «Геоинформационные системы и технологии»,

а именно:

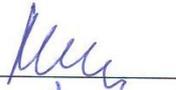
- методика анализа и формализованного описания текстурных объектов на основе геометрических функций с использованием аппарата классической и нечеткой логики;
- система семантического кодирования изображений TexSeg;
- способ качественного задания количественных характеристик объектов дешифрирования на аэрокосмических снимках на основе нечеткой логики.

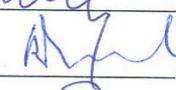
Использование указанных результатов:

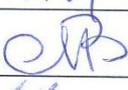
- способствует приобретению студентами знаний, умений и навыков применения информационных технологий при обработке данных аэрокосмического мониторинга, дешифрировании аэрокосмических снимков, создании топографических карт;
- позволяет при выполнении практической работы автоматизировать заполнение тематических слоев карты и расчет показателей, основанных на геометрическом представлении объектов местности;
- способствует усвоению студентами принципов нечеткой логики при интерпретации запросов о значениях прямых и косвенных дешифровочных признаков объектов аэрокосмического снимка (настройка функций совместимости значений лингвистических переменных, сопоставленных признакам; задание типовых сочетаний значений признаков для выделения объектов местности).

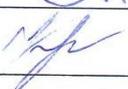
Председатель комиссии:

Члены комиссии:

 (В.Е. Лялин)

 (В.Н. Кучуганов)

 (М.В. Телегина)

 (А.А. Коробейников)