УДК 504.064(4) ББК 20.18 3 26

Замятин А. В., Марков Н. Г. Анализ динамики земной поверхности по данным дистанционного зондирования Земли. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007. — 176 с. — ISBN 978-5-9221-0801-0.

Рассмотрены проблемы анализа динамики земной поверхности при использовании дистанционных методов изучения экосистем. Значительное внимание уделено проблеме создания информационных систем для решения этих задач, имеющих в комплексе развитые функции автоматизированной интерпретации данных аэрокосмического мониторинга экосистем, моделирования изменений ландшафтного покрова и пространственного анализа результатов интерпретации и моделирования.

Книга может быть полезна научным работникам, аспирантам и студентам вузов, специализирующимся в области экосистемного мониторинга.

Научное издание

ЗАМЯТИН Александр Владимирович МАРКОВ Николай Григорьевич

#### АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ ПО ДАННЫМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

Редактор О.В. Салецкая Оригинал-макет: О.А. Кузнецов Оформление переплета: Н.В. Гришина

Подписано в печать 16.01.07. Формат 60×90/16. Бумага офсетная. Печать офсетная. Усл. печ. л. 11. Уч.-изд. л. 12,1. Тираж 400 экз. Заказ №

Издательская фирма «Физико-математическая литература» МАИК «Наука/Интерпериодика» 117997, Москва, ул. Профсоюзная, 90 E-mail: fizmat@maik.ru, fmlsale@maik.ru; http://www.fml.ru

Отпечатано с готовых диапозитивов в ОАО «Чебоксарская типография № 1» 428019, г. Чебоксары, пр. И. Яковлева, 15



© ФИЗМАТЛИТ, 2007 © А.В. Замятин, Н.Г. Марков, 2007

ISBN 978-5-9221-0801-0

# оглавление

Предисловие	6
Введение	7
Основные сокращения и обозначения	12
Глава 1. Проблемы анализа динамики земной поверхности	13
§1.1. Задачи анализа динамики земной поверхности	13
§1.2. Классификация моделей изменения земной поверхности	14
§1.3. Обобщенные модели	16
§1.4. Распределенные модели	16
§ 1.5. Пространственные модели	22
§1.6. Программные средства для решения задач моделирования изме- нений земной поверхности	24
§ 1.7. Анализ динамики земной поверхности с использованием данных дистанционного зондирования Земли	26
§1.8. Выводы по главе	32
Глава 2. Задачи интерпретации данных дистанционного зондиро- вания земли	35
§ 2.1. Общие положения	35
§ 2.2. Классификация аэрокосмических изображений 2.2.1. Математическая постановка задачи классификации (37). 2.2.2. Непараметрические статистические и нейросетевые клас- сификаторы (39).	37
§2.3. Программные средства для интерпретации аэрокосмических изображений	41
§2.4. Особенности классификации аэрокосмических изображений	43
§2.5. Выводы по главе	43

Глава З.	Концепция создания информационных систем для анали-	
зад	инамики земной поверхности по данным дистанционного	4 -
зонд	ирования земли	45
§ 3.1. M c	Аногоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности использованием аэрокосмических изображений 4	45
§3.2. П ра	ринципы тематической интерпретации аэрокосмических изоб- ажений	50
§3.3.Д 3. ро сн	вухэтапная классификация	53
§3.4. П рс	ринципы функционирования клеточных автоматов при модели- овании изменений земной поверхности	64
§ 3.5. Tj	ребования к системам анализа динамики земной поверхности 🛛 🤅	66
§3.6. П	ринципы построения и обобщенная структура семейства ин- ормационных систем.	68
§ 3.7. B	ыводы по главе	70
Глава 4. <b>земн</b>	Математическое обеспечение системы анализа динамики пой поверхности	72
§4.1.Д с нн 4. 4. в сн 4. пр ал ни 4.	<ul> <li>вухэтапная классификация аэрокосмических изображений раздельным использованием спектральных и пространственых признаков.</li> <li>1.1. Реализация метода статистической классификации (72).</li> <li>1.2. Непараметрическая оценка плотности распределения двухэтапной классификации (78).</li> <li>4.1.3. Способ индекирования многомерного признакового пространства (79).</li> <li>1.4. Особенности алгоритма индексирования многомерного ризнакового пространства (81).</li> <li>4.1.5. Модифицированный плоритм непараметрической оценки плотности распределения (83).</li> <li>4.1.6. Метод нейросетевой классификации (84).</li> <li>1.7. Автоматизированный поиск обученных нейросетей (87).</li> </ul>	72
§ 4.2. И но 4. па ра ни ци ро не по	Сследование эффективности методов и алгоритмов двухэтап- ой классификации	91
§4.3. Ре 4. ли тс	еализация моделирования изменений земной поверхности 11 3.1. Определение тенденций изменения (115). 4.3.2. Реа- изация моделирования с использованием клеточных автома- ов (116).	15

§ 4.4. Исследование алгоритмов моделирования изменений земной по- верхности	119
4.4.1. Постановка задачи исследования (119). 4.4.2. Зависи- мость точности прогнозных тематических карт от точности интерпретации исходных аэрокосмических изображений (122). 4.4.3. Исследование эффективности вероятностного подхода к определению правил функционирования клеточных автома- тов (125).	
§4.5. Выводы по главе	126
Глава 5. Программное обеспечение системы анализа динамики земной поверхности	129
§ 5.1. Базовые программные средства системы 5.1.1. Выбор базовой системы предварительной обработки и ви- зуализации аэрокосмических изображений (129). 5.1.2. Выбор базовой геоинформационной системы (130). 5.1.3. СУБД для работы с данными в системе (130). 5.1.4. Способы реализации нейросетевой имитации (131). 5.1.5. Среды разработки про- граммного обеспечения системы (132).	129
§5.2. Особенности программной реализации системы 5.2.1. Структура программного обеспечения (132). 5.2.2. Хра- нение и поиск нейросетей (138). 5.2.3. Особенности создания интерфейса пользователя (139). 5.2.4. Программная реализация нейросетевого имитатора (143).	132
§5.3. Выводы по главе	145
Глава 6. Результаты практического применения информационной	147
	147
земной поверхности	147
<ul> <li>\$6.2. Применение системы для решения задачи тематического картирования</li> <li>6.2.1. Постановка задачи тематического картирования (157).</li> <li>6.2.2. Технология тематического картирования (158).</li> </ul>	157
§6.3. Выводы по главе	164
Заключение	166
Список литературы	167

#### Предисловие

В последнее десятилетие интенсивно ведутся исследования в области анализа динамики земной поверхности. Особенно перспективным научным направлением в этой области является создание информационных систем для выявления и прогноза изменений земной поверхности по данным дистанционного зондирования Земли. Огромный интерес к таким исследованиям и к их перспективным практическим приложениям проявляется как в России, так и за рубежом. Подтверждением этого служит большое число публикаций в периодических изданиях и сборниках трудов конференций и симпозиумов, посвященных вопросам эффективности использования данных дистанционного зондирования Земли. К сожалению, работы, обобщающие результаты таких исследований, в первую очередь, с использованием данных дистанционного зондирования Земли, на русском языке отсутствуют. Авторы надеются, что предлагаемая монография в определенной степени восполнит этот пробел.

В книге дается не только обзор и анализ результатов исследований в области анализа динамики земной поверхности, но и приводятся результаты собственных исследований авторов в этой области.

Авторы выражают глубокую благодарность кандидатам технических наук А.В. Кудинову, Р.В. Ковину, Е.А. Мирошниченко, А.А. Напрюшкину, П. М. Острасть и А.В. Сарайкину за плодотворные дискуссии, ценные замечания и советы при написании данной работы. Отдельную благодарность авторы выражают Югорскому НИИ информационных технологий и лично руководителю центра ДЗЗ, кандидату технических наук В.Н. Копылову за предоставленные космические снимки.

#### Введение

Известно, что антропогенная деятельность сопровождается такими негативными процессами как обезлесение, эрозия почвы, изменение береговых линий водоемов и т. д. [11]. Новое поколение загрязняющих веществ, опасные токсические и радиоактивные материалы могут попадать в окружающую среду по целому ряду природных и техногенных каналов. Даже в малых дозах они оказывают значительное влияние на флору и фауну, обеспечивая на многие годы явную негативную тенденцию в их развитии.

Все это, как правило, ведет к появлению серьезных локальных и глобальных экологических изменений, которые необходимо анализировать и оценивать, а также прогнозировать их развитие с целью комплексного исследования изучаемой территории земной поверхности и повышения эффективности использования ее природных ресурсов. Существенная пространственная неоднородность исследуемых природно-территориальных комплексов, их динамичность и большая плошадь зачастую не позволяют применять такие традиционные методы слежения за их состоянием как стационарные исследования, тематическое картирование на местности и т.п. [11, 52, 73]. Поэтому как альтернатива таким методам за последние десятилетия развивалась концепция экосистемного мониторинга как системы наблюдения, регистрации, контроля, прогнозирования и анализа динамики и, наконец, управления и оптимизации экосистем [11]. При этом если ранее для наблюдения за состоянием экосистем и их отдельных компонент использовались данные, полученные традиционными контактными методами, то с 30-х годов XX в. используются аэрометоды, а с 70-х годов XX в. — и космические методы, являющиеся, как показал опыт, весьма перспективными методами. В настоящее время аэрокосмические методы изучения экосистем называют методами дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) [21, 32]. На сегодняшний день наиболее распространенными среди данных ДЗЗ являются панхроматические (одноканальные) и многозональные (многоканальные) изображения, называемые аэрокосмическими изображениями (АИ), которые получают с помощью аэрофото- или космической съемки для исследуемого фрагмента земной поверхности. При этом под динамикой земной

поверхности понимают изменение границ, площади и других географических параметров объектов, расположенных на земной поверхности, а под *анализом динамики* — действия, направленные на выявление и исследование закономерностей процессов, происходящих на земной поверхности.

За последние десятилетия XX в. отечественными учеными, такими как А. М. Берлянт, Б. В. Виноградов, Б. В. Тикуновх и др. был выполнен большой объем исследований, посвященных, в основном, теоретическим [4, 11, 12, 14, 16, 48, 59, 73] и в меньшей степени практическим [45, 47, 49] аспектам решения проблем анализа динамики земной поверхности, в том числе и с использованием данных ДЗЗ. При этом неоправданно мало внимания отечественными исследователями уделялось и уделяется автоматизации решения подобных задач, использованию постоянно возрастающих возможностей компьютерной техники и информационных технологий.

Первые практически интересные результаты при решении проблем анализа динамики земной поверхности получены зарубежными учеными, такими как Ц. Агравал, В. Бэйкер, Э. Белл, П. Вербург, П. Хаггет и многими другими [66, 74–76, 81, 82, 105, 117, 122, 131, 134, 138], в основном, при решении задач моделирования изменений земной поверхности. Однако в их работах не уделяется должного внимания этапу автоматизированной интерпретации данных ДЗЗ, являющемуся ключевым этапом при анализе динамики земной поверхности с использованием дистанционных методов.

Одной из главных нерешенных проблем при использовании АИ остается проблема разработки новых, более эффективных, чем существующие, методов и программных средств автоматизированной интерпретации таких данных. Подобная проблема существует и в области моделирования изменений земной поверхности как основной методологии решения задач анализа динамики земной поверхности. В решении каждой из этих проблем как в России, так и за рубежом сделаны только первые шаги: получены первые результаты исследований, разработаны первые программные системы (в некоторых случаях только экспериментальные версии), реализующие, как правило, этап интерпретации АИ и этап моделирования изменений земной поверхности по отдельности.

Учитывая все вышеизложенное, можно сделать вывод об актуальности проблемы создания высокоэффективных информационных систем, предназначенных для комплексного решения задач анализа динамики земной поверхности. Такие системы, имея соответствующее математическое и программное обеспечение, должны позволять проводить интерпретацию АИ и на основе результатов этой интерпретации выполнять собственно анализ динамики земной поверхности, включая пространственный анализ характеристик и прогноз изменений земной поверхности. При написании монографии авторы преследовали три цели. Первая из них — проведение аналитического обзора результатов современных исследований в области анализа динамики земной поверхности. Вторая цель — разработка концепции создания информационных систем для решения задач анализа динамики, обладающих в комплексе развитыми функциями автоматизированной интерпретации данных ДЗЗ, моделирования изменений земной поверхности и пространственного анализа результатов интерпретации и моделирования. Наконец, третья цель изложение результатов исследований авторов при помощи частного случая реализации этой концепции в виде конкретной системы. При этом значительное внимание должно уделяться исследованию эффективности математического и программного обеспечения созданной информационной системы и ее апробации при решении реальных прикладных задач

Перечислим основные вопросы, рассматриваемые в книге.

Глава 1 посвящена анализу проблем, возникающих при изучении динамики земной поверхности, в том числе при использовании данных ДЗЗ. Рассмотрены основные подходы к анализу динамики земной поверхности, основанные на различных моделях изменения земной поверхности, а также проанализирован используемый в таких моделях математический аппарат. Показано, что использование моделирования изменений земной поверхности является олним из наиболее перспективных методологических подходов к решению задач анализа динамики земной поверхности. Дана классификация моделей изменения земной поверхности и приведены результаты их анализа. Рассматриваются общие характеристики некоторых основных современных систем ДЗЗ, используемых в задачах анализа динамики. Рассмотрено существующее программное обеспечение (ПО), реализующее наиболее известные модели изменений земной поверхности. Показано, что при анализе динамики земной поверхности по данным ДЗЗ необходимо решение ряда проблем, основная из которых связана с получением серии последовательных разновременных изображений. Еще одна проблема заключается в отсутствии высокоэффективных средств автоматизированной интерпретации АИ. Другие проблемы связаны с созданием новых высокоэффективных подходов, методов и алгоритмов моделирования изменений земной поверхности, а также с отсутствием тесной интеграции существующих программных средств интерпретации АИ, моделирования земной поверхности и геоинформационных систем (ГИС) как инструмента для пространственного анализа изменений.

В гл. 2 проанализировано состояние исследований в области автоматизированной интерпретации АИ, являющейся ключевым этапом при решении задач анализа динамики. Рассматривается математическое обеспечение, в том числе для непараметрической классификации, применяемое в задачах классификации и интерпретации АИ. Обсуждается соответствующее программное обеспечение, включая обзор популярных программных систем обработки и интерпретации АИ. Рассматриваются некоторые особенности классификации, которые позволяют получать более точные тематические карты по многозональным АИ, основанные на использовании дополнительных текстурных характеристик, а также репрезентативных обучающих выборок.

В гл. 3 рассматривается концепция созлания информационных систем для анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ. В основу концепции положен многоэтапный подход, базовые этапы которого заключаются в проведении усовершенствованной, более точной тематической интерпретации АИ, моделировании изменений земной поверхности на основе результатов этой интерпретации и в получении при моделировании прогнозных тематических карт на будущие моменты времени. Формулируются принципы автоматизированной интерпретации АИ, для реализации которых предлагается использовать схему лвухэтапной классификации. Эта схема базируется на разлельном использовании спектральных и текстурных признаков АИ. Моделирование изменений земной поверхности в рамках многоэтапного подхода предложено выполнять с использованием статистического аппарата марковских иепей и клеточных автоматов. Предлагаются принципы функционирования клеточных автоматов, использование которых, по сравнению с существующими подходами, обеспечивает более адекватное моделирование изменений земной поверхности. Формулируются требования к системе анализа динамики. На основе этих требований предложены принципы создания систем и их обобщенная структура.

В гл. 4 рассматриваются методы и алгоритмы, положенные в основу созданной авторами информационной системы, а также приводятся результаты их исследований. Дается описание алгоритма, реализующего статистический метод классификации. Описывается разработанный оригинальный алгоритм непараметрической оценки плотности распределения по методу k-го ближайшего соседа. В основе этого алгоритма лежит оригинальный способ индексирования многомерного признакового пространства, учитывающий несколько вариантов обхода этого пространства. Описывается оригинальный метод нейросетевой классификации, позволяющий упростить процесс учета текстурных признаков при классификации без их непосредственного расчета и какой-либо оптимизации признакового пространства. Рассматривается предложенный способ автоматизированного поиска ранее обученных нейросетей, сохраненных в базе данных.

Приводятся результаты исследования вычислительной эффективности и пределов применимости разработанных методов и алгоритмов классификации. Показана их эффективность с точки зрения критериев точности и вычислительной эффективности на данных, имеющих закон распределения, несогласованный с нормальным законом распределения.

Кроме того, в этой главе дается описание алгоритмов, реализуюших этап моделирования изменений земной поверхности. Их основу составляет алгоритм моделирования. базирующийся на использовании клеточных автоматов, правила функционирования которых используют полхол. учитывающий несколько оригинальных вероятностных составляющих, полученных, в том числе, с использованием аппарата марковских цепей. Приволятся результаты исслелования этих алгоритмов. а также результаты исследования значимости точности интерпретации АИ для создания прогнозных карт. Анализ этих результатов показал эффективность вероятностного подхода к определению правил функционирования клеточных автоматов, а также необхолимость более точной интерпретации АИ для получения, по сравнению с существующими подходами к интерпретации, более точных прогнозных карт. По результатам этих исследований также предложен комбинированный алгоритм непараметрической оценки плотности распрелеления, использующий альтернативно оценку по методу k-го ближайшего соседа и оценку типа Розенблатта – Парзена.

Глава 5 посвящена описанию созданного ПО информационной системы анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ.

Обосновывается выбор базовых программных средств, положенных в основу системы анализа динамики, а также приводится структура ПО системы. Указываются особенности программной реализации системы, дается описание оригинальных подсистем и особенностей созданного интерфейса пользователя.

В гл. 6 приводятся результаты апробации созданной системы при решении практических задач анализа динамики земной поверхности и интерпретации АИ по данным с различных спутниковых систем ДЗЗ.

Приводятся результаты апробации разработанного ПО для решения прикладной задачи анализа динамики земной поверхности. Для этого по разновременным космическим снимкам американской системы ДЗЗ Landsat (ETM+), сделанным в 1999 и 2000 гг., были получены прогнозные тематические карты на 2001 и 2002 гг., отражающие динамику изменений земной поверхности фрагмента территории Ханты-Мансийского автономного округа. Описываются результаты применения системы для решения задачи тематического картирования территории Северо-Васюганского газоконденсатного месторождения Томской области по данным индийской системы ДЗЗ IRS. По результатам апробации сделан вывод о работоспособности и эффективности математического и программного обеспечения созданной информационной системы.

# Основные сокращения и обозначения

## Кириллица

АИ	—	аэрокосмическое изображение;
BK	_	вторичная компонента;
ГИС	—	геоинформационная система;
Д33	—	дистанционное зондирование Земли;
ДM	_	критерий попарной разделимости Джеффриса – Матуситы;
KA	_	клеточный автомат;
КИС	—	каппа индекс согласия;
ΜΓΚ	—	метод главных компонентов;
MC	_	матрица смежности;
МСП	—	марковские случайные поля;
ΟΟΠ	_	объектно-ориентированный подход;
ПК	_	первичная компонента;
ПО	—	программное обеспечение;
СВ ГКМ	_	Северо-Васюганское газоконденсатное месторождение Томской области;
СКО	_	среднеквадратическое отклонение;
СУБД	—	система управления базами данных;
УПР	—	условная плотность распределения;
УПР РП	—	УПР типа Розенблатта – Парзена;
XMAO	—	Ханты-Мансийский автономный округ.
		Латиница
ADO	_	ActiveX Data Objects;
CLUE	_	Conversion of Land Use and Its Effects;
ETM	_	Enhanced Thematic Mapper;
GEM	_	General Ecosystem Model;
HRG/HRS	_	High Resolution Geometric/Stereoscopic;
HRVIR	_	High Resolution Visible InfraRed;
k-NN	_	<i>k</i> -й ближайший сосед;
LUCAS	_	Land Use Change Analysis System;
LUCC	_	Land Use/Cover Change;
MSS	_	Multispectral Scanner System;
PLM	_	Patuxent Landscape Model;
ROC	_	Receiver/Relative Operating Characteristic;
SPOT	_	Systeme Probatoire d'Observation de la Terre;
ТМ	_	Thematic Mapper;
UGM	_	Urban Growth Model;
UTM	_	универсальная равноугольная проекция Меркатора.

# Глава 1

# ПРОБЛЕМЫ АНАЛИЗА ДИНАМИКИ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Ниже приводится аналитический обзор результатов исследований отечественных и зарубежных ученых в области анализа динамики земной поверхности. Дается классификация и анализ моделей изменения земной поверхности, позволяющих исследовать динамику изменений. Рассматриваются особенности программного обеспечения, реализующего такие модели. Приводится описание основных спутниковых систем ДЗЗ, используемых в настоящее время при мониторинге земной поверхности. Анализируются проблемы анализа динамики земной поверхности с использованием данных ДЗЗ.

#### § 1.1. Задачи анализа динамики земной поверхности

Под *динамикой земной поверхности* понимается изменение границ, площади и других географических параметров объектов, расположенных на земной поверхности. В качестве наиболее характерных примеров динамики могут быть названы упомянутые ранее процессы обезлесения, эрозии почвы, изменение береговых линий водоемов и др. В дальнейшем под *анализом динамики* будем понимать действия, направленные на выявление и исследование закономерностей процессов, происходящих на земной поверхности.

При решении задач анализа динамики земной поверхности исследователя могут интересовать качественные и количественные составляющие таких изменений. Для выявления подобных изменений в настоящее время широко применяют *методы идентификации изменений* [103, 145], основанные на использовании исключительно АИ или тематических карт, полученных на их основе. Эти методы, как правило, позволяют выявить лишь наличие и величину произошедших изменений на исследуемом фрагменте земной поверхности.

Для более сложного анализа происходящих на земной поверхности процессов необходимо использование развитых методов и средств, позволяющих не только выявлять фактически произошедшие изменения, но и экстраполировать эти процессы в будущее, прогнозируя направление и скорость ожидаемых изменений земной поверхности. Такую возможность в настоящее время дает подход, основанный на использовании *моделей изменения земной поверхности* [60,74]. Фактически, решение задачи анализа динамики земной поверхности может быть сведено к решению задачи моделирования изменений земной поверхности, что является одним из наиболее перспективных методологических подходов к решению задач анализа динамики. Учитывая это, рассмотрим подход, основанный на использовании моделей более подробно. Отметим, что применение данного подхода является в значительной степени универсальным, так как позволяет использовать при прогнозировании изменений данные, полученные самыми разными методами, включая и дистанционные методы изучения Земли.

# § 1.2. Классификация моделей изменения земной поверхности

На современном этапе научных изысканий в качестве инструмента исследования сложных систем часто используется вычислительный эксперимент — мощный научный метод, предназначенный для изучения и прогнозирования сложных многопараметрических нелинейных процессов, теоретическое и экспериментальное исследование которых традиционными методами затруднено или невозможно. Именно такими сложными процессами характеризуются современные природнотерриториальные комплексы, единственным способом исследования которых часто становится использование вычислительного эксперимента.

В целом вычислительный эксперимент в случае изучения земной поверхности можно представить в виде нескольких последовательных этапов [3]. Первым этапом является выбор объекта исследования, представляющего собой интересующий исследователей фрагмент земной поверхности. После этого формируется математическая модель, которая должна не только обладать относительной простотой используемого математического аппарата, но и позволять адекватно описывать физические процессы исследуемой системы. И, наконец, разрабатываются численный алгоритм и его программная реализация, позволяющие производить интересующие расчеты при различных условиях, сравнивать результаты этих расчетов с имеющимися экспериментальными данными, принимать на их основе решения и т.п.

Как было отмечено ранее, задачи моделирования изменений земной поверхности более интенсивно в последние годы решались зарубежными учеными. Это привело к некоторому несоответствию, а иногда и отсутствию устоявшейся отечественной терминологии в этой предметной области. Так, зарубежные ученые, занимающиеся проблемами анализа динамики земной поверхности путем моделирования изменений, выделяют два вида моделей — модели изменения территорий землепользования (land use change models) и модели изменений земной поверхности (land cover change models) [74–76, 80]. В некоторых случаях эти модели рассматриваются совместно, ввиду схожести процессов моделирования. В этом случае модели называют land use/cover change, и для них существует часто используемая аббревиатура —

*LUCC* [80]. Для простоты и единообразия будем называть все подобные модели моделями изменения земной поверхности.

Существует несколько различных критериев (признаков) классификации моделей изменения земной поверхности. Среди них наиболее важными являются такие критерии как уровень агрегирования модели и вид используемого математического аппарата (непрерывный или дискретный). В качестве дополнительных критериев могут быть выбраны такие характеристики как вид входных или выходных данных, методы определения состояний моделируемой системы и другие критерии. В одном из наиболее часто цитируемых трудов известного зарубежного ученого В. Бэйкера [75], занимающегося проблемами моделирования изменений земной поверхности, предложено в качестве критериев классификации использовать критерий агрегирования, влияющий на уровень детальности моделируемого процесса и вид математического аппарата.

Фрагмент моделируемой области земной поверхности удобно рассматривать в качестве матрицы, состоящей из пространственно распределенных элементов. Далее, говоря о модели земной поверхности, будем иметь ввиду именно матричное представление изображения. Каждый элемент такой матрицы является аналогом пикселя АИ или элементарным объектом (элементом данных) геоинформационной системы (ГИС), поддерживающей растровое представление информации. При этом под *моделированием* будем понимать процесс исследования и изменения модели земной поверхности, а под прогнозом (или прогнозной картой) — конечный результат такого моделирования. *Моделирование* или *использование моделей* изменения земной поверхности широко применяется как один из основных этапов при решении задач анализа динамики земной поверхности.

Моделью первого типа, выделенной в [75] по критерию агрегирования, является модель, с помощью которой исследуется значение некоторой переменной (например, число элементов земной поверхности какого-либо типа), характеризующей изучаемую территорию в целом. Будем называть подобные модели обобщенными моделями.

Моделью второго типа является модель, с помощью которой может исследоваться распределение значений какой-либо переменной (например, типов земной поверхности) на некоторой исследуемой территории. В качестве наиболее близких аналогов подобных моделей в отечественной литературе можно назвать модели динамики содержательного развития явлений [60] и модели количественных методов прогноза [11]. Будем называть такие модели распределенными моделями.

И, наконец, самой детальной по критерию агрегирования является *модель третьего типа*, в которой исследуются *пространственные* характеристики, включая различные *количественные* характеристики элементов земной поверхности изучаемой территории. Наиболее близкими аналогами подобных моделей в отечественной литературе

являются модели динамики пространственного распространения явлений [60]. Для единообразия будем называть такие модели пространственными моделями.

Отметим, что математический аппарат моделирования в рамках каждого из типов моделей позволяет оперировать дискретным или непрерывным временем, а также дискретным или непрерывным пространством состояний. Рассмотрим более подробно перечисленные типы моделей и возможности использования в них различных математических аппаратов.

## § 1.3. Обобщенные модели

Значения выходных переменных моделей данного типа могут быть получены непосредственно (непрерывное пространство состояний) или этим значениям могут быть назначены различные состояния (дискретное пространство состояний). Временная составляющая моделей данного типа также может быть получена с использованием как непрерывной, так и дискретной математики. Основное дифференциальное уравнение в случае непрерывного времени может быть представлено в виде [75]

$$\frac{dX}{dt} = f(X),\tag{1.1}$$

где X — некоторая переменная земной поверхности, f(X) — функция, характеризующая процесс или явление на земной поверхности, t — время. В случае использования дискретного времени основное разностное уравнение может быть представлено как

$$X_{t+1} = f(X_t), (1.2)$$

где X — некоторая переменная земной поверхности,  $f(X_t)$  — функция, характеризующая процесс или явление на земной поверхности, t, (t+1) — дискреты времени. Функция f(X) может иметь различный вид, быть функцией не только переменной X, но, в принципе, и других переменных. Обобщенные модели самостоятельно на практике, как правило, не используются и могут быть применены в качестве составляющих частей более сложных моделей.

## § 1.4. Распределенные модели

Такие модели предназначены для исследования распределений значений какой-либо переменной (или переменных) на изучаемой территории. Они не несут информации о взаимном расположении элементов земной поверхности, менее детальны, хотя могут быть легче реализованы и применены по сравнению с более сложными пространственными моделями. В случае непрерывного пространства состояний в распределенных моделях используются дифференциальные уравнения в частных производных вида [60, 75]

$$\frac{\partial N(a,t)}{\partial a} + \frac{\partial N(a,t)}{\partial t} = -\mu(a,t)N(a,t), \qquad (1.3)$$

где N(a,t) — функция, описывающая изменение процесса a земной поверхности, t — время,  $\mu(a,t)$  представляет собой функцию «убывания» или «смертности». Существует примеры практического использования таких уравнений для различных задач. Так уравнения вида (1.3) использовались в задачах моделирования возраста и размера биологических популяций. В [60] рассматривается пример использования подобного вида уравнений в *моделях диффузного распространения явлений*. В целом, вслед за авторами работы [3] можно сказать, что функция N(a,t) в (1.3) может иметь различный вид и конкретизируется узкими специалистами той области, в которой исследуется процесс или явление.

Несмотря на примеры использования моделей вида (1.3), поддерживающих непрерывное пространство состояний, более широко распространены модели с дискретным пространством состояний. В качестве таких дискретных состояний обычно принимаются различные элементы или типы земной поверхности, такие как лес, растительность, пашня, водоемы. В этом случае исследуемая система состоит из большого количества отдельных элементов и может быть представлена системой дифференциальных уравнений, где каждое уравнение соответствует одному из состояний [60, 75]

$$\frac{dX_1}{dt} = f_1(X_1, X_2, \dots, X_n), 
\frac{dX_2}{dt} = f_2(X_1, X_2, \dots, X_n), 
\dots 
\frac{dX_n}{dt} = f_n(X_1, X_2, \dots, X_n),$$
(1.4)

где  $X_i$  — одно из возможных состояний.

Говоря о переменной времени t в распределенных моделях, необходимо заметить, что не существует моделей, которые совместно используют разностные уравнения и непрерывное пространство состояний. Разностные уравнения в распределенных моделях дискретного пространства состояний могут быть представлены в матричной форме как

$$\mathbf{n}_t = \mathbf{P} \times \mathbf{n}_{t-1},\tag{1.5}$$

где  $\mathbf{n}_{t-1} = [n_1, n_2, ..., n_m]^{\mathsf{T}}$  — вектор-столбец абсолютных вероятностей того, что система перейдет в одно из *m* состояний в момент времени *t*,  $\mathsf{T}$  — знак транспонирования,  $\mathbf{P}$  — квадратная матрица порядка *m*,

каждый элемент  $p_{ij}$  которой является вероятностью перехода элемента из состояния  $Q_i$  в состояние  $Q_j$  за временной интервал, начиная с момента времени t-1 до момента времени t.

Применительно к моделям изменения земной поверхности можно выделить три вида разностных выражений для (1.5). Первый — для стохастических моделей с фиксированными во времени элементами матрицы **P**, основанных на цепях Маркова [54, 60, 70, 76]. Второй для моделей, основанных на применении полумарковских процессов [54, 69, 76]. Эти модели также относятся к стохастическим, но элементы матрицы **P** зависят от времени t. Существует третий вид разностных выражений для моделей, которые относят к детерминированным [3, 11, 60]. Модели данного вида часто называют регрессионными моделями. Рассмотрим каждый из этих видов моделей более подробно.

**1.4.1. Марковские модели.** С развитием компьютерной техники все более частым становится исследование различных процессов с использованием математического аппарата марковских процессов. При этом наиболее широко используется частный случай таких процессов, характеризующийся дискретным пространством состояний и времени. Такие процессы называют *цепями Маркова* [2]. Модели, использующие в своей основе математический аппарат марковских процессов или цепей, называют *марковскими моделями*.

Рассмотрим некоторую систему дискретного времени, находящуюся в любой момент времени в одном из состояний  $Q_1, Q_2, ..., Q_n$ , которые образуют полную и несовместную систему. Вероятность  $p_{ij}(t_k)$  того, что в момент времени  $t_k$  система перейдет в состояние  $Q_j$  из состояния  $Q_i$ , в котором она находилась в момент времени  $t_{k-1}$ , не зависит от того, в каких состояниях система находилась в предыдущие моменты времени. Вероятности перехода  $p_{ij}(t_k)$  в своей совокупности образуют матрицу  $\mathbf{P}t_k$ , в каждом столбце которой имеется хотя бы один отличный от нуля элемент. Матрицу  $\mathbf{P}t_k$  называют матрицей вероятностей переходов или стохастической матрицей [60].

Использование моделей на основе цепей Маркова базируется на нескольких предположениях и допущениях. Как было отмечено выше, модели данного вида являются стохастическими и результат моделирования зависит от значений вероятности  $p_{ij}$  при переходе элемента из состояния  $Q_i$  в состояние  $Q_j$ .При этом в матрице **Р** для каждой строки должно выполняться условие

$$\sum_{j=1}^{m} p_{ij} = 1, \quad i = 1, ..., m,$$
(1.6)

где *т* — количество возможных состояний.

Вероятности перехода элементов из одного состояния в другое, как правило, определяются на основе произошедших замен одних элементов на другие за некоторый временной интервал на исследуемой территории согласно выражению [60, 75]

$$p_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_{j=1}^{m} n_{ij}},$$
(1.7)

где  $p_{ij}$  — элемент стохастической матрицы,  $n_{ij}$  — число элементов, перешедших из состояния  $Q_i$  в состояние  $Q_j$ , m — количество возможных состояний.

Еще одно допущение, выполнение которого часто требуется на практике, состоит в том, что исследуемый и моделируемый процесс является марковским процессом *первого порядка*. Для выявления реального порядка марковского процесса необходимо исследование двух и более временных интервалов, что зачастую затруднительно из-за отсутствия необходимых данных. Первый порядок марковского процесса означает, что переход элемента из одного состояния в другое зависит только от текущего распределения вероятности и не зависит от ретроспективных данных. Другим допущением модели данного вида является предположение о *стационарности* исследуемого процесса и неизменности вероятностей перехода во времени. Проверка стационарности процесса также часто затруднена в связи с тем, что требуются данные за два и более временных интервала.

Марковские модели первого порядка широко используются в различных областях. Они могут быть применены для моделирования роста популяций, изменения растительного покрова, изменения диаметров деревьев, миграции населения [60, 76, 81]. Одним из самых популярных видов приложения марковских процессов для моделирования изменений земной поверхности является их использование для получения прогнозных карт роста заселенных территорий [74, 75]. Для моделирования указанных процессов обычно применяется марковская цепь первого порядка и не делается проверка на стационарность процесса. В случае если исследуемый процесс в реальности является нестационарным, использование марковской модели все равно оправдано, так как позволяет строить различные сценарии условного развития событий [75].

Марковские модели потенциально имеют ряд ограничений при моделировании процессов высоких порядков, учете влияний различных внешних и внутренних факторов, использовании пространственных особенностей и неоднородности классов (типов) земной поверхности. Однако фактически все эти ограничения не являются серьезными и успешно преодолеваются на практике в моделях изменения земной поверхности совместно со стандартными марковскими моделями. Например, при моделировании процессов высоких порядков можно переопределить пространство состояний так, чтобы новое состояние включало как текущее состояние, так и предыдущие. Так если модель первого порядка включает m состояний, то модель второго порядка будет включать  $m^2$  состояний. Учитывать внешние и внутренние факторы, влияющие на процессы земной поверхности, можно с использованием модифицированного выражения (1.5):

$$n_{t+1} = \mathbf{P}[f_{ij}(t)] \times n_t, \tag{1.8}$$

причем элементы матрицы Р в (1.8) можно представить как

$$f_{ij}(t) = p_{ij} = b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_S X_S,$$
(1.9)

где  $b_k$  — параметры, а  $X_k$  — внешние или внутренние переменные, k = 1, ..., S, причем S — количество переменных. В случае моделирования изменений земной поверхности в качестве внешних факторов могут выступать социально-экономические и климатические факторы, а в качестве внутренних — возрастно-классовая структура объектов земной поверхности. При этом в уравнении (1.9) может быть использована как линейная, так и нелинейная комбинация переменных. Кроме того, распределение типов земной поверхности на исследуемой территории может быть неоднородно, поэтому переход отдельных элементов модели в те или иные состояния зависит от их пространственного положения на исследуемой территории.

Для учета особенностей распределения типов на земной поверхности используют два подхода [75]. При первом подходе исследуемая «неоднородная» территория разделяется на несколько «однородных», каждая из которых имеет свою стохастическую матрицу. При втором подходе производится попытка выявить зависимость элементов стохастической матрицы от местоположения элементов исследуемой территории земной поверхности.

Подводя итоги анализа марковских моделей, нужно заметить, что этот математический аппарат получает все большее распространение при решении самых различных задач, включая задачу моделирования изменений земной поверхности. Это связано с изученностью данного математического аппарата, сравнительной простотой его программной реализации и возможностью включения марковских моделей в состав других моделей. Кроме того, этот аппарат позволяет проводить изучение сложных процессов, используя минимум априорной информации. Все это позволяет сделать вывод об эффективности марковских моделей и перспективности их использования в решении проблемы анализа динамики земной поверхности на этапе моделирования изменений последней.

**1.4.2.** Полумарковские модели. В природе в целом и на земной поверхности в частности происходят процессы, для которых вероятность перехода из состояния  $Q_i$  в состояние  $Q_j$  зависит не только от этих состояний, но и от времени, в котором, элемент земной

поверхности был в состоянии  $Q_i$ . Эта особенность делает подобные процессы *немарковскими* и их называют *полумарковскими процессами*. Примерами подобных процессов могут служить пожар в лесу, увеличивающийся со временем, разрушение городских застроек с ростом их возраста или, напротив, их сохранение, если это исторические памятники. При необходимости практического применения полумарковских процессов можно пойти двумя путями. Первый путь заключается в переопределении пространства состояний так, чтобы процесс стал марковским. Второй путь заключается в использовании *полумарковских моделей*.

Основным элементом при использовании полумарковских моделей является матрица распределений вероятностей переходов

$$\mathbf{D} = [p_{ij} \times F_{ij}(t)], \tag{1.10}$$

где  $p_{ij}$  — вероятности переходов,  $F_{ij}(t)$  — функция, учитывающая изменение вероятности переходов в зависимости от времени t.

Чрезвычайно трудно предугадать заранее, какой из путей будет более эффективным. Однако очевидно, что выбрав первый путь (если в решаемой задаче переопределение пространства возможно), исследователь может использовать отработанный математический аппарат марковских моделей, в то время как использование *полумарковских моделей* требует развития и разработки нового математического аппарата, что не является тривиальной задачей. Подтверждением сложности практического использования полумарковских моделей является то, что к настоящему моменту известно крайне мало успешных примеров применения полумарковских моделей при решении практических задач.

**1.4.3.** Регрессионные модели. Часто при моделировании поведения биологических популяций, реже при моделировании изменений земной поверхности используются детерминированные модели, основанные на выражении (1.5) и называемые регрессионными. При этом матрица  $\mathbf{P}$  отличается от используемой в марковских моделях и, как правило, представляет собой систему регрессионных уравнений. Степень полиномов этих уравнений может варьироваться до седьмой в зависимости от особенностей решаемой задачи [60]. В случае с регрессионными моделями задача моделирования обычно сводится к задаче стандартной экстраполяции.

В настоящее время регрессионные модели весьма часто используются на практике. Однако они требуют сравнительно большой временной ряд наблюдений, который необходим при подборе параметров полиномов. Кроме того, вследствие их детерминированной природы, моделирование сложных, часто стохастических процессов с помощью подобных моделей не дает нужных приемлемых результатов.

Говоря о распределенных моделях в целом можно сделать вывод, что они значительно более функциональны, чем обобщенные модели, а математический аппарат, по крайней мере для марковских моделей, достаточно развит и позволяет исследовать широкий спектр процессов и явлений.

#### § 1.5. Пространственные модели

В отличие от распределенных моделей пространственные модели изменения земной поверхности учитывают взаимное расположение элементов, представленных на ней. Большинство таких моделей используют двумерный формат данных растрового представления, элементарным носителем информации в котором является пиксель. Возможны модели и на основе векторного представления данных. В этом случае элементарным носителем информации будет графический примитив, представляющий некоторую область земной поверхности с координатами точек, линий и полигонов ее ограничивающих.

Пространственные модели можно разделить на два типа. Первый — *мозаичные модели*, с помощью которых моделируются изменения земной поверхности, представленной группами (мозаиками) отдельных элементов земной поверхности. Другой тип — *элементные модели*. В них компонентами моделирования являются отдельные элементарные фрагменты земной поверхности.

1.5.1. Мозаичные модели. Как отмечено ранее, в большинстве случаев удобно представлять исследуемую земную поверхность в виде двумерной растровой матрицы, где каждый элемент матрицы несет в себе определенную информацию. Более сложным носителем информации могут быть группы таких элементов в виде мозаики полигональных областей [75]. В простейшем случае каждая ячейка (элемент) матрицы может иметь одно значение (в случае непрерывного пространства признаков) или одно состояние (в случае дискретного пространства признаков). Возможны и более сложные случаи с многомерными элементами матрицы. При этом местоположение, конфигурация и размер объектов земной поверхности моделируются с учетом взаимного расположения элементов с одинаковыми значениями или состояниями. Мозаичные модели могут включать в себя обобщенные и распределенные модели в качестве составных частей и при этом использовать любые из дифференциальных или матричных уравнений (1.1)-(1.6), (1.8), (1.9). Мозаичные модели имеют достаточную гибкость для учета закономерностей высоких порядков, внешних и внутренних переменных и других факторов. Они подходят для моделирования пространственных зависимостей, являющихся важной характеристикой многих типов земной поверхности. При этом пространственная

зависимость элементов изображения может быть очень сложной и будет учитываться с использованием выражений (1.8), (1.9), полученных для различных анализируемых окрестностей.

В настоящее время одним из наиболее широко распространенных и интересных с точки зрения простоты реализации является такой способ учета пространственной корреляции, который основан на использовании клеточных автоматов (КА) [86, 120, 121, 135]. Отдельно взятый клеточный автомат представляет собой дискретную динамическую систему, состоящую из отдельных элементов (клеток), определенным образом связанных между собой. Будем называть правила, определяющие такую связь — правилами функционирования клеточного автомата. КА, наделенные достаточно простыми правилами функционирования, позволяют моделировать поведение очень сложных систем. Однако существует ряд проблем, связанных с определением этих правил [86], что препятствует эффективному учету пространственной корреляции в целом.

Реальные процессы, происходящие на земной поверхности, как правило, имеют сильную пространственную корреляцию, которая учитывается в описанных выше мозаичных моделях. Поэтому такие модели представляют собой один из наиболее перспективных и интересных типов моделей, которые позволят адекватно, с необходимой степенью детальности, отражать изменения, происходящие на земной поверхности.

**1.5.2.** Элементные модели. В 60–70-х гг. ХХ в. был разработан ряд моделей, направленных на исследование влияния отдельных живых особей на пространственное расположение, характер и плотность соседних особей биосистемы [75]. Эти модели используют растровое или векторное хранение информации и учитывают пространственное влияние, различные показатели для выявления эффектов соседства и могут включать различные функции и механизмы пространственного роста. Они разработаны для разных областей исследования: роста деревьев и кустарников, однолетних растений, прибрежных морских организмов и т. п. Хотя данные модели не являются напрямую моделями изменения земной поверхности, но имеются аналогии между поведением живых организмов и изменением объектов земной поверхности, особенно в случаях значительного взаимовлияния объектов внутри исследуемой экосистемы.

Широкое использование элементных моделей осложняется тем, что модели живых организмов ориентированы, в основном, на моделирование роста этих организмов, в то время как элементы земной поверхности, являющиеся при моделировании аналогами живых организмов, могут не расти или их рост не столь интересен, как изменения других их характеристик. Кроме того, большую сложность представляют развитие этих моделей и их программная реализация [75].

# § 1.6. Программные средства для решения задач моделирования изменений земной поверхности

Моделирование сложных систем, таких как экосистемы в целом, и земная поверхность в частности, до сих пор является сложной, до конца не решенной проблемой. В настоящее время существует ряд моделей изменения земной поверхности, реализованных в качестве модулей и подсистем в различных программных системах [74, 85, 92, 118, 133, 134, 137]. При этом широко используется математический аппарат, рассмотренный в § 1.2–1.5, а также различные биологические и социально-экономические базы данных и знаний.

Подавляющее большинство этих моделей и реализующих их программных средств представляют собой исследовательские версии, не подвергавшиеся тщательному анализу и исследованию эффективности заложенных в них методов и алгоритмов [134]. Поэтому внимание исследователей и специалистов в области анализа динамики земной поверхности привлекают несколько наиболее законченных программных реализаций моделей, о математическом аппарате, используемых методах и подходах которых имеются наиболее полные сведения. Среди них можно назвать следующие.

1. CLUE (Conversion of Land Use and Its Effects) [133, 136]. Программное обеспечение для реализации этой модели имеет три модуля: региональный биофизический модуль, региональный целевой модуль территорий землепользования и локальный модуль назначения территорий землепользования. Моделирование изменений земной поверхности осуществляется с помощью установленной связи между территориальными единицами различных модулей и рядом других факторов, которые оказывают влияние на процессы, происходящие на земной поверхности. Часто в англоязычной литературе такие факторы называют driving factors. В отечественных источниках нет устоявшейся терминологии, поэтому будем называть такие факторы факторами влияния. На основе этих факторов строят различные карты соответствия. Выделяют биофизические карты соответствия для зерновых культур, показывающие вероятность произрастания зерновых культур в каждой конкретной точке изображения, температурно-влажностные карты и т.п., а также социальные факторы: размер и плотность населения, уровень технологического развития, уровень доходов и другие. Основным математическим аппаратом, используемым в этой модели, является регрессионный анализ.

2. UGM (Urban Growth Model) [86]. Эта модель предназначена для исследования роста урбанизированных территорий, а ее программная реализация представлена в ГИС Idrisi32 (Clark Labs, Clark University, США) [85]. Моделирование осуществляется с помощью сложного набора правил, реализованных с использованием КА [42, 121]. В качестве факторов влияния при моделировании могут использоваться факторы,

каким-либо образом влияющие на заселение тех или иных территорий. В этом случае картами соответствия для таких факторов могут быть карты уклонов, карты высот, карты расстояний до основных автодорог, карты расстояний до источников воды и другие. В качестве основного математического аппарата используются марковские цепи первого порядка и КА.

3. LUCAS (Land Use Change Analysis System) [77]. ПО, реализующее эту модель изменений земной поверхности, представлено в ГИС GRASS [118] и имеет три модуля: социально-экономический, изменения ландшафта и буферных зон. В качестве дополнительных факторов влияния, необходимых для моделирования, применяются следующие данные: карта уклонов и высот, карта плотности населения, карта расстояний до ближайших автодорог, карта расстояний до ближайших центров экономической активности (рынков, торговых центров), карта возраста деревьев и другие. Математический аппарат моделирования основан на использовании марковской модели первого порядка.

4. GEM (General Ecosystem Model) [92]. ПО данной модели выявляет взаимосвязь между биотическими и абиотическими компонентами исследуемой экосистемы и содержит 14 модулей, среди которых гидрологический, пожарный, модуль неживой органики и другие. Для каждого модуля существует база данных (БД), а общее количество входных переменных, используемых при моделировании более ста. Математический аппарат данной модели основан на использовании регрессионного анализа.

5. *PLM* (*Patuxent Landscape Model*) [137]. Во многом ПО данной модели наследует ПО модели GEM с учетом ряда модификаций. В его состав входят модули гидрологический, органических питательных веществ и экономический. ПО модели позволяет исследовать глобальные экологические процессы и изменения территорий землепользования. В связи с тем, что ключевым модулем является гидрологический, процессы земной поверхности моделируются на уровне водоразделов. Основным математическим аппаратом модели PLM является регрессионный анализ.

Подводя итоги анализа существующих моделей земной поверхности и реализующих их программных сред можно сказать, что в настоящее время большинство программно реализованных моделей изменения земной поверхности, в соответствии с приведенной выше классификацией можно отнести к пространственным моделям мозаичного типа, использующим в своей основе марковские или регрессионные математические модели. При этом одними из наиболее перспективных моделей, учитывающих пространственную корреляцию элементов, являются модели, основанные на использовании КА.

Учитывая сложность выявления закономерностей между факторами влияния и большую случайную составляющую процессов, происходящих на земной поверхности, все более широким становится использование стохастического подхода, основанного на марковских моделях. Этот подход не только более полно учитывает природу процессов, происходящих на земной поверхности, но и может быть применен при наличии минимального количества дополнительной априорной информации. При большом числе факторов влияния и сложных закономерностях между ними, а также при невозможности выявления этих факторов на исследуемой территории, использование стохастических марковских моделей может стать единственно возможным при моделировании, что существенно повышает практическую значимость и перспективность таких моделей.

## § 1.7. Анализ динамики земной поверхности с использованием данных дистанционного зондирования Земли

1.7.1. Общие положения. Как отмечалось выше, существующие модели изменения земной поверхности, применяемые при решении задач анализа динамики, могут использовать данные, полученные самыми различными контактными и бесконтактными способами. В то же время, существенная пространственная неоднородность исследуемых природно-территориальных комплексов, их динамичность и большая площадь зачастую не позволяют применять такие традиционные методы слежения за их состоянием, как стационарные исследования, тематическое картирование на местности и т. п. Альтернативой таким методам за последние десятилетия развивалась концепция экосистемного мониторинга как системы наблюдения, регистрации, контроля динамики, прогнозирования изменений и, наконец, управления и оптимизации экосистем. В рамках этой концепции широкое распространение получили аэрокосмические методы изучения экосистем, называемые *методами Д33*.

На сегодняшний день наиболее распространенными среди данных ДЗЗ являются панхроматические и многозональные изображения, получаемые с помощью аэрофото- или космической съемки Земли, называемые аэрокосмическими изображениями — АИ. В то же время широкое использование АИ сопряжено с целым рядом проблем, решение которых требует создания новых высокоэффективных подходов, методов и алгоритмов автоматизированной интерпретации АИ и моделирования изменений земной поверхности, как ключевых этапов при решении задач анализа динамики.

**1.7.2.** Основные характеристики космических систем дистанционного зондирования Земли. В настоящее время существует множество различных систем космического дистанционного зондирования, АИ которых доступны массовому потребителю. Система ДЗЗ состоит из наземного и орбитального сегментов, информационный обмен между которыми осуществляется по цифровому радиоканалу, при этом передаваемые на наземный сегмент (приемные станции) АИ представляются в различных цифровых форматах. Основой орбитального сегмента является целевая аппаратура, монтируемая на летательном аппарате и осуществляющая регистрацию отраженного поверхностью Земли солнечного света (пассивное зондирование) или сигнала активной локации (активное зондирование) [13]. Тип целевой аппаратуры, главным образом, определяет основные параметры регистрируемых изображений.

Важнейшими характеристиками целевой аппаратуры и, следовательно, получаемых с ее помощью изображений, являются *пространственное*, *спектральное* и *радиометрическое* разрешение [15, 32].

Пространственное разрешение зависит от длины волны принимаемого излучения и высоты орбиты космического аппарата и определяет степень детальности получаемых изображений. Спектральное разрешение определяет диапазон чувствительности датчиков целевой аппаратуры к различной длине волн электромагнитного спектра. Радиометрическое разрешение определяется прежде всего шириной динамического диапазона используемых датчиков целевой аппаратуры, т. е. количеством уровней дискретизации, соответствующих переходу от яркости абсолютно «черного» к абсолютно «белому» телу.

По используемому для формирования АИ участку спектра электромагнитных волн все АИ делят на ультрафиолетовые, фотографические, инфракрасные, радиолокационные [15, 32]. На сегодняшний день получают интегральные панхроматические (одноканальные) изображения, использующие одну более или менее широкую зону спектра, а также мультиспектральные изображения (называемые многозональными или многоканальными), включающие несколько зональных слоев (называемых также диапазонами или каналами), одновременно полученных в разных узких участках спектра [5, 15] и позволяющих идентифицировать объекты с уникальными спектрометрическими свойствами. Одними из наиболее распространенных на сегодняшний день являются АИ оптического диапазона, использующие видимую и инфракрасную зону спектра, поэтому в дальнейшем будем рассматривать именно такие АИ.

Очевидно, что при решении задач картирования объектов земной поверхности с использованием данных ДЗЗ необходимо уделять значительное внимание анализу требований решаемых задач к пространственному и спектральному разрешению, обзорности и другим характеристикам АИ, что позволяет осуществить правильный выбор системы ДЗЗ для получения исходных данных и тем самым значительно повысить эффективность тематического картирования. Коротко рассмотрим основные из систем ДЗЗ, данные которых являются наиболее распространенными.

Система ДЗЗ LANDSAT. Практическое использование этой американской системы изучения природных ресурсов Земли начато в 1972 г. и проводится на коммерческой основе [15]. Целевая съемочная аппаратура представляет собой оптико-электронные камеры многоспектральной съемки поверхности Земли MSS (Multispectral Scanner System) с пространственным разрешением 80 м в пяти спектральных каналах, камеры ТМ (Thematic Mapper) и ETM+ (Enhanced Thematic Mapper), позволяющие формировать изображения соответственно в семи и восьми участках спектра с пространственным разрешением от 120 до 15 м.

Система ДЗЗ SPOT. Французская космическая система изучения природных ресурсов Земли SPOT (Systeme Probatoire d'Observation de la Terre) активно функционирует с февраля 1986 г. [15]. В качестве основной целевой аппаратуры на орбитальном сегменте системы установлены оптико-электронные камеры HRVIR (High Resolution Visible InfraRed), а также HRG/HRS (High Resolution Geometric/Stereoscopic), работающие в панхроматическом режиме с разрешением от 2.5 м и в режиме съемки в четырех спектральных каналах с пространственным разрешением 10 м. Кроме того, есть возможность стереоскопической съемки с получением цифровой модели рельефа местности разрешения 10 м.

Система ДЗЗ РЕСУРС-01. Российские космические аппараты серии «РЕСУРС-01» оснащаются аппаратурой высокого и среднего разрешения, обеспечивающей съемку поверхности Земли в нескольких спектральных диапазонах [15]. Бортовая измерительная аппаратура включает два многозональных оптико-электронных сканирующих устройства высокого разрешения МСУ-Э (три спектральных канала с разрешением 35 м) и среднего разрешения МСУ-СК (пять спектральных каналов с разрешением 140 м).

Система ДЗЗ IRS. Индийская система дистанционного зондирования IRS (Indian Remote Sensing satellite system) является национальной системой, специально предназначенной для изучения природных ресурсов Земли. Запуск первого аппарата из серии IRS осуществлен в 1988 г. и по настоящее время космический сегмент IRS регулярно пополняется новой аппаратурой. В настоящий момент широко доступны данные, полученные с помощью панхроматической камеры PAN с разрешением 5.8 м и многозональной камеры LISS-3 с разрешением 23 м.

Система ДЗЗ Монитор-Э. Орбитальная группировка системы ДЗЗ государственного космического научно-производственного центра им. М. В. Хруничева предполагает создание четырех типов оптикоэлектронных систем серии «Монитор». Первым из этой группировки стал малый космический аппарат ДЗЗ Монитор-Э, выведенный на орбиту 27 августа 2005 г. Он предназначен для получения оперативных данных ДЗЗ в интересах экологического мониторинга, контроля чрезвычайных ситуаций, исследования природных ресурсов Земли, картографии и хозяйственной деятельности. С помощью этого аппарата будет осуществляться оперативное наблюдение за поверхностью Земли в полосе захвата от 90 до 160 км с пространственным разрешением от 8 до 20 м. Целевая аппаратура КА позволяет осуществлять как панхроматическую, так и многозональную съемку земной поверхности и передачу информации в масштабе времени, близком к реальному.

1.7.3. Проблемы использования данных дистанционного зонлирования Земли. В полавляющем большинстве залач анализа пространственного развития явлений базовые ланные формируются с помошью подхода, называемого в [13] динамической (ритмической) интеграцией. Суть его в сопоставлении последовательности АИ одной и той же территории, полученных одними и теми же регистрирующими системами в различные моменты времени. Динамическая интеграция позволяет по послеловательности изображений сулить об интенсивности. распространении и повторяемости ритмических природных процессов: суточных, сезонных и погодных, а также катастрофических физикогеографических процессов и характеризовать причинно-следственные связи между природными явлениями на общирных территориях (перемещение ледового покрова, изменение границ снежного покрова, фенологические смены в лесах, возникновение и распространение лесных пожаров, движение водных масс разного генезиса в реках, морях и океанах). Однако существует проблема поличения серии подобной разновременной последовательности изображений. Каждое такое изображение должно максимально точно, часто на большой территории, отражать действительность (тенденции) происходящих на земной поверхности явлений. В настоящее время, в соответствии с упомянутой концепцией экосистемного мониторинга, наиболее ценным источником информации при моделировании и прогнозировании развития явлений земной поверхности являются АИ. При этом чаше всего используются два АИ, полученные обычно с интервалом в год или несколько лет [82, 86, 122, 138]. Это позволяет применять более простой математический аппарат, что при решении практических задач немаловажно.

Несмотря на то, что первичный анализ происходящих на земной поверхности процессов может проводиться непосредственно по АИ, для дальнейшей, более эффективной работы с данными ДЗЗ, разновременные АИ обычно подвергают *тематической интерпретации*. Этап тематической интерпретации является наиболее сложным и трудоемким, требующим отдельного внимания. Результатом тематической интерпретации будет серия *разновременных тематических карт* (изображений), каждая из которых получена по соответствующему АИ.

Важной характеристикой полученной серии разновременных изображений, необходимой для адекватного моделирования и прогнозирования процессов земной поверхности, является интервал получения изображений. С развитием методов ДЗЗ появляется возможность формирования серии таких изображений по АИ с необходимым интервалом и применения полученных изображений в задачах моделирования изменений земной поверхности, как одного из основных этапов анализа динамики [12, 14, 16, 49, 102]. При этом необходимо учитывать, что использование современных аэрокосмических методов не является залогом легкого получения серии необходимых АИ в связи с тем, что бывает чрезвычайно трудно, даже из большого количества разновременных АИ отобрать те, которые в значительной степени свободны от облачного покрова.

Большинство специализированных моделей изменения земной поверхности, рассмотренных в §1.6. используются, чтобы агрегировать и применять максимально возможное количество социальноэкономических, приролно-климатических и других факторов влияния. которые могут влиять на процессы, происходящие на земной поверхности и. в конечном итоге, на конченый результат моделирования. Так, в моделях роста заселенных территорий, аналогичных модели, рассмотренной в § 1.6. зачастую не представляет большой сложности выявить факторы влияния и сформировать вероятностные карты соответствия. Это связано с тем, что закономерности заселения территорий людьми хорошо известны и относительно легко формализуемы [86, 105, 117, 120]. Примерами таких карт в подобных моделях бывают вероятностные карты расстояний до автодорог (как правило, ближе к автодороге вероятность заселения выше), карты буферных зон (в них вероятность заселения территории людьми равна нулю), карты уклонов (при больших уклонах застройка территории и ее заселение затрулнены, и поэтому вероятность заселения таких территории близка кнулю) и т. л.

В общем же случае при решении задач анализа динамики земной поверхности изменениям подвержено большое число типов (классов) объектов изучаемой территории, а характер таких изменений априори не известен. Это означает, например, что такие типы земной поверхности могут как увеличивать свою площадь, так и уменьшать ее, что существенно затрудняет задачу построения карт соответствия.

В большом числе случаев сбор информации о факторах влияния, выявление (часто сложных) взаимосвязей между такими факторами и моделируемыми процессами, степени влияния каждого из таких факторов и др., может представляться далеко не простой, а иногда и просто неразрешимой задачей. Таким образом, еще одной проблемой анализа динамики процессов земной поверхности является *проблема выявления и формализованного использования факторов влияния*. Во многом, по нашему мнению, именно эта проблема является наиболее серьезным препятствием для более широкого использования моделей изменения земной поверхности, а также для создания универсальных средств моделирования изменений земной поверхности.

Практически любая экосистема, включая ландшафтные компоненты земной поверхности, является сложной системой, с большим количеством зависимых и независимых факторов [12]. При этом в изменении подобных систем присутствует значительная стохастическая составляющая. В связи с этим применение традиционных и хорошо изученных детерминированных методов экстраполяции и прогнозирования может быть неоправданным [3]. Поэтому необходимо решение проблемы недостаточной развитости стохастических методов прогнозирования, позволяющих более естественным образом моделировать процессы, происходящие на земной поверхности [2].

Как было отмечено выше, реальные процессы, происходящие на земной поверхности, имеют сильную пространственную корреляцию, которую при моделировании изменений земной поверхности можно обеспечить применением пространственных моделей, в основе которых лежат КА. Однако, несмотря на эффективность КА, существуют проблемы в определении правил функционирования КА, что препятствует эффективному учету пространственной корреляции на исследуемом фрагменте земной поверхности. Поэтому можно выделить проблему недостаточного использования пространственной корреляции между элементами земной поверхности, препятствующую более эффективному решению задач анализа динамики земной поверхности.

Еще одной серьезной проблемой, которой практически не уделяется внимание, является проблема отситствия тесной интеграции программных средств, необходимых для комплексного решения задач интерпретации АИ, моделирования изменений (как этапа анализа динамики) на основе полученных серий изображений, а также, в случае необходимости, пространственного анализа полученных результатов с помощью современных ГИС. Дезинтегрированность является серьезным препятствием непосредственного использования АИ в задачах моделирования и прогнозирования изменений, и в настоящее время делаются только первые шаги для решения этой проблемы. В качестве примера попытки интеграции программных средств можно назвать ГИС GRASS, объединенную с ПО, реализующим модель LUCAS. Это позволило совместно выполнять функции моделирования и пространственного анализа с помощью ГИС. На наш взгляд, на сегодняшний день единственным наиболее удачным примером интеграции, в котором сделана попытка объединить воедино средства интерпретации АИ. средства моделирования изменений земной поверхности и функции пространственного анализа является ГИС Idrisi32 [85]. В ней представлен экспериментальный модуль моделирования изменений земной поверхности CA\_Markov с использованием двух разновременных тематических карт, большой набор функций пространственного анализа, и, к сожалению, хотя и присутствуют, но недостаточно развиты возможности автоматизированной интерпретации АИ, необходимые на первых этапах при работе с исходными АИ.

Серьезным препятствием при моделировании и прогнозировании изменений земной поверхности является до конца нерешенные *про*блема оценки адекватности имеющейся модели и проблема оценки точности полученных результатов моделирования (прогноза). Это связано с двумя основными моментами. Во-первых, с тем, что для оценки точности полученных результатов моделирования для момента времени t необходимо иметь реальные данные на момент времени t, что далеко не всегда выполнимо. Во-вторых, даже при наличии реальных данных полученная количественная оценка точности не всегда может адекватно отражать суть происходящих (или произошедших) на земной поверхности процессов [105].

Можно отметить два способа оценки результатов моделирования визуальный и численный. Визуальный способ не основан на какихлибо количественных оценках, однако очень важен и может позволить выявить такие закономерности и детали развития процессов или явлений, которые не будут замечены никаким из существующих методов численных оценок. Следует сказать о возможном несовпадении численных и визуальных оценок при работе с изображениями. К этому же выводу, но применительно к задачам сжатия изображений с потерями, приходят и авторы [10].

Наиболее распространенными характеристиками численных оценок точности являются каппа индекс согласия (КИС), широко применяемый при оценке точности классификации АИ [126], и рабочая характеристика (от англ. — Receiver/Relative operating characteristic), иногда называемая в отечественной литературе ROC-анализом, которая получила широкое распространение во многих областях, в том числе и при оценке точности результатов моделирования процессов на земной поверхности [85, 139].

#### § 1.8. Выводы по главе

Известно, что антропогенная деятельность сопровождается такими негативными процессами как обезлесение, эрозия почвы, изменение береговых линий водоемов и т. д. Все это, как правило, ведет к появлению серьезных локальных и глобальных экологических изменений, которые необходимо анализировать и оценивать, а также прогнозировать их развитие с целью комплексного исследования изучаемой территории земной поверхности и повышения эффективности использования ее природных ресурсов. В этой связи еще в 70-е гг. ХХ в. сформировалось научное направление, в рамках которого ученые разных специальностей занимаются проблемами анализа динамики земной поверхности: выявляют и исследуют закономерности процессов, происходящих на земной поверхности, разрабатывают новые методы прогноза изменений земной поверхности и т. п.

Существенная пространственная неоднородность исследуемых природно-территориальных комплексов, их динамичность и большая площадь зачастую не позволяют применять такие традиционные методы слежения за их состоянием как стационарные исследования, тематическое картирование на местности и т.п. [11, 52]. Поэтому как альтернатива таким методам за последние десятилетия развивалась концепция экосистемного мониторинга. В ее рамках широкое распространение получили перспективные аэрокосмические методы изучения земной поверхности, называемые методами дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). На сегодняшний день наиболее распространенными среди данных ДЗЗ являются панхроматические (одноканальные) и многозональные (многоканальные) изображения, получаемые с помощью аэрофото- или космической съемки Земли.

При решении залач анализа линамики земной поверхности исслелователя обычно интересуют качественные и количественные составляющие таких изменений. Анализ проведенных исследований показал, что для выявления полобных изменений применяются методы идентификации изменений, основанные исключительно на использовании АИ или тематических карт, полученных на их основе. Эти методы, как правило, позволяют выявить лишь наличие и величину произошедших изменений на изучаемом фрагменте земной поверхности. Нас здесь и далее в книге интересует проведение более сложного анализа происходящих на земной поверхности процессов, который позволял бы выявлять не только фактически произошедшие изменения, но и экстраполировать происходящие на земной поверхности процессы в будущее, прогнозируя скорость и направление ожидаемых изменений. Такую возможность в настоящее время дает перспективный подход, основанный на использовании моделей изменения земной поверхности [60,74]. Можно сделать вывод, что фактически решение задачи анализа динамики в части прогноза изменений сводится к задаче моделирования изменений земной поверхности. И это является одним из наиболее перспективных метолологических полхолов к решению залач анализа динамики. Отметим, что применение такого подхода в значительной степени универсально, так как позволяет использовать при прогнозировании изменений исходные данные, полученные самыми разными методами, включая и методы ДЗЗ.

Проведенные выше анализ и классификация моделей изменения земной поверхности позволяют сделать вывод, что подавляющее большинство этих моделей представляют собой исследовательские версии с неясными до конца пределами применимости. Достойными внимания специалистов являются только несколько наиболее законченных моделей. Такие модели, в основном, используют детерминированный подход, основанный на методах регрессионного анализа. На наш взгляд, учитывая сложность и большую стохастическую составляющую процессов, происходящих на земной поверхности, более перспективным является использование стохастических, в первую очередь марковских моделей. К сожалению, такие модели на сегодняшний день должным образом не развиты.

Реальные процессы, происходящие на земной поверхности, как правило, имеют сильную пространственную корреляцию. Анализ показал, что ее наиболее просто учитывать в рамках пространственных мозаичных моделей, являющихся одним из наиболее перспективных типов стохастических моделей. Мозаичные модели позволяют адекватно, с необходимой степенью детальности, отражать изменения, происходящие на земной поверхности, и легко, на основе перспективного аппарата клеточных автоматов, учитывать пространственную корреляцию процессов. Все это дает основание не только отметить мозаичные модели как наиболее перспективные для решения практических задач анализа изменений земной поверхности, но и провести собственные исследования пределов применимости этих моделей (результаты изложены в гл. 4) и использовать их при создании информационной системы для анализа динамики земной поверхности.

Выше показано, что в случаях использования данных ДЗЗ при решении задач анализа динамики земной поверхности ключевым этапом, наряду с этапом моделирования изменений земной поверхности, является этап автоматизированной интерпретации АИ. Однако в большинстве работ отечественных и зарубежных ученых при анализе динамики этому этапу не уделяется должного внимания и необходим всесторонний анализ проблем автоматизированной интерпретации АИ. Существует также проблема получения серии последовательных разновременных изображений. Еще одной серьезной проблемой является проблема отсутствия тесной интеграции программных средств, необходимых для комплексного решения задач интерпретации разновременных АИ, моделирования изменений на основе полученных в результате интерпретации разновременных тематических карт и пространственного анализа АИ и этих карт.

# Глава 2

# ЗАДАЧИ ИНТЕРПРЕТАЦИИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

Принимая во внимание то, что интерпретация АИ является одной из важнейших составляющих в задачах анализа динамики земной поверхности, а также то, что она имеет самостоятельную научнопрактическую ценность, данная глава посвящается проблемам автоматизированной интерпретации данных ДЗЗ. Рассматриваются математические вопросы классификации данных ДЗЗ, включая особенности параметрической и непараметрической оценки плотности распределения признаков, а также современные программные системы обработки и интерпретации АИ.

## § 2.1. Общие положения

Постоянное улучшение характеристик систем ДЗЗ, возможность более оперативного получения информации о процессах земной поверхности ведут к более интенсивному использованию данных ДЗЗ для решения различных задач. При этом, начиная с 70-х гг. ХХ в., идет постоянная съемка различных территорий Земли и архивы постоянно пополняются новыми АИ. Однако еще несколько лет назад считалось, что ретроспективные АИ не столь полезны и зачастую просто со временем уничтожались.

С ростом возможностей вычислительной техники, появлением новых методов обработки, интерпретации, анализа динамики земной поверхности с использованием АИ значимость полученных ранее ретроспективных АИ возрасла, так как они позволяют выявлять сложные эволюционные закономерности, происходящие на той или иной территории земной поверхности. При этом для эффективного использования имеющихся АИ при решении любых задач, в том числе задач анализа динамики земной поверхности, необходимо проведение ряда мероприятий по их обработке и интерпретации. Это необходимо для получения растровых изображений в виде тематических карт исследуемой территории. В настоящее время построение таких тематических карт требует последовательного решения двух классов задач. Первый класс задач связан с предварительной обработкой имеющихся АИ, целью которой является восстановление и улучшение имеющихся АИ. Для этого применяется специализированное программное обеспечение, которое может реализовывать функции геометрической, радиометрической и атмосферной коррекции, обеспечивать восстановление пропущенных данных, улучшать изображение с использованием целого набора преобразователей и фильтров [31]. Второй класс задач связан с интерпретацией (дешифрированием) обработанных АИ. Этот класс основан на теории распознавания образов, в которой одно из наиболее практически значимых мест занимает классификация с использование широко известного правила Байеса [22, 126]. Зачастую это позволяет говорить, что интерпретируя АИ, необходимо классифицировать данные ДЗЗ. Результатом интерпретации (классификации) является тематическая карта с набором интересующих типов земной поверхности.

Оба упомянутых класса задач являются достаточно емкими, ими занимается большое количество ученых из разных стран мира [21, 24, 39, 78, 110, 126]. Эти задачи имеют большое количество различных подходов к решению, но, несмотря на это, до сих пор являются сложными и до конца не проработанными. В условиях возрастающего количества данных ДЗЗ, улучшения их характеристик, повышения требований к скорости их обработки и анализа, ее решение остается крайне актуальным направлением научных исследований [26–31, 79, 99, 104, 107].

2.1.1. Обучающие выборки. Как было отмечено выше, классификация типов земной поверхности на АИ может проводиться с использованием как параметрических (в случае, если закон распределения признаков известен), так и непараметрических классификаторов (в случае, если закон распределения признаков неизвестен или не может быть задан с помощью модельного закона распределения). Как правило, для определения закона распределения признаков используют некоторую выборку, построенную для каждого из типов земной поверхности изучаемой территории, по которой и определяется закон распределения признаков. Такие выборки называют обучающими выборками. На практике построенная исследователем обучающая выборка представляет собой группу пикселей АИ, ограниченную полигоном (полигонами). При этом такая обучающая выборка должна быть сформирована для каждого типа (класса)  $\omega_i$ , i = 1, ..., M земной поверхности. Очевидно, что от качества построения такой выборки зависит, насколько точно она соответствует «своему» типу земной поверхности. Поэтому основной характеристикой любой обучающей выборки является ее penpeзeнтативность, которая показывает, насколько полно выборка описывает основные свойства типа  $\omega_i$ , насколько точно по элементам выборки можно оценить параметры этого типа в целом.

Успех построения репрезентативных обучающих выборок во многом зависит от объема имеющейся в наличии априорной геоинформации, а также от квалификации специалиста-интерпретатора (дешифровщика). Среди основных источников такой априорной информации, используемой для построения обучающих выборок, можно выделить данные эталонирования, полевых исследований, аэрофотосъемки, топографические карты и т. д., результаты визуального дешифрирования изображения, а также результаты кластерного анализа изображения. Исходя из всего вышеизложенного, можно обозначить еще одну проблему автоматизированной интерпретации АИ, заключающуюся в необходимости формирования репрезентативных обучающих данных, которые позволят наиболее эффективным образом провести классификацию АИ и построить более точную тематическую карту исследуемой территории.

#### § 2.2. Классификация аэрокосмических изображений

**2.2.1. Математическая постановка задачи классификации.** Задачу классификации (интерпретации) математически в общем случае можно представить следующим образом [22]. Для каждого класса (в нашем случае — типа земной поверхности, такого как вода, растительность, хвойный лес и т.п.)  $\omega_i$  из исходного алфавита  $\{\omega_i, i = 1, ..., M\}$  (здесь и далее M — количество типов земной поверхности на исследуемом изображении) введем понятие вероятности появления класса  $\omega_i$  в пространстве признаков  $\Omega(X)$ . Данная вероятность  $p(\omega_i)$  называется априорной вероятностью класса  $\omega_i$ . Также предположим, что для каждого класса  $\omega_i$  известна многомерная (*P*-мерная) функция  $p(X|\omega_i)$ , описывающая условную плотность распределения (УПР) вектора признаков X в классе  $\omega_i$  обладает в нем свойством нормированности:

$$\int_{\omega_i} p(X|\omega_i) dX = 1.$$

Априорная вероятность  $p(\omega_i)$  и УПР  $p(X|\omega_i)$  являются наиболее полными вероятностными характеристиками класса  $\omega_i$ .

Таким образом, задача классификации образов может быть сформулирована в виде задачи статистических решений (испытание M статистических гипотез) с помощью определения  $\partial uckpumuhahmhoй функции <math>\phi(X)$ , принимающей значение  $\phi_i$  в случае, когда принимается гипотеза  $H_i: X \in \omega_i$ . Полагается, что принятие классификатором решения  $\phi_i$ , когда в действительности входной образ принадлежит к классу  $\omega_j$ , приводит к потере, определяемой функцией потерь L ( $\phi_i|\omega_j$ ). Тогда условный риск  $R(\phi_i|X)$  принятия решения  $\phi_i$  в случае  $X \in \omega_j$  находится как

$$R(\phi_i | X) = \sum_{j=1}^{M} L(\phi_i | \omega_j) p(\omega_j | X), \qquad (2.1)$$
где  $p(\omega_i|X)$ , носит название апостериорной вероятности события  $X \in \omega_j$  и вычисляется исходя из априорной вероятности  $p(\omega_i)$  и условной плотности распределения  $p(X|\omega_i)$  согласно теореме Байеса [22] следующим образом:

$$p(\omega_j | X) = \frac{p(\omega_j)p(X | \omega_j)}{\sum_{k=1}^{M} p(X | \omega_k)p(\omega_k)}.$$
(2.2)

Задача классификации сводится к выбору наименьшего условного риска (2.1), т. е.

$$\phi(X) = \phi_i : (X \in \omega_i), \quad \text{если} \quad R(\phi_i | X) < R(\phi_j | X), \quad \forall i \neq j.$$
 (2.3)

Правило классификации (2.3) носит название байесовского решающего правила классификации. При использовании в (2.1) нульединичной функции потерь

$$L(\phi_i | \omega_j) = \begin{cases} 0, & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases} \quad i, j = 1, ..., M,$$
(2.4)

риск, соответствующий такой функции, является средней вероятностью ошибки (ложного распознавания) и, исходя из (2.1) и (2.4), определяется как

$$R(\phi_i | X) = \sum_{i \neq j} p(\omega_j | X) = 1 - p(\omega_i | X), \quad i, j = 1, ..., M.$$
(2.5)

Исходя из (2.3) и (2.5) дискриминантная функция  $\phi_i(X)$  при использовании нуль-единичной функции потерь (2.4) выглядит следующим образом:

$$\phi_i(X) = p(\omega_i)p(X|\omega_i), \quad i, j = 1, \dots, M,$$
(2.6)

и согласно (2.2) и (2.6) байесовское решающее правило (2.3) можно записать

$$m(X): X \in \omega_i,$$
 если  $p(\omega_i)p(X|\omega_i) > p(\omega_j)p(X|\omega_j), \quad \forall i \neq j.$  (2.7)

В системах обработки и интерпретации данных ДЗЗ распространен параметрический подход к классификации, при котором при оценке УПР  $p(X|\omega_i)$  принимается гипотеза о гауссовском виде плотности распределения признаков, что позволяет использовать для нахождения  $p(X|\omega_i)$  ее параметрическую оценку вида [126]

$$p(X|\omega_i) = (2\pi)^{-P/2} |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X-\mu_i)^t \Sigma_i^{-1}(X-\mu_i)\right\}, \quad (2.8)$$

где  $\mu_i$  — выборочный вектор средних типа земной поверхности  $\omega_i$ ;  $\Sigma_i$  — выборочная ковариационная матрица типа земной поверхности  $\omega_i$ ; P — количество признаковых каналов изображения;  $|\Sigma_i|$  — детерминант выборочной ковариационной матрицы типа земной поверхности

 $\omega_i; \Sigma_i^{-1}$ — обратная выборочная ковариационная матрица типа земной поверхности  $\omega_i$  [22, 61]. При этом вычисление априорной вероятности  $p(\omega_i)$  в выражении (2.2) производится с помощью простых способов, в которых  $p(\omega_i)$  принимается равной для всех классов земной поверхности

$$p(\omega_i) = p(\omega_j), \quad \forall i, j = 1, ..., M,$$
(2.9)

либо пропорциональной размеру имеющихся обучающих данных:

$$p(\omega_i) = \frac{N_i}{\sum_{k=1}^M N_k}, \quad i = 1, ..., M,$$
(2.10)

где  $N_k$  — размер обучающей выборки, соответствующий типу k земной поверхности. Таким образом, если при классификации АИ оценка УПР базируется на (2.8), а X формируется исключительно из данных спектральных каналов этого АИ, то такой подход здесь и далее будем называть *традиционным*. Классификацию, в основе которой используется байесовское решающее правило (2.2), причем вне зависимости от вида используемой оценки УПР (параметрическая или непараметрическая), будем назвать *байесовской*.

Априорная вероятность в выражении (2.2) является одной из основных составляющих, и ее значение может существенно влиять на результаты конечной классификации АИ. Использование приведенных способов (2.9), (2.10) для определения априорных вероятностей не может в полной мере учитывать особенности типов земной поверхности на АИ вследствие своей простоты. Поэтому для более эффективного использования  $p(\omega_i)$  при классификации необходимо применение более сложных способов их расчета, учитывающих эти особенности типов земной поверхности.

2.2.2. Непараметрические статистические и нейросетевые классификаторы. УПР в выражении (2.2) представляет собой вторую и наиболее важную составляющую. Необходимо отметить, что при оценке УПР значительно меньшее распространение в задачах обработки и интерпретации данных ДЗЗ получил непараметрический подход к классификации. Этот подход эффективен с точки зрения точности классификации при произвольном (неизвестном) распределении векторов признаков, в том числе и отличном от нормального. Непараметрические классификаторы, используемые в задачах обработки и интерпретации (тематического картирования) АИ, можно разделить на две группы.

Непараметрические статистические классификаторы. В первой группе представлены статистические классификаторы, среди которых есть простые, такие как классификатор по правилу параллелепипеда, и значительно более сложные, использующие в своей основе непараметрическое оценивание УПР-признаков [8, 9, 23, 35, 72]. Развитию статистических непараметрических методов в системах распознавания образов многие годы препятствовала высокая вычислительная сложность непараметрической оценки плотности распределения признаковых векторов. Сегодня, при значительном увеличении производительности компьютерных систем, интерес к данному подходу заметно возрастает [35, 107, 119, 130], однако проблема повышения вычислительной эффективности статистических непараметрических алгоритмов классификации остается актуальной. Более подробно о методах непараметрического оценивания УПР, а также об особенностях практической реализации таких методов, говорится в п. 4.1.2.

Непараметрические нейросетевые классификаторы. Во второй группе непараметрических классификаторов прелставлены классификаторы, основанные на использовании аппарата искисственных нейронных сетей [24, 37, 39, 78, 79, 110-113]. Далее для простоты будем называть такие классификаторы нейросетевыми классификаторами, а искусственные нейронные сети – просто нейросетями. При этом следует заметить. что авторам не удалось найти в известных системах обработки и интерпретации данных ДЗЗ средств нейросетевой контролириемой классификации, хотя, как было отмечено ранее, наиболее востребованы возможности именно методов контролируемой классификации. Заметим, что большего прогресса в области практического применения нейросетевых технологий достигли неконтролириемые нейросетевые классификаторы и на данный момент существует отечественная программная система NeRIS, основным инструментом которой являются искусственные нейронные сети Кохонена [44], используемые в задачах тематической интерпретации АИ [128].

На сегодняшний день нейросетевой аппарат достаточно широко применяется при решении различных задач классификации, поэтому приведем здесь лишь некоторые необходимые пояснения, связанные с искусственными нейронными сетями [44,79]. Так, широко используется такое понятие как *формальный нейрон*, представляющий собой упрощенную математическую абстракцию биологического нейрона (рис. 2.1).



Рис. 2.1. Схема формального нейрона

Каждый такой нейрон обладает группой синапсов — однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон — выходную связь данного нейрона, с которой сигнал может поступать на синапсы других нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи, или ее весом  $w_i$ . Кроме того, важной характеристикой любого формального нейрона является функция активации, или *пороговая функция* f(S). Наиболее распространенными пороговыми функциями являются сигмоидные функции типа гиперболического тангенса и логистической функции [39].

Наиболее популярными и широко распространенными, в том числе и для решения задач контролируемой классификации, являются нейросети прямого распространения — *многослойные персептроны* [39]. Они позволяют работать с данными произвольного распределения и учитывать такие закономерности в данных, которые не могут быть учтены никакими другими методами [79].

Потенциально нейросетевые классификаторы обладают рядом существенных преимуществ по сравнению с традиционными статистическими классификаторами. Так, в качестве входных данных для них можно использовать трудноформализуемые взаимозависимые факторы произвольного распределения. Нейросетевые классификаторы учитывают такие закономерности в данных, которые не могут быть учтены никаким другим классификатором [44, 79]. При этом точность классификации нейросетевых классификаторов высока и приближается к байесовской [39, 110–113]. Более подробно некоторые особенности практического применения нейросетей в задачах классификации АИ рассматриваются в п. 3.3.3.

Несмотря на очевидные достоинства нейросетевого подхода при классификации АИ, существует ряд проблем, требующих решения и не позволяющих до сих пор широко использовать нейросетевую классификацию [26, 29, 44, 79]. Одной из основных проблем является необходимость экспертного обучения нейросети. При этом требует решения задача определения оптимальных параметров, определяющих структуру нейросети, а также параметров ее обучения. Решение этой задачи для данных различной природы может иметь длительный итерационный характер, что для конечного пользователя может оказаться неприемлемым. Поэтому более широкое распространение получили статистические классификаторы.

## § 2.3. Программные средства для интерпретации аэрокосмических изображений

Наиболее распространенными на рынке ПО обработки и интерпретации данных ДЗЗ являются программные средства систем ER-DAS Imagine фирмы Leica Geosystems GIS & Mapping (США) [89], ER Маррег компании Earth Resource Марріпд (Австралия) [87], Idrisi 32 университета Кларка (США) [85], eCognition фирмы Definiens Imagine (Германия) [88]. Кроме того, на рынке присутствуют и другие менее распространенные программные продукты, такие как TNT MIPS фирмы Micro Images Inc. (США) [115], MultiSpec Purdue University (США) [124] и т. д.

Наиболее распространенным полхолом к классификации АИ при решении залач тематической интерпретации, представленным в существующих, в том числе в упомянутых программных системах, является приложение теории статистического распознавания образов с использованием различных классификаторов [18, 25, 61, 63, 64]. Эти классификаторы основываются на использовании теории вероятности и различных статистических оценок. базирующихся на параметрической и непараметрической статистиках [35, 36, 61, 65, 72, 126], на принципах нечеткой логики [141], на аппарате искусственных нейронных сетей [39, 126]. При этом классификацию с помошью таких программных систем можно осуществлять методами контролириемой и неконтролируемой классификации [1,22]. Неконтролируемые классификаторы, примером которых является наиболее распространенный алгоритм ISO-DATA. широко используются при выявлении однородных областей на АИ для построения обучающих выборок. Традиционно больший интерес представляют контролируемые классификаторы вследствие возможности контроля процесса классификации и возможности выбора необходимых обучающих данных [21]. Контролируемые классификаторы, представленные во всех упомянутых программных системах, базируются на использовании различных критериев: наименьшего расстояния, максимального правдоподобия, параллелепипеда, расстояния Махаланобиса [22, 61, 126].

Из общей группы программных систем обработки и интерпретации АИ выделяется система eCognition, в которой использован инновационный запатентованный подход к классификации АИ [88]. В ней реализован многоступенчатый итеративный процесс выделения и классификации объектов на АИ с использованием методов, закладываемых пользователем в базу знаний. Вначале проводится сегментация, при которой выделяются области однородности яркости, цвета и текстуры, каждая из которых выделяется в отдельный сегмент. После сегментации каждый полигон относится к тому или иному классу объектов соответственно описаниям, заданным в базе знаний. Таким образом, получается первый вариант интерпретации АИ. На основе проведенной классификации, возможны операции разбиения, слияния и изменения классовой принадлежности сегментов на основе их пространственных отношений. Эти операции реализованы в специальной процедуре сегментации на основе классификации. Такая процедура может применяться многократно, и на каждом шаге правила экспертной системы могут корректировать границы объектов и принадлежность объектов тому или иному классу [88].

## § 2.4. Особенности классификации аэрокосмических изображений

Как отмечено выше, основным инструментом автоматизированной интерпретации АИ на сегодняшний день являются средства классификации, включенные в программные системы обработки и интерпретации АИ. Поэтому решение проблемы автоматизированной интерпретации, главным образом, связано с разработкой новых методов и алгоритмических и программных средств классификации.

В большинстве указанных программных систем в классификационных алгоритмах, основанных на оценке УПР, используется предположение о нормальном распределении признаков. Это предположение позволяет осуществлять классификацию АИ с очень высокой вычислительной эффективностью. Однако, если признаки распределены по закону, существенно отличному от нормального (например, имеют бимодальную УПР), точность классификации может быть крайне низкой.

Кроме того, хорошо известно, что объекты земной поверхности имеют между собой пространственную корреляцию и использование такой информации при классификации в качестве дополнительной могло бы существенно повысить точность получаемых с помощью классификации тематических карт. В некоторых из указанных программных систем сделана попытка учета таких пространственных характеристик, для чего существуют возможности расчета текстурных характеристик Харалика [67, 101, 126]. При этом в задачах распознавания образов применяют большое количество новых подходов к расчету текстурных характеристик, основанных на использовании марковских случайных полей, авторегрессионых моделей, габоровских фильтров, фракталов, вейвлетных преобразований и др. [104]. Однако до конца отработанных готовых схем использования рассчитанных текстурных компонентов для проведения эффективной классификации АИ пока не существует.

Основываясь на приведенном выше анализе некоторых проблем автоматизированной классификации, можно сделать вывод, что для повышения точности классификации требуется развитие существующих и разработка новых подходов к интерпретации АИ, учитывающих текстурные характеристики АИ различного размера анализируемой окрестности и основанных на различном математическом аппарате. Это позволит эффективнее учитывать характерные пространственные особенности типов земной поверхности на АИ в различных масштабах, и, в конечном итоге, позитивно влиять на точность классификации АИ.

### § 2.5. Выводы по главе

Выше показано, что использование методов ДЗЗ и получаемых с их помощью АИ является перспективным направлением в решении проблем анализа динамики земной поверхности. При этом можно сделать вывод, что этап автоматизированной интерпретации АИ является не только одним из важных этапов при решении задач анализа динамики земной поверхности, но и имеет самостоятельное научнопрактическое значение.

Проведенный анализ современного состояния проблемы автоматизированной интерпретации АИ позволяет сказать, что подходы, методы и алгоритмы, заложенные в существующие системы обработки и интерпретации АИ, зачастую являются довольно простыми с алгоритмической точки зрения. Применение таких простых и часто менее точных методов и алгоритмов не позволяет в полной мере использовать информацию, содержащуюся в АИ, в частности, учитывать текстурные характеристики объектов. К сожалению, отсутствуют развитые методы и алгоритмы непараметрической классификации АИ применительно к задачам анализа динамики земной поверхности, хотя анализ показывает, что такой тип классификаторов в этих задачах является весьма перспективным.

Обобщая результаты проведенного в главах 1 и 2 аналитического обзора современных исследований в области анализа динамики земной поверхности, можно сказать следующее.

Создание систем, которые позволяли бы с высоким уровнем автоматизации проводить анализ динамики земной поверхности, является приоритетным научным направлением. Более того, разработка таких систем для анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ может дать важные прикладные результаты при изучении экосистем.

На наш взгляд, при разработке информационных систем для анализа динамики земной поверхности необходимо последовательное решение следующих задач.

1. Разработка концепции создания информационных систем для анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ, включая концептуальные основы автоматизированной интерпретации АИ, как одного из основных этапов анализа динамики. Разработка на основе предложенной концепции обобщенной структуры систем, которая позволит более эффективно решать задачи интерпретации АИ и моделирования изменений земной поверхности.

2. С учетом созданной концепции частная реализация математического обеспечения (методов и алгоритмов) в виде примера конкретной системы анализа динамики земной поверхности. Решение данной задачи предполагает также исследование эффективности предлагаемых методов и алгоритмов.

3. Создание программного обеспечения такой системы анализа динамики земной поверхности. Результатом решения этой задачи должны явиться программные средства такой системы, созданные с учетом разработанной концепции и предложенной структуры системы и реализующие предложенные методы и алгоритмы.

4. Апробация разработанной системы для решения прикладных задач тематического картирования и анализа динамики земной поверхности с использованием АИ, полученных различными системами ДЗЗ.

### Глава З

### КОНЦЕПЦИЯ СОЗДАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ АНАЛИЗА ДИНАМИКИ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ ПО ДАННЫМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

При разработке концепции создания семейства информационных систем анализа динамики земной поверхности (далее просто — систем анализа динамики) необходимо сформулировать принципы автоматизированной интерпретации разновременных АИ, а также принципы моделирования изменений земной поверхности по данным аэрокосмического мониторинга. Кроме того, следует разработать требования к таким системам и их обобщенную структуру. Реализация описанной ниже концепции в виде конкретных методов, алгоритмов и программных средств дает возможность создавать в общем случае семейство информационных систем, которые позволят более эффективно решать задачи анализа динамики земной поверхности с использованием АИ.

### § 3.1. Многоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности с использованием аэрокосмических изображений

Для исследования развития явлений, происходящих на земной поверхности, анализа их динамики могут применяться различные подходы с использованием моделирования изменений земной поверхности. Результаты такого моделирования удобно представлять в виде одной или нескольких прогнозных карт, полученных на интересующие исследователя моменты времени в будущем.

Для получения прогнозных карт по исходным АИ предлагается многоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности, основанный на использовании методологии моделирования изменений земной поверхности. Более того, в качестве такой методологии применяются КА с использованием марковских моделей, относящиеся согласно приведенной в гл. 1 классификации к пространственным моделям мозаичного типа. Функциональная схема многоэтапного подхода, где серым цветом выделены наиболее важные промежуточные данные, а в белых прямоугольниках описаны какие-либо действия над ними, представлена на рис. З.1. Рассмотрим суть каждого из этапов.





Этап 1. Формирование серии разновременных АИ исследуемой территории. Сначала необходимо провести мероприятия по определению временного интервала, через которые эти АИ должны были быть получены с систем ДЗЗ. Величина интервала является ключевой характеристикой, влияющей на отслеживание и фиксирование динамики происходящих процессов на земной поверхности. Если интересующие исследователя процессы имеют ярко выраженный сезонный (т.е. периодический) характер, то необходимо использовать АИ, полученные с интервалом не более чем 2–3 месяца.

В случае, если исследуемые процессы непериодические, а поступательно развивающиеся, то величина интервала разновременных АИ выбирается с учетом специфики решаемой прикладной задачи. Чем меньше величина интервала, тем больше видны детали происходящих изменений, и возможно получение краткосрочного прогноза изменений с удовлетворяющей точностью. Если выбрана большая величина интервала (например, несколько лет), то будут заметны изменения глобального характера, а моделирование процессов и прогноз развития явлений на земной поверхности можно будет осуществлять на десятилетия вперед.

Кроме того, еще одной важной характеристикой при выборе АИ является верный выбор сезона, в котором проводится аэрокосмическая съемка. Верный выбор сезона означает минимальное смещение по фенологической фазе, что позволит более точно выявлять именно те типы земной поверхности, динамика которых подвергается исследованиям. Кроме того, в зависимости от специфики решаемой задачи необходимо определится и с другими характеристиками АИ, (разрешение, количество необходимых спектральных диапазонов и др.).

Результатом первого этапа является набор разновременных АИ с нужным временным интервалом и другими требуемыми характеристиками АИ.

Этап 2. Тематическая интерпретация выбранных разновременных АИ. Этот этап является одним из наиболее сложных и важных. Именно от его результатов во многом зависит адекватность результатов прогноза развития процессов или явлений в целом, так как основной входной информацией для моделирования будут разновременные тематические карты, полученные на этом этапе с использованием разновременных АИ. Ввиду большой сложности этот этап требует отдельного рассмотрения, что будет сделано в § 3.2.

Результатом второго этапа являются разновременные растровые тематические карты исследуемой территории. Оценку точности полученных разновременных тематических карт предлагается осуществлять с помощью традиционного в таких случаях КИС.

Этап 3. Формирование вероятностных карт соответствия. Для формирования вероятностных карт соответствия для начала необходимо выявление возможных факторов влияния, способствующих или препятствующих изменению того или иного типа земной поверхности. Успешное выявление таких факторов существенным образом воздействует на успешность моделирования, и, соответственно, на анализ динамики земной поверхности в целом. Как было отмечено в п. 1.7.3, карты соответствия хорошо зарекомендовали себя при использовании в моделях роста заселенных территорий. Карта соответствия содержит вероятностную информацию о возможности замещения каждой точки исследуемой территории на один из типов земной поверхности. Такие вероятностные карты соответствия удобно формировать с помощью традиционного набора функций пространственного анализа (рис. 3.1).

Результатом третьего этапа является набор вероятностных карт соответствия для каждого из типов земной поверхности. Если зависимость фактора влияния от какого-либо типа земной поверхности не установлена (или ее сложно установить), то значения вероятности появления элемента этого типа будут равными на всем изображении, а карты соответствия этого фактора будут иметь равные (нулевые или ненулевые) значения.

Этап 4. Выявление тендениий изменения. На этом этапе определяются параметры моделирования. Происходит формирование стохастической матрицы с использованием выражений (1.5), (1.7), причем размерность матрицы в общем случае зависит от порядка моделируемого процесса. С учетом сложности получения разновременных АЙ, а также для упрошения применяемого математического аппарата будем использовать два исходных АИ. Это позволит формировать стохастическую матрицу минимально возможной размерности *m*, где *m* — количество состояний (типов земной поверхности на исследуемой территории, которые представлены на двух исходных АИ). Полученная стохастическая матрица отвечает за вероятностную составляющую изменений земной поверхности. За количественные изменения, происходящие на земной поверхности, отвечает матрица, которую будем называть матрицей ожидаемых переходов территорий (далее — матрица ожидаемых переходов). Каждый компонент этой матрицы содержит количество ожидаемых элементов (пикселей), которые перейдут из одного типа земной поверхности в другой за исследуемый интервал времени. Матрица ожидаемых переходов вычисляется на основе матрицы фактических переходов территорий (далее — матрииы фактических переходов) и содержит информацию о количестве фактически перешедших элементов одного типа земной поверхности в другой, а также на основе элементов (вероятностей) стохастической матрицы.

Результатом четвертого этапа является информация о вероятностной составляющей моделируемых процессов, представленная в стохастической матрице, и информация о количественной составляющей, представленная в матрице ожидаемых переходов.

Этап 5. Моделирование. Как было показано в п. 1.7.3, наиболее перспективным способом моделирования земной поверхности является использование КА. Любой КА можно рассматривать как дискретную динамическую систему, представляющую собой совокупность элементов (клеток), одинаковым образом соединенных между собой [42]. Рассмотрим процесс моделирования изменений земной поверхности с помощью КА.

Важным компонентом моделирования изменений земной поведхности является порядок преобразования (ранжирования) элементов на моделируемом изображении. Информация о ранжировании позволяет преобразовать в первую очерель элементы изображения с наибольшей вероятностью перехода в тот или иной тип земной поверхности. Поэтому сначала для всех элементов базового изображения на основании имеющейся вероятностной информации определятся порядок их преобразования. Затем для каждого его элемента в порядке, определенном при ранжировании, формируется квадратная окрестность заданного размера (3×3, 5×5, ...). Каждая такая окрестность, составленная из элементов изображения, будет представлять собой отдельный КА. Лалее, согласно установленным правилам функционирования КА. формируется элемент моделируемого изображения с соответствующим значением. Эта операция повторяется до тех пор. пока все элементы согласно значениям матрицы ожидаемых переходов не изменятся на элементы соответствующих типов.

Результатом этого этапа будут прогнозные карты развития процессов и явлений на земной поверхности для моментов времени t + 1, t + 2и т. д. Однако следует учитывать, что закономерности процессов со временем могут меняться, и результат долгосрочного прогноза может существенно отличаться от фактического состояния земной поверхности к моменту времени, на который этот прогноз был выполнен. В то же время даже неточный прогноз развития явлений земной поверхности может быть полезен. Такой прогноз позволит показать исследователю тенденции, происходящие на изучаемой территории, что при дефиците другой информации об анализе динамики земной поверхности может быть весьма востребовано.

Этап 6. Оценка результатов моделирования. Как было отмечено в п. 1.7.3, моделирование земной поверхности представляет собой сложный процесс, объективная оценка результатов которого является нетривиальной задачей. Среди представленных в п. 1.7.3 способов оценки результатов моделирования выгодно отличается оценка с использованием КИС, применяемая как для оценки результатов интерпретации АИ (этап 2), так и для оценки точности прогнозных карт. Поэтому в рамках данного этапа предлагается использовать именно такой унифицированный способ оценки точности.

Предлагаемый многоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности имеет ряд особенностей, которые выгодно отличают его от традиционных аналогичных подходов. В частности, тематическую интерпретацию разновременных АИ в многоэтапном подходе предлагается выполнять с помощью двухэтапной схемы интерпретации, позволяющей формировать более точные тематические карты. Моделирование изменений земной поверхности предлагается выполнять с использованием КА, правила функционирования которых предлагается задавать с помощью оригинальных принципов, сформулированных ниже, которые позволят выполнить более точное и адекватное изменение исследуемой модели территории. Кроме того, предлагаемый подход позволяет исследователю оценивать происходящие процессы по *meматическим прогнозным картам изменений*, которые представляют собой удобную и интуитивно понятную любому исследователю форму представления информации. Такая форма позволяет всецело представить масштаб и характер произошедших и происходящих на земной поверхности изменений. Все это позволяет говорить о предлагаемом подходе как о достаточно эффективном и удобном инструменте анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ.

## § 3.2. Принципы тематической интерпретации аэрокосмических изображений

В гл. 2 были рассмотрены подходы к интерпретации АИ, реализованные в современных системах обработки и интерпретации данных ДЗЗ, и выявлен ряд проблем, возникающих при использовании таких систем в задачах тематического картирования земной поверхности. Для уменьшения негативного влияния этих проблем, предложен ряд изложенных ниже принципов автоматизированной интерпретации АИ.

В целях повышения точности автоматизированной интерпретации необходимо обеспечить максимально полное извлечение информации из имеющихся АИ. Получение дополнительной информации возможно путем расчета текстурных компонентов на основе имеющихся спектральных компонентов АИ. При этом основной характеристикой любой текстурной компоненты является размер анализируемой окрестности. Варьирование размера этой окрестности позволяет учитывать текстурные особенности типов земной поверхности различного масштаба. Поэтому первым принципом автоматизированной интерпретации будет принцип, согласно которому необходимо использование как традиционных спектральных признаков, так и текстурных компонентов с различным размером анализируемой окрестности. Как было отмечено в п. 2.4, в настоящее время широко применяется несколько способов учета текстурных характеристик, рассчитываемых для каналов исходного АИ. В рамках предлагаемого многоэтапного подхода к анализу динамики земной поверхности на этапе интерпретации АИ используются данные из спектральных каналов АИ, представленные в качестве первичной компоненты (ПК). На основе этих данных определенным образом рассчитывается ряд текстурных характеристик и формируются данные, представленные в качестве вторичной компоненты (ВК). Расчет текстурных характеристик в этом случае следует проводить при различных размерах анализируемого окна для каждого из спектральных каналов исходного АИ, что позволит учитывать эти характеристики

в различных масштабах. В результате ВК будет иметь в своем составе несколько десятков каналов, полученных на основе ряда текстурных характеристик. Отметим, что ПК при этом состоит из данных 1, 3, 4 или 6 каналов.

Существует два способа использования ПК и ВК. Первый способ заключается в совместном использовании ВК и ПК в составе одного признакового вектора, второй — в раздельном их использовании. Главным недостатком первого способа является низкая детальность результирующей тематической карты при использовании этого способа в классификации [41, 123]. Поэтому, более перспективным и логичным представляется подход к раздельному использованию ПК и ВК, который позволяет избежать непосредственного влияния разнородных ПК и ВК друг на друга и использовать при интерпретации преимущества первичной и вторичной составляющих признакового пространства [26, 41, 111, 112, 123]. В связи с этим, можно сформулировать *второй принцип*, который самым тесным образом связан с первым и декларирует раздельное использование первичных (спектральных) и вторичных (текстурных) признаков.

В последнее время все чаще приходится иметь дело с большим количеством исходных признаков, представляющих собой либо первичные признаки, полученные в результате *гиперспектральной съемки* [99], либо вторичные, рассчитанные на основе данных всех спектральных каналов, аналогично тому, как формируется ВК. В настоящее время при решении задач классификации пространства с большим количеством признаков с целью повышения вычислительной эффективности используют два подхода. Рассмотрим эти подходы более подробно.

Первый подход основан на использовании только нескольких признаков исходного признакового пространства, отобранных по какомулибо критерию. В этом подходе можно выделить два направления. В рамках первого направления производят редуцирование признакового пространства путем его трансформации, например, методом главных компонентов (МГК) [1,22]. Второе направление заключается в выборе наиболее информативных признаков каким-либо способом [21,125,126]. В рамках данного направления наиболее часто используют критерий попарной разделимости Джеффриса – Матуситы (ДМ) [21,126].

Второй подход заключается в использовании всех имеющихся признаков. Но в этом случае все исходное признаковое пространство разбивается на ряд подмножеств, каждое из которых по очереди подвергается отдельной обработке [97]. Проанализируем оба этих подхода.

При первом подходе к недостатку использования МГК можно отнести то, что при его применении принимается предположение о какомлибо конкретном законе распределения признаков. Кроме того, проведенная с помощью МГК трансформация признакового пространства неизбежно ведет к уменьшению разделимости между типами земной поверхности. В конечном итоге, это может привести к недостаточной разделимости типов земной поверхности в этом признаковом пространстве, что вызывает взаимное «перепутывание» классов при классификации.

Распространенным среди подходов к выбору наиболее информативных компонентов признакового пространства является использование критерия попарной разделимости ДМ, характеризующего среднее расстояние между функциями УПР  $p(X|\omega_i)$  и  $p(X|\omega_j)$  соответствующих типов земной поверхности  $\omega_i$  и  $\omega_j$ . При этом данный критерий имеет как параметрический вид

$$JM_{ij} = 2(1 - e^{-B}), (3.1)$$

так и непараметрический вид

$$JM_{ij} = \int_{X} \left\{ \sqrt{p(X|\omega_i)} - \sqrt{p(X|\omega_j)} \right\}^2 dX, \qquad (3.1)$$

где B — расстояние Бхаттачария [21, 126], зависящее от параметров двух многомерных нормальных распределений, определяемых вектором средних  $\mu$  и ковариационной матрицей  $\Sigma$ , и описываемое выражением

$$B = \frac{1}{8} (\mu_i - \mu_j)^{\mathrm{T}} \left\{ \frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right\} + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{|(\Sigma_i + \Sigma_j)/2|}{|(\Sigma_i)^{1/2}|\Sigma_j|^{1/2}} \right\},$$

где Т — знак транспонирования.

Поиск наиболее информативных признаков с использованием критерия ДМ заключается в выборе некоторого (желательно минимального) поднабора признаков, наилучшим образом обеспечивающего разделимость всех имеющихся типов земной поверхности. В случае (3.1) необходимо, чтобы признаки типов земной поверхности были согласованы с нормальным распределением. В случае выражения (3.2) для расчета критерия ДМ, основанного на интегрировании по X, распределение признаков может быть произвольным. Однако задача численного интегрирования в пространстве многих признаков, которая должна быть решена при использовании (3.2), представляется чрезвычайно вычислительно затратной. Кроме того, сама задача поиска оптимального поднабора не является тривиальной, так как априори не известны оптимальная размерность такого поднабора, способ перебора признаков и другие параметры.

Применение второго подхода предполагает использование всех имеющихся признаков, что позволяет избежать риска «отбросить» значимые. Кроме того, при этом подходе не требуется проведения сложной процедуры поиска оптимального признакового подмножества, что позволит существенным образом повысить вычислительную эффективность процедуры классификации.

Исходя из всего вышеизложенного, можно сформулировать *третий* принцип — принцип использования для проведения классификации

всей имеющейся информации, без какого-либо предварительного редуцирования признакового пространства.

Как отмечено в п. 1.7.2, на сегодняшний день основным подходом к классификации АИ является статистический параметрический подход. При этом интенсивно ведутся исследования и поиски других, более перспективных подходов, до сих пор не представленных в системах обработки и интерпретации данных ДЗЗ. Среди таких подходов можно выделить непараметрические статистические и непараметрические нейросетевые, не требующие априорного предположения о законе распределения признаков. При этом делаются попытки их совместного использования, с целью объединения преимуществ различных статистических и нестатистических методов [96,98]. Поэтому можно сформулировать заключительный, четвертый принцип принцип совместного использования статистических (параметрических и непараметрических) и нейросетевых подходов к классификации АИ.

Рассмотрим механизмы реализации предложенных принципов.

### § 3.3. Двухэтапная классификация

**3.3.1. Методы двухэтапной классификации.** Выше показано, что основным, наиболее широко применяемым решающим правилом классификации является байесовское решающее правило (2.2), при использовании которого точность классификации главным образом определяется априорной вероятностью  $p(\omega_i)$  и УПР  $p(X|\omega_i)$ . При этом компонентами признакового вектора X являются значения из соответствующих спектральных каналов АИ.

Для реализации первого и второго принципов интерпретацию предлагается осуществлять в два этапа. Схема предлагаемой двухэтапной классификации представлена на рис. 3.2, где серым цветом выделены наиболее важные промежуточные данные, а в белых прямоугольниках описаны какие-либо действия над ними. На *первом этапе* формируется признаковое пространство вторичных признаков, получившее название ВК, на основе которого формируется вектор  $X^{\text{втр}}$ . Это признаковое пространство вторичных признаков, байесовского решающего правила (2.2), либо с помощью нейросетевого классификатора. Результатом классификации на первом этапе будет набор карт апостериорных вероятностей  $p(\omega_i | X^{\text{втр}})$  для всех  $i = 1, \ldots, M$ , где M — число типов земной поверхности. *Второй этап* будет базироваться только на правиле (2.2), а в качестве признакового вектора будет использоваться вектор спектральных первичных признаков  $X^{\text{втр}}$ , сформированный на основе ПК.

Будем называть метод классификации, реализующий схему двухэтапной классификации, при которой на первом этапе используется нейросеть, *методом нейросетевой классификации*, а метод, при



Рис. 3.2. Функциональная схема двухэтапной классификации

котором на первом этапе используется статистическая классификация, — методом статистической классификации.

Отметим, что в методе нейросетевой классификации на втором этапе используется статистический байесовский классификатор. Это позволяет реализовать четвертый принцип автоматизированной интерпретации.

Принимая во внимание существующую простоту в подходах по расчету априорных вероятностей (выражения (2.9), (2.10)), которая не позволяет в полной мере учитывать особенности распознаваемых

54

классов (типов поверхности), на втором этапе булем использовать более сложный механизм расчета этих вероятностей. Для этого в выражении (2.2) удобно в качестве набора априорных вероятностей  $p(\omega_i)$ использовать набор апостериорных вероятностей  $p(\omega_i|X^{\text{втр}})$ , полученных на первом этапе. Отметим, что использование нейросетевого подхола на втором этапе классификации с набором на вхоле нейросети апостериорных вероятностей  $p(\omega_i | X^{\text{втр}})$  было бы значительно менее удобным, так как в этом случае необходимо подавать на вход как многомерные значения  $X^{\text{втр}}$ , так и функцию от  $X^{\text{втр}}$  в виде значения априорной вероятности. Все это, а также малое количество вхолных нейронов (размерность  $X^{\text{втр}}$  значительно меньше размерности  $X^{\text{втр}}$ ) может вести к дополнительным сложностям обучения и успешного использования такой нейросети. Прелварительные результаты исследований подтвердили неэффективность применения нейросети в таком качестве на втором этапе классификации. Значительно более удобным. понятным и эффективным выглядит использование классического статистического варианта на основе (2.2), который и был выбран в качестве основного.

Согласно рис. 3.2 в двухэтапной классификации могут быть использованы как статистический, так и нейросетевой методы классификации. Очевидно, что каждый из них имеет свои преимущества и недостатки. Проанализируем особенности каждого из предлагаемых методов.

Эффективность любого классификатора главным образом определяется точностью и вычислительными затратами при проведении классификации. В гл. 2 отмечалась высокая точность и инвариантность к закону распределения признаков непараметрических статистических и нейросетевых классификаторов. Исследования вычислительной эффективности и точности нейросетевой и статистической классификации, проведенные в [27, 29, 30], позволяют предположить, что статистический метод классификации будет требовать существенно больших вычислительных затрат при проведении классификации, чем нейросетевой метод. Все это позволяет также предположить, что будет целесообразно альтернативное применение этих двух методов классификации, позволяющее использовать преимущества как статистического, так и нейросетевого метода.

**3.3.2.** Формирование вторичного признакового пространства в статистическом методе классификации. Исходя из предложенного третьего принципа автоматизированной интерпретации, формирование признакового пространства следует осуществлять с использованием всех имеющихся спектральных каналов АИ. При этом в качестве базовых математических аппаратов расчета текстурных характеристик следует использовать одни из наиболее перспективных, основанные на марковских случайных полях (МСП) и на текстурных характерикарактеристиках Харалика, рассчитываемых по гистограммам частот

первого и второго порядка [51]. Совместное использование текстурных характеристик, полученных применением каждого из этих математических аппаратов, позволит лучше учесть контекстные особенности различных классов, распознаваемых на АИ. Это предположение подтверждается предварительными исследованиями, проводимыми в области оценки эффективности использования различных текстурных характеристик в классификации [104]. При расчете текстурных характеристик, основанных на МСП, используется анализируемая окрестность первого порядка (рассматриваются только соседние элементы). При расчете характеристик Харалика принимается размер анализируемой окрестности 5 и 9 элементов. Все это позволяет учитывать текстурные особенности типов земной поверхности в различных масштабах и, тем самым, соблюсти первый принцип автоматизированной интерпретации.

Любой канал исходного АИ представляет собой изображение, которое можно описать дискретной функцией яркости I(i, j), (i = 1, ..., Rn, j =, ..., Cn), где Rn - число строк, Cn - число столбцов изображения, а  $Sn = Rn \cdot Cn -$  общее количество точек (пикселей) изображения. При этом  $0 \leq I(i, j) \leq L$ , где (L + 1) — максимальное число градаций яркости изображения, включая градацию ноль (обычно L = 255) и (i, j) — позиция пикселя по строке и столбцу изображения **I** соответственно.

Численные оценки свойств текстуры зависят от размера окрестности d пикселя изображения (i, j), в которой они определяются (рис. 3.3), и представляют собой *текстурные признаки* данного пикселя.

В рамках предлагаемой схемы формирования вторичного признакового пространства вычисление текстурных признаков производится для каждого пикселя (i, j) путем сканирования растровой матрицы изображения I строка за строкой *скользящим окном* размера  $(2d + 1) \times (2d + 1)$  пикселей и сохранения результата в текущей позиции центрального пикселя скользящего окна (рис. 3.3).

Рассмотрим формирование той части вторичного признакового пространства, которая в своей основе использует аппарат МСП.

Каждому пикселю *s* с позицией (i, j) и с некоторой окрестностью  $S = \{s = (i, j) : 0 \le i, j < Sn\}$  поставим в соответствие систему соседних точек  $\zeta = \{\zeta_s, s \in S\}$ , где  $\zeta_s$  — множество соседних пикселей для пикселя *s*, причем  $\zeta_s \subset S$ ,  $s \notin \zeta_s$ . При этом каждый пиксель, непосредственно соседствующий с анализируемым, образует так называемую *клику*. В случае использования системы соседних точек первого порядка кликами будут пары пикселей в следующих позициях:  $\{(i, j), (i, j + 1)\}$ ,  $\{(i, j), (i + 1, j)\}$ ,  $\{(i, j), (i, j - 1)\}$ ,  $\{(i, j), (i - 1, j)\}$ . Пусть  $\chi = \{X_s : s \in S\}$  — некоторое множество случайных переменных (значений пикселей), так что  $\forall s \in S : X_s \in L$ . Кроме того, пусть  $\Omega = \{\omega = (\omega_{s_1}, \omega_{s_2}, \dots, \omega_{s_N}) : \omega_{s_i} \in L$ ,  $1 \le i \le N\}$  — множество всех возможных сочетаний, где  $N = (2d + 1) \times (2d + 1)$ .



Рис. 3.3. Определение текстурной оценки пикселя изображения (пример для окрестности d=2)

представляет собой модель марковского случайного поля, состоящего из  $\zeta_s$ , при следующих условиях:

1.  $\forall \omega \in \Omega : P(\chi = \omega) > 0;$ 

2.  $\forall s \in S, \ \omega \in \Omega : P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, \ r \neq s) = P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, \ r \neq s)$ 

Вероятностное выражение в условии 2 называют локальной характеристикой МСП и вероятность распределения  $P(\chi = \omega)$  для всех случаев, удовлетворяющих условию 1, однозначно определяется с помощью этого выражения. Однако нахождение вероятности  $P(\chi = \omega)$  с помощью условия 2 представляется очень сложным, на практике пользуются более простым способом, основанным на теореме Хаммерсли – Клиффорда [93], использующей эквивалентность МСП и гиббсовских случайных полей для системы соседних пикселей. Распределение Гиббса для той же системы соседних пикселей  $\zeta$  в этом случае может быть найдено с помощью меры вероятности  $\pi(\omega) = P(\chi = \omega)$  на множестве  $\Omega$  следующим образом [93]

$$\pi(\omega) = \frac{1}{Z} \exp\left(\frac{-\varepsilon(\omega)}{T}\right), \qquad (3.3)$$

где *Z* — нормирующий коэффициент

$$Z = \sum_{\omega} \exp\left(\frac{-\varepsilon(\omega))}{T}\right),\tag{3.4}$$

T — константа, иногда называемая *температурной константой*. Заметим, что на практике нормирующий коэффициент Z часто не рассчитывают в связи с большой вычислительной сложностью этой операции. Функция энергии может быть найдена как

$$\varepsilon(\omega) = \sum_{\zeta \in C} E_C(\omega). \tag{3.5}$$

Каждая функция  $E_C$ , часто называемая *потенциальной функцией*, определяется на множестве  $\Omega$  и зависит только от элементов  $\omega_s \in \omega$  для каждого  $s \in C$ . При этом элементы, принадлежащие  $\omega$  и входящие в некоторую клику C, обозначаются как  $\omega_C$ .

При вычислении  $E_C$  из исходных АИ необходимо учитывать степень совпадения значений пикселей клики  $X_S$  и  $X_r$ , которую будем называть *степенью соответствия*. Для измерения степени соответствия введем функцию  $F_{\text{соотв}}(X_s, X_r)$ , которая бы принимала значение -1.0при максимальной степени соответствия (при  $X_s = X_r$ ) и значение 1.0 при минимальной степени соответствия

$$F_{\text{cootb}}(X_s, X_r) = 2\frac{|X_s - X_r|}{L} - 1, \qquad (3.6)$$

где *L* — максимальное число градаций яркости изображения. Тогда

$$E_C = \beta \cdot F_{\text{coot}}(X_s, X_r) = \beta \cdot \left(2\frac{|X_s - X_r|}{L} - 1\right), \qquad (3.7)$$

где  $\beta \in [0, 1]$  — параметр модели, влияющий на контрастность.

Принимая значение  $\pi(\omega)$  в качестве текстурной характеристики, производим расчет текстурных признаков на основе модели МСП с использованием соседства пикселей первого порядка для каждого из имеющихся каналов АИ. Это позволяет сформировать часть ВК, учитывающей текстурные особенности различных типов земной поверхности в окрестности d = 1.

 $\dot{Д}$ ля того, чтобы учесть текстурные особенности в больших окрестностях, будем использовать текстурные характеристики Харалика, рассчитанные также для всех каналов АИ, но в окрестности d = 2 и d = 4. Правила расчета текстурных характеристик Харалика известны и подробно рассматриваются в [41, 67].

Формирование ВК в рамках предложенного статистического метода выполняется по одномерной гистограмме значений сигналов (характеристики 1-го порядка) и по двумерной гистограмме значений сигналов (характеристики 2-го порядка) [101]. Обычно насчитывается большое количество различных текстурных оценок, но на практике широко используется лишь несколько [6, 123]. В предлагаемой схеме формирования признакового пространства будем использовать одни из наиболее широко применяемых на практике текстурных оценок, рассчитываемых по одномерной гистограмме в скользящем окне размера n = (2d + 1)

$$T_{\text{энтропия1}} = -\sum_{g=0}^{L-1} F(g) \log_{10} F(g);$$
(3.8)

$$T_{{}_{\mathsf{энергия1}}} = \sum_{g=0}^{L-1} [F(g)]^2;$$
(3.9)

$$T_{\text{вариация1}} = \sum_{g=0}^{L-1} (g-\mu)^2 F(g), \qquad (3.10)$$

где g = I(i, j) — яркость пикселя в точке (i, j) скользящего окна, F(g) — частота пикселя с яркостью  $g, \mu$  — среднее в окне.

Анализ показывает, что текстурные оценки (3.8)-(3.10), вычисляемые по одномерной гистограмме частот, учитывают текстуры с невыраженной пространственной регулярностью [110]. Для формирования текстурных признаков, учитывающих взаимное расположение пикселей внутри скользящего окна, в [51] приводится подход, основанный на свойствах гистограмм частот совместных значений яркости пары элементов изображения (двумерных гистограмм). Распределение совместных значений яркости описывается так называемыми матрицами смежности (MC) ||F(q, l)||, вычисляемыми для каждого пикселя изображения в окрестности скользящего окна. Элементы матрицы ||F(q, l)||представляют собой значения частот, с которыми пары точек (одна с яркостью q и позицией (i, j) и другая с яркостью l и позицией (k, h)соответственно), отстоящие на расстоянии r в направлении  $\Theta$ , встречаются в области скользящего окна. Следует отметить, что в практике распознавания изображений часто используют фиксированные r = 1, а  $\Theta$  принимают равным  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ . В рамках предлагаемого подхода к формированию признакового пространства при расчете текстурных характеристик с помощью МС для простоты будем использовать r = 1, a  $\Theta = 45^{\circ}$ .

На основе вычисленных MC возможен расчет непосредственно численных оценок ряда текстурных признаков, являющихся статистическими моментами двумерных гистограмм совместного распределения яркости пар пикселей [101]. В предлагаемой схеме формирования признакового пространства используются следующие характеристики, вычисляемые с использованием MC:

$$T_{\text{энтропия2}} = -\sum_{g=0}^{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} F(g,l) \log_{10} F(g,l);$$
(3.11)

$$T_{\text{энергия2}} = \sum_{g=0}^{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} [F(g,l)]^2; \qquad (3.12)$$

$$T_{\text{вариация2}} = \sum_{g=0}^{L-1} \left[ (g-\mu)^2 \sum_{l=0}^{L-1} F(g,l) \right], \qquad (3.13)$$

где F(g, l) — частота появления двух пикселей в скользящем окне с яркостью g и l под углом  $\Theta$  на расстоянии r.

В отличие от оценок (3.8)–(3.10) оценки (3.11)–(3.13) позволяют формировать текстурные признаки, учитывающие взаимное расположение соседних пикселей в скользящем окне, и, соответственно, являются эффективными для описания текстур с выраженной пространственной регулярностью.

В рамках предлагаемой схемы формирования признакового пространства текстурные признаки (3.8)–(3.13), вычисленные в скользящем окне размером  $(2d + 1) \times (2d + 1)$  для каждого пикселя исходного изображения I(i, j) и нормированные на число градаций яркости L, а также текстурные признаки, полученные с использованием (3.3), образуют в результате множество текстурных информационных каналов  $T_{\rm BK} = \{T_1^1, T_1^2, ..., T_1^K, T_2^1, T_2^2, ..., T_2^K, ..., T_n^1, T_n^2, ..., T_n^K\}$ , где K количество используемых текстурных характеристик, а n — количество исходных каналов АИ. Для того, чтобы максимально равномерно распределить влияние каждого канала исходного АИ для использования компонентов множества  $T_{\rm BK}$ , в полученном множестве в дальнейшем будем использовать элементы  $T_{\rm BK}$  в следующем порядке:

$$\{T_1^1, T_2^1, \dots, T_n^1, T_1^2, T_2^2, \dots, T_n^2, \dots, T_1^K, T_2^K, \dots, T_n^K\}$$

**3.3.3. Нейросети в двухэтапной классификации.** В п. 2.2.1 сказано о сложностях применения нейросетей при решении практических задач распознавания объектов на АИ. В частности, применение многослойного персептрона (далее просто нейросети) связано с решением одной из таких задач, заключающейся в определении его оптимальной топологии — количества слоев и элементов (нейронов) в них. Именно правильно выбранная топология во многом определяет перспективность использования нейросетей в том или ином случае. Минимально необходимое количество элементов нейросети позволит быстро ее обучить и получить точные результаты ее применения. Однако задача определения топологии нейросети является сложной и окончательно до сих пор не решена. В [140] предлагается неравенство для оценки числа синаптических связей  $N_w$  в виде

$$\frac{N_y N_p}{1 + \log_2(N_p)} \leqslant N_w \leqslant N_y \left(\frac{N_p}{N_x} + 1\right) \left(N_x + N_y + 1\right) + N_y, \qquad (3.14)$$

где  $N_y$  — размерность выходного вектора,  $N_p$  —число примеров обучающей выборки,  $N_x$  — размерность входного вектора. Для практически

значимого варианта нейросети с одним скрытым слоем, число нейронов N в нем можно определить как

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}.$$
(3.15)

При использовании выражений (3.14) и (3.15) число нейронов скрытого слоя, как правило, получается бо́льшим, чем выбранное при решении практических задач эмпирически [26, 29], поэтому предлагается использовать это число только в качестве рекомендации, а окончательное решение по параметрам нейросети оставлять за исследователем.

Отметим два наиболее широко используемых на практике способа определения числа нейронов в выходном слое для классификации АИ:

1. Число нейронов равно количеству типов (классов) *М* земной поверхности (рис. 3.4*a*).

2. Число нейронов равно одному (рис. 3.46). Выход интерпретируется как вероятность принадлежности к конкретному типу (классу) земной поверхности.

Кроме указанных способов применяют и некоторые промежуточные варианты формирования числа нейронов в выходном слое. Например, используют не один, а три нейрона, выходы которых говорят о принадлежности к конкретному классу с «высокой», «средней» и «низкой» степенями достоверности.

Важным и необходимым этапом практического использования любой нейросети является процесс ее обучения. Обучение нейросети в общем случае представляет собой поиск глобального минимума многомерной целевой функции путем «исследования» нейросетью многомерного пространства выборочных обучающих данных и подстройкой  $w_i$  и параметров функций активации f [44, 79].

Обучающие данные представляют собой множество входных векторов  $X = \{X_i, i = 1, ..., N_p\}$  и множество известных выходных векторов  $A = \{A_i, i = 1, ..., N_p\}$ , где  $X_i = \{x_1, x_2, ..., x_{Nx}\}$  и  $A_i = \{a_1, a_2, ..., a_{Ny}\}$ . В процессе обучения минимизируется значение среднеквадратической ошибки (СКО), вычисляемой согласно выражению [44]

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M} (A_i - Y_i)^2, \qquad (3.16)$$

где  $Y_i = \{y_1, y_2, ..., y_{Ny}\}$  — фактические значения, получаемые с выходов нейросети.

При программной реализации моделей нейросетей и их использовании наиболее часто в качестве алгоритма обучения применяют градиентный алгоритм обратного распространения ошибки или его модификации [140]. Этот алгоритм обладает устойчивой сходимостью и приемлемыми требованиями к ресурсам вычислительной техники [26, 29, 62]. Исходя из этого, в дальнейшем для обучения нейросетей будем использовать именно этот алгоритм.













Рис. 3.5. Схемы различных способов формирования входных векторов для нейросети: *а* — спектральный, *б* — контекстный, *в* — контекстно-спектральный

Существенное влияние на эффективность использования нейросетевого метода оказывает способ формирования признакового пространства для нейросети. При использовании нейросетей в задачах интерпретации многозональных АИ применяют различные способы формирования признакового пространства, среди которых можно выделить три основных.

1. Каждый компонент входного вектора представляет собой значения яркости пикселей АИ соответствующего канала (рис. 3.5*a*). Назовем этот способ *спектральным*.

2. Каждый компонент входного вектора представляет собой значения яркости пикселей одного из каналов АИ с учетом некоторой выбранной окрестности (рис. 3.56). Назовем такой способ контекстным.

3. Каждый компонент входного вектора представляет собой значения яркостей пикселей в некоторой выбранной окрестности некоторой точки на АИ для всех каналов АИ (рис. 3.5*в*). Этот способ предложен авторами и назван контекстно-спектральным.

К недостаткам способа 1 можно отнести то, что в нем совсем не учитывается текстурная информация. Способ 2 учитывает текстурную информацию, но только в отдельности по каждому из каналов. Более перспективным выглядит способ 3, учитывающий как межканальную, так и межпиксельную корреляцию в выбранной окрестности некоторой точки. Проведенные нами исследования показали [26], что способ 3 позволяет учитывать текстурные характеристики. Причем он дает возможность делать это без их специального расчета и без дополнительной оптимизации признакового пространства. При этом способ 3 выгодно отличается значительной простотой от традиционных способов учета контекстных особенностей изображения, связанных с расчетом статистических текстурных характеристик.

Поэтому формирование входных данных для нейросетевой классификации согласно способу 3 будет фактически представлять собой формирование ВК на первом этапе в рамках двухэтапной классификации, и позволяет реализовать третий из сформулированных принципов автоматизированной интерпретации.

# § 3.4. Принципы функционирования клеточных автоматов при моделировании изменений земной поверхности

Одним из ключевых факторов, влияющих на моделирование изменений земной поверхности, является определение в каждом конкретном случае правил функционирования КА. Для этого предлагается применять вероятностный подход к определению правил функционирования КА, при котором данные правила формируются на основе двух принципов. Первый принцип декларирует использование априорной информации о вероятности развития (угнетения) каждого из типов земной поверхности на исследуемой территории. Такую информацию удобно представить в виде M вероятностных карт соответствия, где M — число типов земной поверхности на исследуемой территории. Каждая i-я карта (i = 1, ..., M) содержит в каждой точке исследуемой территории вероятность замещения типа земной поверхности  $\omega_i$  на тип  $\omega_j$ , обозначаемая далее как  $p_{ij}^{\text{лоп}}$ . Формироваться такие карты могут с использованием функций пространственного анализа, позволяющих строить вероятностные растровые изображения.

Второй принцип декларирует использование при формировании правил функционирования КА вероятностных и пространственных характеристик каждого из типов земной поверхности. Вероятностные характеристики вычисляются с помощью подхода, изложенного в [131]. Его суть заключается в том, что в некоторой окрестности некоторой точки вероятность перехода типа  $\omega_i$  земной поверхности в тип  $\omega_j$  зависит не только от вероятности  $p_{ij}$ , но и от количества элементов типа  $\omega_j$  в этой окрестности. Таким образом, для каждого типа земной поверхности в окрестности вычисляется вероятность  $p_{ij}^{\text{вер}} = n_j \cdot p_{ij}, j = 1, ..., m$ , где m — количество типов земной поверхности в анализируемой окрестности, а  $n_j$  — количество элементов типа  $\omega_j$  в анализируемой окрестности.

Использование особенностей пространственных характеристик типов земной поверхности основано на использовании так называемого критерия насыщенности F, предложенного в [135]. Значение этого критерия определяется как отношение частоты встречаемости конкретного типа земной поверхности в окрестности к встречаемости этого типа в целом на изучаемой территории:

$$F_{i,k,d} = \frac{n_{k,d,i}/n_{d,i}}{N_k/N},$$
(3.17)

где  $F_{i,k,d}$  характеризует насыщенность окрестности с расстоянием от центрального элемента скользящего окна d (например при d = 1 размер окна  $3 \times 3$ ) в точке i типа земной поверхности  $\omega_k$ ;  $n_{k,d,i}$  — число элементов земной поверхности типа  $\omega_k$  при расстоянии d элемента i,  $n_{d,i}$  — общее число ячеек в окрестности,  $N_k$  — число элементов типа  $\omega_k$  на всем изображении, а N — общее число элементов изображения. Расчет усредненных характеристик критерия насыщенности  $\overline{F}_{i,k,d}$  для каждого типа земной поверхности  $\omega_l$  проводится согласно следующему выражению [135]:

$$\overline{F}_{i,k,d} = \log\left(\frac{1}{N_l}\sum_{i\in L}F_{i,k,d}\right),\tag{3.17}$$

где L — множество элементов типа  $\omega_l$  на изображении, а  $N_l$  — общее число элементов типа  $\omega_l$  на изображении.

#### 3 А.В. Замятин, Н.Г. Марков

Выражения (3.17) и (3.18) используются для формирования вспомогательных характеристик, несущих вероятностную информацию о наличии того или иного типа земной поверхности в каждой точке исследуемой области. Для этого рассчитывается квадратная матрица, каждый *i*-й столбец которой представляет собой вектор усредненных значений критериев насыщенности для каждого из типов земной поверхности. Такой набор векторов содержит информацию о пространственных особенностях исследуемой области и, поэтому, может быть использован в качестве характеристики при определении вероятности переходов одного класса в другой и нахождения  $p_{ij}^{np}$ .

Результирующая вероятность, учитывающая вероятностную и пространственную составляющие, будет иметь вид

$$p_{ij}^{\text{pes}} = f_1(p_{ij}^{\text{bep}}, p_{ij}^{\text{np}}).$$

Если удалось выявить дополнительные факторы влияния и построить вероятностные карты соответствия, то результирующая вероятность будет иметь вид

$$p_{ij}^{\text{pes}} = f_2(p_{ij}^{\text{вер}}, p_{ij}^{\text{пр}}, p_{ij}^{\text{доп}}).$$

Применение этих принципов позволяет использовать более сложный, вероятностный подход к правилам функционирования КА, который ведет к учету ряда пространственно-вероятностных особенностей типов (классов) на исследуемой земной поверхности. В итоге это позволяет получать более точные прогнозные карты и более эффективно, основываясь на прогнозных картах большей точности, проводить анализ динамики земной поверхности.

#### § 3.5. Требования к системам анализа динамики земной поверхности

В § 3.1 предложен многоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности. Учитывая выявленные особенности каждого этапа такого подхода, можно сформулировать следующие требования к системе из семейства информационных систем.

1. В качестве исходных данных для построения тематических карт должны использоваться АИ земной поверхности различного разрешения, полученные известными системами ДЗЗ. В ключе данного требования система должна поддерживать ввод исходных данных, представленных в форматах различных систем ДЗЗ, а также в известных обменных форматах растровых данных.

2. Система должна быть наделена функциями предварительной обработки растровых АИ (геокодирование, фильтрация, сегментирование и др.), развитой визуализации изображений, формирования обучающих данных и оценки их информативности. 3. Для реализации этапа тематической интерпретации система должна позволять в автоматизированном режиме формировать признаковое пространство и осуществлять классификацию АИ статистическим и (или) нейросетевым методом. Причем пользователь системы (исследователь) должен иметь средства двухальтернативного выбора метода классификации, решающим при этом будет выбранный им приоритет. В качестве такого приоритета должна быть выбрана точность классификации или вычислительная эффективность процессов классификации.

4. Учитывая большие объемы реальных АИ, а также принимая во внимание сравнительную сложность предлагаемых в данной работе методов классификации, основанных на использовании традиционно вычислительно затратных подходов к непараметрической статистике, при разработке системы необходимо решение задач существенного повышения вычислительной эффективности программно реализуемых методов классификации.

5. Для решения задач представления пользователю различного рода информации (такой как атрибутивные и пространственные данные, ранее обученные и сохраненные нейросети и т.д.) система должна обеспечивать функции надежного хранения и поиска необходимой информации в спроектированных базах данных.

6. При известной зависимости моделируемых процессов на земной поверхности от других факторов, называемых факторами влияния, необходима возможность пространственного анализа, позволяющего получать на основе исходных АИ, априорной информации и сформированных растровых тематических карт вероятностные карты соответствия. Такая возможность может быть реализована с помощью функций пространственного анализа растровых данных. Поэтому еще одним требованием к системе должно быть наличие таких функций растрового пространственного анализа.

7. Для решения задачи моделирования изменений земной поверхности система должна обладать набором эффективных функций моделирования и обеспечивать возможность получения прогнозных тематических карт изучаемой территории на разные моменты времени. При наличии априорной информации в виде ряда известных факторов, влияющих каким-либо образом на распространение (угнетение) того или иного типа земной поверхности на этой территории, система должна обладать эффективным нейросетевым механизмом формализации этих факторов влияния. Используя функции растрового пространственного анализа, система должна позволять формировать вероятностные карты соответствия для каждого из типов земной поверхности. В случае отсутствия какой-либо априорной информации (факторы влияния не выявлены или их фиксирование является слишком трудоемким), система должна позволять моделировать изменения земной поверхности, основываясь только на вероятностных и пространственных характеристиках, полученных с имеющихся разновременных АИ.

## § 3.6. Принципы построения и обобщенная структура семейства информационных систем

Учитывая вышеизложенные требования, предъявляемые к создаваемым системам анализа динамики, определим *общие принципы* построения любой из этих систем.

1. Любая система из семейства должна иметь единую структурную основу, единые протоколы информационных обменов между подсистемами и одну и ту же геоинформационную компоненту, но она может отличаться от других систем набором положенных в ее основу методов и алгоритмов и, соответственно, отличаться реализующими их программными средствами.

2. Архитектура любой системы из семейства должна позволять легко объединять модули для предварительной обработки и интерпретации АИ, растрового пространственного анализа, а также создаваемые модули для моделирования изменений земной поверхности, в том числе некоторые из них могут быть созданы другими производителями подобных систем.

3. Функциональная структура системы, ее алгоритмические и программные средства должны быть направлены на решение всего спектра задач интерпретации АИ и моделирования изменений земной поверхности без ограничений на ландшафтно-классовую структуру исследуемого фрагмента земной поверхности и специфику решаемой задачи интерпретации АИ и/или моделирования изменений земной поверхности.

4. Структура ПО системы должна быть модульной и открытой, в том числе за счет поддержки открытых обменных форматов данных. Должны присутствовать возможности модификации ПО системы путем добавления новых компонентов или замены его программных модулей.

Вышеизложенные принципы построения системы анализа динамики должны учитываться при разработке структуры этой системы.

На основе требований к системе анализа динамики, выдвинутых в § 3.5, а также изложенных выше принципов ее построения, можно предложить следующую схему обобщенной структуры такой системы (рис. 3.6).

Из рис. 3.6 видно, что в основе системы лежит как оригинальное ПО (авторская разработка), непосредственно направленное на решение прикладных задач, так и ПО других производителей. Так система предварительной обработки изображений включает программные модули подсистемы предварительной обработки и визуализации изображений и библиотеку базовых функций для работы с изображениями, созданные другими производителями.

В соответствии с требованиями к системе, приведенными в § 3.5, система должна обеспечивать функции надежного хранения и оперирования данными. Такие функции предлагается реализовать через модуль «Интерфейс доступа к данным» на основе современной СУБД.



Согласно требованиям, предъявляемым к системе в § 3.5, необходимо наличие ряда функций, в первую очередь, растрового пространственного анализа («Подсистема пространственного анализа»). Такой анализ может выполняться с использованием программных средств существующей коммерческой растровой ГИС.

Отметим, что в состав системы предварительной обработки изображений и ГИС входят «Другие подсистемы», позволяющие, в частности, программно осуществлять импорт/экспорт данных. Эти программы должны использоваться в случае необходимости для обеспечения единого формата данных, требуемого как системой «ПО для решения прикладных задач», так и системой «ПО других производителей». Систему «ПО для решения прикладных задач» предлагается реализовать таким образом, чтобы обеспечить максимальную *независимость* от системы «ПО других производителей». Это позволит, в случае необходимости, заменять «Систему предварительной обработки» изображений и «ГИС» на системы третьих производителей.

### § 3.7. Выводы по главе

Разработана концепция создания семейств высокоэффективных информационных систем для анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ. Сформулированы как общие принципы построения информационных систем из семейства, так и принципы автоматизированной интерпретации разновременных АИ и принципы моделирования изменений земной поверхности по полученным в результате интерпретации АИ тематическим картам. Согласно общим принципам все системы из семейства имеют единую структурную основу, единые протоколы информационных обменов между подсистемами и одну и ту же геоинформационных обменов между подсистемами и одну и ту же геоинформационных. Системы могут отличаться друг от друга набором программно реализованных методов и алгоритмов интерпретации АИ и моделирования изменений, однако каждая из этих систем позволяет решать весь комплекс задач анализа динамики земной поверхности.

При реализации концепции в основу положен оригинальный подход к анализу динамики земной поверхности, основные этапы которого заключаются в проведении более точной, по сравнению с результатами применения существующих методов классификации, тематической интерпретации АИ, моделирования изменений земной поверхности на основе результатов этой интерпретации, построения прогнозных тематических карт на будущие моменты времени и пространственного анализа исходных и прогнозных тематических карт.

На основе требований, предъявляемых к любой системе из семейства, а также с учетом сформулированных общих принципов создания семейства систем, предложена обобщенная структура таких систем. Отличительной особенностью этой структуры является наличие как оригинальных подсистем, реализующих согласно многоэтапному подходу предлагаемые методы и алгоритмы, так и базовые подсистемы на основе коммерческих и/или некоммерческих программных продуктов (СУБД, ПО растровой ГИС, библиотеки и т.п.).

### Глава 4

### МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ДИНАМИКИ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

В предыдущей главе была рассмотрена концепция создания семейства информационных систем для анализа динамики земной поверхности. Все системы из семейства могут отличаться друг от друга набором положенных в основу методов и алгоритмов интерпретации АИ и моделирования изменений земной поверхности и, соответственно, будут отличаться программными средствами, реализующими эти методы и алгоритмы. Ниже описываются методы и алгоритмы одной из информационных систем из семейства, разработанной при непосредственном участии авторов. Дается описание результатов исследований предложенных авторами методов и алгоритмов. Особое место отводится описанию алгоритмического обеспечения интерпретации АИ как ключевого и наиболее сложного этапа при решении задач анализа динамики земной поверхности, имеющего в то же время самостоятельное значение.

# § 4.1. Двухэтапная классификация аэрокосмических изображений с раздельным использованием спектральных и пространственных признаков

В § 3.3 детализирована идея двухэтапной классификации, положенная в основу этапа автоматизированной интерпретации АИ. Рассмотрим методы и алгоритмы, реализующие двухэтапную классификацию.

**4.1.1. Реализация метода статистической классификации.** В § 3.3 предложен метод статистической классификации, в основе которого на обоих этапах классификации лежит использование байесовского решающего правила 2.2. Обобщенная схема алгоритма, реализующего этот метод, представлена на рис. 4.1.

На *первом шаге* этого алгоритма при учете особенностей формирования вторичного признакового пространства при изложенном выше статистическом методе создается ВК, основанная на множестве характеристик  $T_{\rm BK}$ .



Рис. 4.1. Обобщенная схема алгоритма статистической классификации




в

Рис. 4.2. Примеры текстурных характеристик, рассчитанных для первого канала демонстрационного космического снимка системы ДЗЗ Landsat ETM+:  $a - \pi(\omega), \ 6 - T_{\text{вариация2}}, \ 8 - T_{\text{энтропия2}}$ 

Каждый компонент этого множества представляет собой одну из 13 текстурных характеристик, рассчитываемых для каждого из каналов исходного АИ. ВК в этом случае может быть достаточно большим и состоять из нескольких десятков характеристик. На рис. 4.2. для примера представлены несколько текстурных характеристик, составляющих основу ВК.

Исходя из приведенного в § 3.2 третьего принципа автоматизированной интерпретации АИ, необходимо обеспечить использование всех каналов ВК без предварительного редуцирования размерности. Для этого применяют подход, при котором исходное пространство признаков разбивается на ряд подмножеств, каждое из которых по отдельности подвергается необходимой обработке [94–97, 106]. Учитывая, что результатом первого этапа двухэтапной классификации являются апостериорные вероятности  $p(\omega_i|X^{\text{втр}})$ , предлагается использовать набор классификаторов, каждый из которых предназначен для обработки «своего» подмножества и формирования  $p(\omega_i|X^{\text{втр}})$ . Схема формирования подмножеств и их классификации приведена на рис. 4.3.

Для реализации этой схемы на втором шаге каждый элемент  $T_k \subset T_{\rm BK}$ ,  $k = 1, ..., M_k$  ( $M_k$  — общее число компонентов  $T_{\rm BK}$ , определяемое как  $M_k = K \cdot P$ , где K — количество текстурных характеристик, а P — исходное количество каналов АИ) проверяется на согласованность с нормальным распределением с помощью критерия Пирсона « $\chi$ -квадрат» и выявляются «согласованные» компоненты  $T_k^{\rm hopm}$ . После чего на третьем шаге ВК преобразовывается путем разбиения множества  $T_{\rm BK}$  на подмножества  $T_j$ , j = 1, ..., N, где N — число подмножеств. Учитывая, что общее количество элементов множества  $T_{\rm BK}$  равно  $M_k$ , формирование подмножеств  $T_j$  будет происходить следующим образом.

Вначале формируем подмножество  $T_1 = T^{\text{норм}}$ , содержащее исключительно компоненты  $T_k^{\text{норм}}$ , где  $k = 1, ..., M^{\text{норм}}$ . Заметим, что  $T_1$  будет представлять собой M-мерное пространство, распределение которого согласованно с нормальным. Затем множество  $T^{\text{ненорм}} \subset T_{\text{BK}}$ , элементы  $T_k^{\text{ненорм}}$  ( $k = 1, ..., M^{\text{ненорм}}$ ) которого не согласованы с нормальным распределением, разбивается на подмножества  $T_j$  (j = 2, ..., V + 2), причем  $\forall T_j$  при  $j \in [2, V + 1]$  содержит количество элементов равное  $M^{\text{рац}} = M^{\text{ненорм}}/V$  (здесь «/» — символ целочисленного деления, а V — параметр, определяющий разбиение множества  $T_{\text{BK}}$  на подмножества). Назовем подмножества  $T_j$ , где j = 2, ..., V + 1 основными подмножества ствами.

Если параметр V не позволил разбить  $T^{\text{ненорм}}$  на V подмножеств без остатка, то оставшиеся элементы подмножества  $T^{\text{ненорм}}$  группируются в подмножестве  $T_{V+2}$  с количеством элементов в нем  $M^{\text{ост}} = M^{\text{ненорм}} - M^{\text{рац}}$ . В этом случае подмножество  $T_{V+2}$  назовем остаточным подмножеством.

Выбор рационального значения  $M^{\rm pau}$ , которое главным образом определяется параметром V, может зависеть от множества факторов, включая особенности данных для классификации. Поэтому для формирования рекомендаций по заданию значения параметра V в дальнейшем необходимо провести соответствующие исследования.

На четвертом шаге алгоритма осуществляется формирование вероятностных карт путем классификации каждого подмножества  $T_j$  с помощью «своего» классификатора  $Cl_j$ , j = 1, ..., V + 2, как это показано на рис. 4.3. Результатом классификации каждого  $T_j$  будет набор карт апостериорных вероятностей  $p_j(\omega_i|X_j^{\text{втр}})$  для каждого типа  $\omega_i$ , где  $X_j^{\text{втр}}$  формируется из элементов подмножества  $T_j$ .





Конечную классификацию для каждого типа земной поверхности  $\omega_i$  в этом случае предлагается представить как

$$p(\omega_i | X^{\text{BTP}}) = \frac{1}{V+2} \sum_{j=1}^{V+2} p_j(\omega_i | X^{\text{BTP}}_j), \qquad (4.1)$$

или

$$p(\omega_i | X^{\text{BTP}}) = \underset{j=\overline{1,V+2}}{\operatorname{arg\,max}} p_j(\omega_i | X_j^{\text{BTP}}).$$

$$(4.2)$$

В связи тем, что данные в множестве  $T_1$  согласованы с нормальным распределением, это позволяет оценивать параметры УПР этого множества с минимальными затратами времени и вычислительных ресурсов и эффективно обрабатывать его данные с помощью математического аппарата параметрической статистики на основе выражения (2.8). Для  $T_j \in T_k^{\rm henopm}$ , j = 2, ..., V + 2, значение УПР оценивается с помощью непараметрической оценки плотности многомерных данных.

С пятого шага фактически начинается второй этап двухэтапной схемы классификации. На основе исходных АИ формируется ПК, в котором представлены в отличие от ВК, как правило, до шести компонентов — значения яркости каждого из каналов АИ. Небольшое количество каналов позволяет не преобразовывать ПК с помощью разбиения на подмножества. Данные из каждого канала ПК проверяются с помощью критерия « $\chi$ -квадрат» на согласованность с нормальным распределением.

На шестом шаге на основе выражения (2.2) проводится классификация, подобная той, что проводилась на четвертом шаге. Отличие заключается только в том, что при вычислении УПР используется все пространство признаков Х<sup>пер</sup> без какого-либо разбиения на подмножества, а значение априорной вероятности  $p(\omega_i)$  приравнивается значению апостериорной вероятности  $p(\omega_i | X^{\text{втр}})$ . Отметим, что если в результате проверки кажлого из каналов ПК принята гипотеза о согласованности признаков Х<sup>пер</sup> с нормальным законом распределения (т.е. все компоненты Х<sup>пер</sup> согласованы с нормальным распределением), то классификация осуществляется на основе (2.8). Отклонение этой гипотезы (т. е. несогласованность хотя бы одного компонента Х<sup>пер</sup> с нормальным распределением) будет означать, что пространство признаков в ПК не согласовано с нормальным распределением и УПР в этом случае на шестом шаге необходимо вычислять на основе непараметрической оценки плотности распределения. Это, как и в случае четвертого шага, говорит о необходимости разработки алгоритма непараметрической оценки плотности, позволяющего эффективно оценивать УПР признакового пространства. Учитывая недостатки традиционных алгоритмов непараметрической оценки плотности распределения, необходимо, чтобы разработанный алгоритм обладал высокой вычислительной эффективностью и точностью на данных различной размерности.

**4.1.2. Непараметрическая оценка плотности распределения в двухэтапной классификации.** Как было отмечено выше, для проведения классификации признаков, распределение которых априори неизвестно или не согласовано с нормальным законом распределения, используют различные подходы к *непараметрической оценке плотности распределения*. Среди них наиболее широкое распространение получили два следующих подхода к оценке плотности [142].

Первый подход основан на непараметрической оценке УПР типа Розенблатта – Парзена (УПР РП) [35]

$$\widehat{p}(X|\omega_i) = \left(n_i \prod_{\nu=1}^P c_{\nu}^i\right)^{-1} \sum_{s=1}^{n_i} \prod_{\nu=1}^P \Phi\left(\frac{x_{\nu} - x_{\nu}^s}{c_{\nu}^i}\right), \quad i = 1, \dots, M, \quad (4.3)$$

где  $n_i$  — количество наблюдений в обучающей выборке  $V_i$  типа  $\omega_i$ ; P — количество признаковых каналов изображения;  $c_{\nu}^i$  — сглаживающие параметры выборки  $\nu$  типа  $\omega_i$ ;  $\Phi(u)$  — ядерная (гауссова) функция оценки плотности распределения.

Второй подход основан на оценке УПР по методу *k*-го ближайшего соседа (для краткости будем приводить англоязычную аббревиатуру названия метода — *k*-NN), которая определяется исходя из выражения [72]

$$\widehat{p}(X|\omega_i) = \frac{1}{N} \frac{k_P - 1}{V(k_P, N, X)}, \quad i = 1, \dots, M,$$
(4.4)

где  $k_P$  — параметр близости соседа, N — величина выборки,  $V(k_P, N, X)$  — объем множества всех точек обучающей выборки, расстояние которых до точки X в P-мерном пространстве меньше или равно  $R_k^P$ . В случае использования евклидова расстояния

$$V(k_P, N, X) = \frac{\pi^{P/2} R_k^P}{|\mathbf{A}|^{1/2} \Gamma[(P+2)/2]},$$
(4.5)

где Г — гамма-функция, А — единичная матрица.

В выражении (4.4) величина  $k_P$  является параметром, при этом существует ряд методик нахождения ее оптимального значения  $k_{\text{опт}}$  [72]. К сожалению, поиск значения  $k_{\text{опт}}$  ведет к увеличению вычислительной сложности алгоритмов оценки УПР, что затрудняет их использование при решении практических задач. Поэтому на практике значение  $k_P$  часто принимают фиксированным (например, 1, 3, 21, 87,  $\sqrt{N}$ , где N — размер выборки [72, 94, 95, 104, 106]). При этом очевидно, что большее значение  $k_P$  требует большего количества операций по расчету расстояния  $R_k^P$  в (4.5), что ведет к дополнительным вычислительным затратам при классификации. Поэтому, учитывая важность проведения непараметрической классификации с высокой вычислительной эффективностью, в дальнейшем будем в методе k-NN использовать небольшое значение параметра  $k_P = 3$ .

Выше отмечено, что более широкому использованию непараметрических подходов к оценке плотности распределения препятствует их низкая вычислительная эффективность, связанная с необходимостью перебора всех значений обучающей выборки для оценки УПР в точке X *P*-мерного пространства. Задача повышения вычислительной эффективности оценки УПР РП решалась ранее в лаборатории геоинформационных систем ТПУ, где был разработан *модифицированный алгоритм непараметрической оценки* УПР РП, позволивший увеличить вычислительную эффективность классификации в 9–11 раз [30, 41]. Существенное повышение вычислительной эффективности оценки УПР по методу *k*-NN может быть достигнуто за счет более быстрого вычисления расстояний  $R_k^P$ , что достигается использованием *методов постранственного индексирования* [30]. Развитию таких методов посвящены пп. 1.1.3 и 1.1.4.

**4.1.3. Способ индексирования многомерного признакового** пространства. Пространственное индексирование данных заключается в том, что многомерное пространство признаков отображается в упорядоченное одномерное с помощью механизма индексов, каждый из которых соответствует точке многомерного пространства [84]. В полученном одномерном пространстве индексов осуществлять поиск k ближайших точек к точке X значительно проще и быстрее.

Существует несколько основных подходов к пространственному индексированию, различающихся способом обхода многомерного пространства [56, 91, 108], из которых можно выделить два наиболее распространенных:

1) Z-индексирование (рис. 4.4*a*);

2) индексирование с помощью кривой обхода Гильберта (рис. 4.46).

Для простоты будем называть кривую обхода при первом способе Zкривой, а кривую обхода при втором способе — H-кривой. По аналогии будем называть индексирование многомерного пространства с использованием второго способа H-индексированием.



Рис. 4.4. Примеры кривых обхода пространства для случая с размерностью 2: a — Z-кривая, б — Н-кривая

Суть обходов пространства, примеры которых представлены на рис. 4.4, заключается в последовательном иерархическом разбиении плоскости на области меньших размеров. При этом каждой области присваивается иерархический индекс. Иерархичность индекса подразумевает, что индекс подобласти формируется путем комбинирования индекса области предыдущего уровня разбиения с номером области на текущем уровне. Основным недостатком индексной структуры, полученной с помощью подобных способов обхода пространства, является то, что в большей или меньшей степени *не учитываются пространственные отношения* между объектами (точками) пространства.

Для осуществления более точного отображения пространства признаков в пространство индексов, повышения точности индексирования, а, следовательно, и для более точного поиска k ближайших точек к точке X предлагается способ индексирования многомерного признакового пространства, который позволяет учитывать сразу несколько вариантов обхода многомерного пространства. Для реализации этого способа предлагается следующий обобщенный алгоритм.

Шаг 1. Начало.

- Шаг 2. Задать количество вариантов обхода пространства D.
- Шаг 3. Для каждой точки признакового пространства рассчитать индекс  $I_j, j = 1, ..., D$  для каждого из D вариантов обхода этого пространства.
- Шаг 4. Для каждой точки признакового пространства задать j = 1.
- Шаг 5. Упорядочить по возрастанию все точки признакового пространства в соответствии со значением индекса  $I_i$ .
- Шаг 6. Рассчитать значение индекса І<sub>X</sub> для точки X.
- Шаг 7. Сформировать множество k ближайших точек  $NN_j = \{X_1, X_2, ..., X_k\}$  в соответствии с «близостью» значения индекса  $I_X$  от значений индексов  $I_j$ .
- Шаг 8. Если j < D, то j = j + 1, на шаг 5, иначе на шаг 9.
- Шаг 9. Сформировать множество ближайших точек с учетом D вариантов обхода пространства  $NN = NN_1 + NN_2 + \ldots + NN_D$ .
- Шаг 10. Упорядочить по возрастанию множество ближайших точек NN.

Шаг 11. Конец.

Таким образом, упорядоченное множество NN ближайших к точке X точек пространства учитывает значение индексов, полученных для D различных вариантов обхода. Использование различных вариантов обхода пространства для каждой точки признакового пространства повысит надежность формирования индексов с близкими значениями для смежных объектов пространства и, тем самым, может уменьшить вероятность ошибки определения пространственного отношения объектов.



Рис. 4.5. Примеры вариантов порядка обхода пространства (на примере Zкривой)

В качестве примера на рис. 4.5 представлены три различных варианта обхода двумерного пространства.

Описанный выше способ и реализующий его обобщенный алгоритм индексирования многомерного пространства как с использованием Zкривой, так и с использованием H-кривой может быть реализован с помощью *низкоуровневых битовых операций*. Это позволит обеспечить высокую вычислительную эффективность построения индексной структуры. Ниже приводится описание детального алгоритма, реализующего предложенный способ индексирования с помощью битовых операций.

**4.1.4.** Особенности алгоритма индексирования многомерного признакового пространства. Обход многомерного пространства в целях формирования одномерной структуры индексов в предложенном выше способе производится с использованием двух вариантов: Z-кривой и H-кривой. Рассмотрим особенности реализации алгоритма индексирования многомерного признакового пространства с применением указанных вариантов обхода пространства.

Как было отмечено выше, основная идея механизма индексирования состоит в отображении элементов  $x = \{x_1, x_2, ..., x_n\}$  пространства признаков  $R_n^m = \{x^1, x^2, ..., x^N\}$  в одномерное пространство  $R_1^m$  с помощью индексов  $r = \{r^1, r^2, ..., r^N\}$ , где n — размерность признакового пространства, m — число битов, реализующих каждый из компонентов  $x_q$  (q = 1, ..., n), а N — число элементов в пространстве. Учитывая специфику данных ДЗЗ, используемых при классификации типов земной поверхности на АИ с помощью оценки УПР методом k-NN, можно задать  $x_q \in [0, L]$ , где L — верхний уровень дискретизации (обычно L = 255). Тогда  $x_q$  в битовом представлении можно задать как  $x_q = a_q^1 a_q^2 ... a_q^m$ , где m — максимально необходимое число битов (при L = 255 m = 8). В этом случае K = mn, а  $N = 2^K$ . Любое  $r^q$  может принимать значения 0, 1, 2, ...,  $2^{K-1}$ , которые удобно представить в виде битового вектора  $r^q = \rho^1 \rho^2 ... \rho^m$ , причем  $\rho^i = \rho_1^i \rho_2^i ... \rho_n^i$ , i = 1, ..., m, тогда

$$r^{q} = \rho_{1}^{1}\rho_{2}^{1}...\rho_{n}^{1}\rho_{1}^{2}\rho_{2}^{2}...\rho_{n}^{2}...\rho_{1}^{m}\rho_{2}^{m}...\rho_{n}^{m}.$$



Рис. 4.6. Схема формирования Z-индекса

Если  $n \leq 10$ , то при программной реализации  $r^q$  целесообразно представить в виде 10-байтовой переменной. В случае если n > 10 значения индексов из массива  $\{r^1, r^2, \ldots, r^N\}$  не будут уникальными, что не позволит устанавливать точное соответствие между x и r, а, следовательно, эффективность индексирования будет снижена.

Исходя их вышеизложенного, можно сказать, что задача индексирования n-мерного пространства состоит в нахождении отображения  $R_n^m \to R_1^m$ , что на уровне битового представления отображаемых данных может быть представлено как  $x \to r$  или

$$(a_1^1 a_2^1 \dots a_n^1 a_1^2 a_2^2 \dots a_n^2 \dots a_1^m a_2^m \dots a_n^m) \to (\rho_1^1 \rho_2^1 \dots \rho_n^1 \rho_1^2 \rho_2^2 \dots \rho_n^2 \dots \rho_1^m \rho_2^m \dots \rho_n^m).$$
(4.6)

Для случая индексирования *n*-мерного пространства с помощью Z-кривой обхода установлено [56], что отображение  $Z_n^m : R_n^m \to R_1^m$  в виде (4.6) легко получить следующим образом:

$$(\rho_1^1 \rho_2^1 \dots \rho_n^1 \rho_1^2 \rho_2^2 \dots \rho_n^m \dots \rho_1^m \rho_2^m \dots \rho_n^m) = (a_1^1 a_1^2 \dots a_1^m a_2^1 a_2^2 \dots a_2^m \dots a_n^1 a_n^2 \dots a_n^m)$$

Формирование Z-индекса не требует создания специального алгоритма и схематично представлено на рис. 4.6. Отметим, что для формирования индекса с различными способами обхода пространства нужно только изменять порядок формирования компонентов индекса:  $r^1, r^2, ..., r^K$ , например, заменить на  $r^2, r^1, ..., r^K$  или  $r^2, r^K, ..., r^1$ .

В случае индексирования пространства с помощью Н-кривой получение отображения  $H_n^m: R_n^m \to R_1^m$  в виде (4.6) несколько сложнее. Способ преобразования пространства  $R_1^m \to R_n^m$  с использованием битового представления подробно описан в [84]. В данном случае необходимо преобразование, обратное по отношению к  $R_n^m \to R_1^m$ , которое требует разработки и проведения ряда преобразований типа  $\alpha^i \to \tilde{\tau}^i \to \tau^i \to \sigma^i \to \rho^i$ , при этом  $\alpha^i = r^i$ , где  $r^i$  — индекс для случая Z-кривой, а  $\tilde{\tau}^i, \tau^i, \sigma^i$  — дополнительные промежуточные переменные, необходимые для преобразования  $H_n^m$ . Рассмотрим соответствующий алгоритм этого преобразования.

83

Шаг 1. Начало.

Шаг 2.  $\alpha^j \to \widetilde{\tau}^j$ : Задать  $\widetilde{\tau}^1 = \alpha^1$  и  $\widetilde{\tau}^j = \alpha^j \oplus \alpha^{j-1}$  для j > 1; задать i = 1.

Шаг 3.  $\tilde{\tau}^i \to \tau^i$ : если i = 1, то  $\tau^1 = \tilde{\tau}^1$ , иначе разряды  $\tau^i$  формируются с помощью циклического сдвига влево битов переменной  $\tilde{\tau}^i$  на S позиций, где  $S = \sum_{k=1}^{i-1} (J_k - 1)$ .

Шаг 4.  $\tau^i \to \sigma^i$ : если i = 1, то  $\sigma^1 = \tau^1$ , иначе  $\sigma^i$  в позициях 1 и  $(n - J_{i-1} + 1)$  дополнить единицей.

- Шаг 6. Определить для  $\rho^i$  соответствующее значение  $J_i$ , следующим образом:

$$J_{i} = \begin{cases} j_{\max} = \arg \max(j), & \text{если } \rho_{j-1}^{i} \neq \rho_{n}^{i}, \\ j = \overline{1, n-1} & \\ n, \quad \forall j = \{j = \overline{1, n-1}\}, & \text{если } \rho_{j-1}^{i} = \rho_{n}^{i}. \end{cases}$$

Шаг 7. Если  $i \leq n$ , то i = i + 1 и перейти к шагу 3, иначе шаг 8. Шаг 8. Конец.

В результате обозначенных преобразований будет получен двоичный битовый вектор  $\rho^i$ , который является значением индекса переменной  $x_i$  для случая обхода n-мерного пространства с помощью Н-кривой.

Предложенный оригинальный способ индексирования многомерного пространства и реализующий его детальный алгоритм предлагается использовать при вычислении оценки УПР по методу *k*-NN. Реализация этой идеи приведена ниже.

**4.1.5.** Модифицированный алгоритм непараметрической оценки плотности распределения. Напомним, что при оценке УПР по методу k-NN основным параметром, определяющим вычислительную эффективность такой оценки УПР с помощью выражений (4.4) и (4.5) в P-мерном признаковом пространстве, является величина  $V(k_P, N, X)$ , которая использует значения расстояний  $R_k^P$  до ближайших точек (соседей) в выбранной метрике. Поэтому ускорение расчета величины  $R_k^P$ , достигнутое за счет применения эффективного способа индексирования признакового пространства, позволит повысить вычислительную эффективность оценки УПР в целом.

Алгоритм, реализующий оценку УПР по методу k-NN и использующий для повышения вычислительной эффективности индексирование признакового пространства, предлагается называть модифицированным алгоритмом непараметрической оценки плотности распределения по методу k-NN. Отметим, что перед использованием этого алгоритма необходимо задать MaxVar — максимальное количество обходов признакового пространства и сформировать индексную структуру

обучающей выборки {X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, ..., X<sub>N</sub>} для каждого варианта обхода пространства в виде массивов индексов  $R_{Var} = \{r_1, r_2, ..., r_N\}, Var =$ = 1..... MaxVar. где N — размер выборки. После этого сортировать по возрастанию индексы каждого  $R_{Var}$  и формировать  $R_{Var}^{copr}$ . Приведем пошаговое описание разработанного алгоритма.

Шаг 1. Начало.

- Шаг 2. Залать Var = 1.
- Шаг 3 Вычислить индекс  $r_X$  для текущей переменной  $X_{\text{тек}}$ .
- Шаг 4 Найти в массиве  $R_{Var}^{\text{сорт}}$  подмножество ближайших значений индексов  $R_{Var}^{\text{ближ}} = \{r_1^{\text{ближ}}, r_2^{\text{ближ}}, ..., r_{k'}^{\text{ближ}}\}$  для индекса  $r_X$ , где k' параметр соседства.
- Шаг 5. Если MaxVar > Var, то Var = Var + 1 и шаг 3, иначе шаг 6.
- Шаг 6. Получить соответствующее множество значений  $X^{\text{ближ}} =$  $= \{X_1^{\text{ближ}}, X_2^{\text{ближ}}, ..., X_k^{\text{ближ}}\}$ из выборки  $\{X_1, X_2, ..., X_N\}$ для  $R^{\text{ближ}} = \{R_1^{\text{ближ}}, R_2^{\text{ближ}}, ..., R_{MaxVar}^{\text{ближ}}\}$ , при условии k = MaxVar imes $\times k'$
- Шаг 7. Рассчитать евклидово расстояние D между  $X_{\text{тек}}$  и каждым из элементов множества Хближ. Сформировать множество фактических расстояний  $D = \{d_1, d_2, ..., d_k\}.$
- Шаг 8. Сортировать по возрастанию D и сформировать  $D^{copt} =$  $= \{ d_1^{\text{copt}}, d_2^{\text{copt}}, ..., d_k^{\text{copt}} \}.$
- Шаг 9. Рассчитать  $V = V(k, N, X_{\text{тек}})$  в выражении (4.5), используя значения  $d_k^{\text{сорт}}$  в качестве расстояния до точки  $X_{\text{тек}}$ .
- Шаг 10. Рассчитать значение  $p(X_{\text{тек}}|\omega_i)$  в выражении (4.4) с использованием полученного на шаге 9 значения V.

Шаг 11. Конец.

Данный алгоритм предназначен для оценки значения УПР в каждой точке  $X_{\text{тек}}$  (пикселя многоканального изображения, исходного или сформированного на основе рассчитанных текстурных характеристик). Отметим, что использование традиционного способа индексирования многомерного пространства предполагает использование только одного варианта обхода этого пространства, что часто не позволяет точно установить пространственное отношение между объектами. Предлагаемый алгоритм индексирования использует несколько вариантов обхода пространства MaxVar, что позволит уменьшить вероятность ошибки пространственного отношения объектов, а следовательно, повысить точность классификации по методу k-NN за счет более точного определения k ближайших соседей.

**4.1.6. Метод нейросетевой классификации.** В § 3.3 приведена схема двухэтапной классификации, в которой в качестве альтернативы статистическому методу классификации предлагается использовать нейросетевой метод классификации, отличающийся существенно более простым способом формирования ВК. Обобщенная схема алгоритма, реализующего нейросетевой метод, представлена на рис. 4.7.

Приведем более подробное описание этого алгоритма. На *первом шаге*, с помощью предложенного авторами в п. 3.3.3. контекстноспектрального способа формирования входных данных строится обучающая выборка. Суть этого способа заключается в том, что каждый компонент вектора представляет собой значения яркостей пикселей в некоторой выбранной окрестности точки для всех каналов АИ. Сформированные таким образом данные используются для обучения нейросети по какому-либо алгоритму.

Использование нейросети обычно предполагает два разделенных во времени этапа — этап обучения и этап получения «отклика» нейросети. После этапа обучения нейросеть сохраняют в файл или в БД, а в случае необходимости ее использования извлекают нужную («подходящую» в данном конкретном случае) нейросеть из файла или из БД. После этого нейросеть с дообучением или без него можно использовать на этапе получения «отклика». Поэтому на втором шаге алгоритма проводится поиск «подходящей» нейросети, как необходимый этап ее практического использования. В случае, если такая нейросеть не найдена, переходим к третьему шагу, на котором создаем и обучаем новую нейросеть.

Нейросеть обучается с помощью традиционного алгоритма обратного распространения ошибки [39, 44, 62, 79]. При этом в качестве базовой топологии используется многослойный персептрон с M выходами, где M — количество типов земной поверхности (рис. 3.46). Обучающую выборку можно представить в этом случае как  $V = \{V_i, i = 1, ..., M\}$ , где  $V_i$  — выборка, содержащая обучающие данные для типа поверхности  $\omega_i$ . После создания и успешного обучения нейросети на данных выборки V, а также в случае, если «подходящая» нейросеть найдена, переходим к четвертому шагу алгоритма, на котором получаем «отклик» нейросети. При этом каждый *i*-й выход нейросети интерпретируется как апостериорная вероятность принадлежности текущего пикселя АИ к классу (типу поверхности)  $\omega_i$ , при соблюдении условия нормирования

$$\sum_{i=1}^{M} p(\omega_i | X) = 1.$$
(4.7)

В результате получения «отклика» нейросети для каждой точки АИ на *пятом шаге* сформируем M вероятностных карт принадлежности к соответствующему типу  $\omega_i$  земной поверхности. Два заключительных шага — *шестой* и *седьмой* аналогичны двум заключительным шагам алгоритма, реализующего статистический метод, так как эти шаги соответствуют второму этапу двухэтапной классификации. На этих шагах из исходного АИ формируется ПК, а данные в ней проверяются на согласованность с нормальным распределением. После этого, используя вероятностные карты, полученные на пятом шаге



Рис. 4.7. Обобщенная схема алгоритма, реализующего нейросетевой метод

в качестве априорных вероятностей, проводится классификация с помощью модифицированного алгоритма непараметрической оценки УПР по методу k-NN.

**4.1.7.** Автоматизированный поиск обученных нейросетей. В п. 4.1.6 был описан алгоритм, реализующий нейросетевой метод классификации. Он предполагает проведение поиска ранее обученной нейросети. Автоматизация процесса поиска «подходящей» нейросети должна вести к упрощению такого поиска, проводимого исследователем, и повышению вычислительной эффективности упомянутого алгоритма. Для упрощения такого поиска предлагается оригинальный подход к хранению и поиску нейронных сетей в БД.

Подход основывается на непараметрическом сравнении выборочных данных между собой. В качестве критерия выбора «подходящей» нейросети используется критерий Вилькоксона для непараметрического сравнения закона распределения данных в выборках, как один из наиболее распространенных и простых в реализации [46, 57].

Сравнению подвергаются данные, которые «подходящая» нейросеть должна распознавать на АИ и данные, на которых нейросеть обучена.

Обучающие выборочные данные представляют собой два типа выборок — контрольные и хранимые. Выборка, называемая контрольной. формируется с помощью контекстно-спектрального способа на основе обучающей выборки одного типа земной поверхности  $\omega_i$ , построенной на АИ. Второй тип выборки, которая называется хранимой, формируется таким же образом, как и контрольный тип выборки и хранится в БД вместе с нейросетью, которая была обучена с использованием данных этой хранимой выборки. Нейросеть в этом случае имеет только один выход (рис. 3.46), который интерпретируется как значение вероятности  $p(\omega_i | X^{\text{втр}})$ . Каждая хранимая выборка, которых в БД может быть множество, соответствует какому-либо «своеми» типу земной поверхности. Поэтому обученная на этих данных нейросеть будет распознавать только «свой» тип земной поверхности. Таким образом, предполагая, что если для контрольной выборки найти наиболее «похожую» хранимую выборку, то это будет означать фактически найденную нейросеть, готовую к распознаванию того типа земной поверхности, который соответствует контрольной выборке. Функциональная схема поиска «подходящей» нейросети изображена на рис. 4.8. СКО<sub>i</sub> — среднеквадратическая ошибка нейросети на данных контрольной выборки, где  $i = 1, ..., N_{\text{HC}}$ .

Алгоритм поиска нейросети удобно представить в виде последовательности двух алгоритмов — алгоритма расчета критерия и алгоритма отбора наилучшей нейросети. Для описания этих алгоритмов введем необходимые обозначения. Пусть для типа земной поверхности  $\omega_i$  выборку можно представить как  $V_i = \{X_1, X_2, ..., X_{Nv}\},$  $X_k = \{x_1, x_2, ..., x_n\}, k = 1, ..., Nv$ , где Nv — размер выборки, n размерность анализируемого изображения. Выборка  $V_i$  — представляет



собой контрольную выборку. При этом в БД существует аналогичная выборка для типа земной поверхности  $\omega_l$ , l = 1, ..., Ls, где Ls — общее количество выборок в БД. Каждую такую выборку можно представить как  $S_l = \{Y_1, Y_2, ..., Y_{Ns}\}$ , где  $Y_k = \{y_1, y_2, ..., y_n\}$ , k = 1, ..., Ns, Ns — размер выборки, n — размерность данных. Выборки  $S_l$  будут хранимыми выборками.

Рассмотрим алгоритм расчета критерия.

- Шаг 1. Начало.
- Шаг 2. Задать l = 1; сформировать  $V_i^j = \{V_i^j \in V_i, j = 1, ..., n\}$  и  $S_l^j = \{S_l^j \in S_l, j = 1, ..., n\}$ , представляющие собой соответствующие части контрольной и хранимой выборок, ограниченные значениями отдельно для каждой размерности с порядковым номером j.
- Шаг 3. Рассчитать  $N' = \min\{Nv, Ns\}$ ; задать j = 1.
- Шаг 4. Найти разности соответствующих пар значений  $d_b = x_b^j y_b^j$ , b = 1, ..., N'.
- Шаг 5. Сортировать  $D' = \{d_b\}$  по возрастанию. Исключить из D' нулевые разности  $D = \{d_b : D \notin d_b = 0, b = 1, ..., N'\}$ , т.е.  $D = \{d_b, b = 1, ..., N\}$ .
- Шаг б. Определить ранги  $R = \{r_b\}$  полученных разностей D. Ранг  $r_b$  определяется как порядковый номер, т. е.  $r_b = b, b = 1, ..., N$ . Если  $\exists b, для которых d_b = d_{b+1} = ... = d_{b+T}$ , то  $r_b = r_{b+1} = ... = r_{b+T} = (b + (b + 1) + ... + (b + T))/T$ .
- Шаг 7. Выделить положительные и отрицательные разности:  $R^+ = \{r_b^+: r_b > 0, b = 1, ..., N\}$  и  $R^- = \{r_b^-: r_b < 0, b = 1, ..., N\}$ .
- Шаг 8. Определить  $SumR^+ = \sum_{b=1}^{N} r_b^+$  и  $SumR^- = \sum_{b=1}^{N} r_b^-$ .
- Шаг 9. Рассчитать  $MinSumR = \min\{SumR^+, SumR^-\}.$
- Шаг 10. Рассчитать значение критерия

$$U_{j}^{l} = \frac{N \cdot (N+1)/4 - MinSumR}{\sqrt{N \cdot (N+1) \cdot (2N+1)/24}}.$$

Шаг 11. Если j < n, то j = j + 1 и перейти на шаг 4, иначе на шаг 12. Шаг 12. Если l < Ls, то l = l + 1 и перейти на шаг 2, иначе на шаг 13. Шаг 13. Конец.

После того, как произведен расчет критерия  $U^l$ , l = 1, ..., Ls, каждая пара выборок — контрольная и хранимая — ранжируется по степени «соответствия» друг другу с помощью значений вектора соответствия выборки  $\mathbf{K}^l = [k_1^l \, k_2^l ... k_n^l]$ , где n — размерность данных в выборке (соответствует размерности анализируемого АИ). После этого на основании  $K_{\text{общее}}^l = \sum_{j=1}^n k_j^l$  (наибольшее значение  $K_{\text{общее}}^l$  соответствует наиболее «подходящей» нейросети) производится отбор наиболее «подходящей» для контрольной выборки нейросети. Для выполнения задачи поиска нейросети по рассчитанным значениям

критерия разработан алгоритм отбора наилучшей нейросети. Отметим, что контрольной выборкой в данном случае является  $V_i$ , представляющая собой репрезентативную обучающую выборку типа поверхности  $\omega_i$  на исходном АИ.

Шаг 1. Начало.

- Шаг 2. Задать j = 1.
- Шаг 3. Задать  $k_i^l = 0, l = 1, ..., Ls.$
- Шаг 4. Сортировать по возрастанию значения  $U_i^l, l = 1, ..., Ls$ .
- Шаг 5. Придаем вес «похожести» выборки (нейросети) с помощью значений компонентов вектора соответствия выборки  $k_j^l = k_j^l + l$ , l = 1, ..., Ls.
- *Шаг 6.* Если j < n, то j = j + 1 и на шаг 3, иначе на шаг 7.
- Шаг 7. Задать l = 1.
- Шаг 8.  $K_{\text{обшее}}^{l} = \sum_{j=1}^{n} k_{j}^{l}$ .
- Шаг 9. Если l < Ls, то l = l + 1 и на шаг 8, иначе на шаг 10.
- Шаг 10. Задать  $N_{\rm Hc}$ ,  $E_{\rm nc}$ ,  $E_{\rm дообуч}$ , причем  $E_{\rm nc} < E_{\rm дообуч}$ .  $N_{\rm hc}$  количество нейросетей для окончательного отбора,  $E_{\rm nc}$  — СКО полного соответствия нейросети,  $E_{\rm дообуч}$  — СКО неполного соответствия нейросети.
- Шаг 11. Выбрать  $N_{\rm Hc}$  нейросетей с наибольшими значениями  $K^l_{\rm oбщее}, l = 1, ..., Ls.$
- Шаг 12. Получить СКО  $N_{\rm Hc}$  нейросетей в виде  $E = \{e_1, e_2, ..., e_{N_{\rm Hc}}\}$  на контрольной выборке  $V_i$ .
- Шаг 13. Выбрать нейросеть, где СКО минимально

$$e_{\text{MUH}} = \arg\min\{e_h, h = 1, ..., N_{\text{HC}}\}.$$

Шаг 14.

- 1. Если  $E_{\rm nc} < e_{\rm мин} \leqslant E_{\rm дообуч},$  то дообучать нейросеть пока  $e_{\rm мин} > E_{\rm nc}.$
- 2. Если  $e_{\text{мин}} > E_{\text{пс}}$  несмотря на дообучение, то шаг 16 (найденная нейросеть не подходит), иначе шаг 15.
- Если е<sub>мин</sub> > E<sub>дообуч</sub>, то на шаг 16 (подходящая нейросеть не найдена).
- Если e<sub>мин</sub> < E<sub>пс</sub>, то нейросеть подходит для распознавания типа земной поверхности ω<sub>i</sub>.

Шаг 15. Сохранить нейросеть в файл.

## Шаг 16. Конец.

Отметим, что для определения рациональных параметров  $N_{\rm Hc}$ ,  $E_{\rm nc}$ ,  $E_{\rm дообуч}$ , задаваемых на шаге 10 алгоритма, необходимо проведение соответствующих исследований, результаты которых будут описаны ниже.

Алгоритм поиска нейросети повторяется для каждого типа земной поверхности  $\omega_i$ , i = 1, ..., M, где M — число типов земной поверхности. В результате поиска, при котором найдена хотя бы одна подходящая нейросеть, формируется непустое множество нейросетей, которое в общем виде можно представить как  $Nets = \{net_1, net_2, ..., net_m\}$ , где  $1 \leq m \leq M$ . В результате выполнения условий 2 или 3 на шаге 14 формируется множество типов земной поверхности АИ  $G = \{\omega_{m+1}, \omega_{m+2}, ..., \omega_M\}$ , для которых нет подходящих нейросетей. Поэтому, учитывая условие (4.7),  $p(\omega_g | X)$  для  $\omega_g \in G$  вычисляется согласно выражению

$$p(\omega_g | X) = \frac{\sum_{i=1}^{m} p(\omega_i | X) - 1}{M - m}, \quad g = m, m + 1, ..., M,$$
(4.8)

где  $p(\omega_i|X)$  — апостериорная вероятность, получаемая с помощью нейросетей множества *Nets*. Таким образом, условие нормирования (4.7) с учетом (4.8) можно записать как

$$\sum_{i=1}^{m} p(\omega_i | X) + \sum_{g=m+1}^{M} p(\omega_g | X) = 1.$$
(4.9)

Условия нормирования (1.8) и (1.9) важно соблюдать в тех случаях, когда количество m найденных «подходящих» нейросетей меньше, чем количество M типов земной поверхности для распознавания с помощью нейросетей, т. е. m < M. Несоблюдение указанных выше условий может вести к ошибочным (завышенным или заниженным) значениям апостериорной вероятности принадлежности пикселей АИ к тем или иным типам земной поверхности. Использование ошибочных вероятностных карт на втором этапе классификации нейросетевого метода приведет к дополнительным ошибкам классификации АИ и неточностям конечной тематической растровой карты.

Исходя из вышеизложенного, можно сделать вывод, что реализация описанных выше алгоритмов позволит облегчить задачу поиска необходимой в каждом конкретном случае нейросети за счет автоматизации процесса такого поиска, а найденная нейросеть (нейросети) будет способствовать созданию по результатам автоматизированной интерпретации необходимой тематической карты.

## § 4.2. Исследование эффективности методов и алгоритмов двухэтапной классификации

**4.2.1.** Постановка задачи исследования. Исследование разработанных методов и алгоритмов классификации, составляющих основу двухэтапной классификации, предполагает решение таких задач как:

- определение рациональных параметров модифицированного алгоритма оценки УПР по методу k-NN, включая вид индексирования многомерного пространства и количество обходов признакового пространства;
- поиск пределов применимости различных подходов к непараметрической оценке УПР;
- определение рационального способа преобразования ВК большой размерности;
- определение эффективности статистического и нейросетевого метода классификации в целом.

Исследования методов и алгоритмов статистической классификации, положенных в основу двухэтапной схемы классификации, должны проводиться как на модельных изображениях, так и на реальных данных космической съемки. Необходимость использования модельных данных обусловлена тем, что накопление статистической информации возможно только при относительно большом количестве экспериментов, проведенных на различных данных — моделях АИ. В случае с дорогостоящими данными ДЗЗ это часто затруднительно. Учитывая возможность варьирования значениями параметров модельных изображений, включая количество классов (типов) объектов на изображении, закон распределения каждого из классов, размеры обучающих выборок, можно говорить о незаменимости таких модельных изображений для проведения полномасштабных исследований эффективности анализируемых методов и алгоритмов.

Для создания таких модельных изображений будем использовать ПО, разработанное в Лаборатории геоинформационных систем Томского политехнического университета. Особенности применения этого ПО при построении модельных изображений подробно описаны в [41, 68]. При создании многозональных модельных изображений имеется возможность задания произвольного количества каналов, классов (типов) поверхности и статистического распределения признаков в этих классах. Общие характеристики реальных космических снимков и модельных изображений, которые использовались для проведения исследований, приведены в табл. 4.1.

На практике размер обучающей выборки каждого класса может варьироваться в довольно широких пределах, но чаще всего обучающая выборка имеет размер от нескольких десятков до 1000–1500 пикселей. Поэтому исследование алгоритмов предлагается проводить на выборках именно такого размера.

В п. 3.3.2 описан способ формирования ВК, признаковое пространство которой отличается сравнительно большой исходной размерностью, связанной с необходимостью расчета большого количества текстурных характеристик для каждого из каналов исходного АИ. При этом метод статистической классификации, реализация которого описана в п. 4.4.1, предполагает преобразование ВК путем разбиения ее на ряд подмножеств меньших размерностей и обработку каждого из таких

Nº	Количество строк, столбцов и каналов изображения Стр×Стб×Кан	Простран- ственное разреше- ние, м	Число классов (типов)	Общий объем выборки, пикс.	Примечания
1	$250 \times 300 \times 1$	-	5	4500	Модельное изображение
2	$250 \times 300 \times 3$	_	5	4500	Модельное изображение
3	$250 \times 300 \times 5$	-	5	4500	Модельное изображение
4	$250 \times 300 \times 7$	_	5	4500	Модельное изображение
5	$250 \times 300 \times 10$	-	5	4500	Модельное изображение
6	$572 \times 509 \times 1$	10	8	10601	Панхрома- тический космический снимок системы SPOT HRV (PAN)
7	$303 \times 310 \times 3$	35	8	2347	Мульти- спектральный космический снимок системы РЕСУРС-О1 (МСУ-Э)
8	$500 \times 500 \times 6$	30	11	5801	Мульти- спектральный космический снимок системы LANDSAT (ETM+) (без теплового канала)

Таблица 4.1. Характеристики тестовых изображений

подмножеств отдельно. Заранее сложно предположить рациональную размерность таких подмножеств. Поэтому предлагается проводить исследования с использованием как модельных изображений из табл. 4.1, так и изображений на их основе, полученных согласно описанному в гл. 2 способу формирования ВК и имеющих необходимую размерность *P*. Размерность таких данных будем задавать в сравнительно широких пределах с учетом ограничений на вычислительные ресурсы типового персонального компьютера, т. е. P = 1, 2, ..., 10.

В рамках проводимых исследований в целях повышения статистической достоверности результатов исследований каждый эксперимент повторялся тридцатикратно, а в качестве оценки использовалось среднее значение, полученное по результатам каждого из экспериментов, а доверительная вероятность при этом была принята равной 95 % [17]. По результатам экспериментов ошибка определения среднего значения оцениваемой величины (математического ожидания) не превышала 3–4 %.

Исследование всех алгоритмов проводилось на персональном компьютере с процессором AMD Duron 800 МГц, ОЗУ 256 МБ под управлением OC Windows 2000.

В качестве критерия оценки точности алгоритмов использовался широко распространенный каппа-индекс согласия — КИС, вычисляемый по матрице ошибок распознавания [126]. КИС является относительной мерой точности классификации (выражается в долях единицы или процентах) и показывает насколько точность полученной классификации выше, чем точность абсолютно случайной классификации пикселей изображения. Далее в качестве критерия точности будет использован КИС, измеренный в долях единицы.

Напомним, что в п. 4.1.2 в качестве одного из подходов к непараметрической оценке УПР, наряду с методом k-NN рассматривается подход, основанный на использовании непараметрической оценки УПР РП, базирующийся на выражении (4.3). Ранее, в Лаборатории геоинформационных систем ТПУ на базе этой оценки был разработан модифицированный алгоритм, использующий кэширование ядерных функций, описание и исследования которого приводятся в работах [30, 41]. Этот модифицированный алгоритм непараметрической оценки УПР РП позволил увеличить вычислительную эффективность исходного алгоритма в 9–11 раз. Учитывая высокую вычислительную эффективность этого модифицированного алгоритма непараметрической оценки УПР РП, результаты его исследований целесообразно приводить в качестве эталона при анализе эффективности разработанного модифицированного алгоритма оценки УПР по методу k-NN.

## 4.2.2. Определение параметров в алгоритмах непараметрической оценки плотности распределения.

Выбор наилучшего способа обхода пространства при индексировании. Предложенный модифицированный алгоритм оценки плотности по методу k-NN в своей основе использует индексирование признакового пространства. Индексирование, в свою очередь, может выполняться с использованием различных способов обхода признакового пространства, таких как Z-кривая и H-кривая, описанных выше в п. 4.1.3. Поэтому первой целью проводимых исследований будет определение наилучшего способа обхода пространства в алгоритме индексирования. Для достижения этой цели были сформированы многоканальные изображения с пятью классами (типами) поверхности и с размерностями P = 1, ..., 10, которые классифицировались с использованием различных алгоритмов. С учетом требований к размерности данных, в качестве базовых изображений для формирования данных в эксперименте использовались изображения № 2–5, № 7, № 8 из табл. 4.1.

На рис. 4.9 и 4.10 в качестве примера приведены результаты исследований модифицированного алгоритма оценки плотности по методу k-NN для данных размерности P = 3, 5, 7, 10, полученные с использованием двух различных способов обхода пространства. На рис. 4.9 и 4.10 приняты следующие обозначения: графики a и b получены с использованием Z-индексирования; графики справа — 6 и c получены с использованием H-индексирования: кривые 1-6 — классификация выполнена с учетом одного, двух и т. д. до шести вариантов обхода признакового пространства соответственно, кривая 7 — классификация с использованием модифицированного алгоритма оценки УПР РП из [30, 41].

Анализ результатов эксперимента, в том числе приведенных на рис. 4.9 и 4.10 показывает, что для различного количества вариантов обхода признакового пространства различной размерности классификация, полученная с помощью Z-индексирования, выполняется быстрее чем классификация при H-индексировании. Это обусловлено большей сложностью построения H-индекса.

Кроме того, в случае Z-индексирования наблюдается значительно бо́льшая вычислительная эффективность классификации, чем при использовании оценки УПР РП по алгоритму из [30, 41].

Все это позволяет сделать вывод о том, что классификация с использованием Z-индексирования в пространстве признаков различной размерности более эффективна с вычислительной точки зрения в сравнении со случаем H-индексирования и значительно более эффективна, чем классификация с использованием оценки УПР РП по алгоритму из [30, 41].

Как было отмечено выше, кроме вычислительной эффективности классификатор характеризуется также и точностью. Получены результаты исследования точности классификации по критерию КИС, основанной на упомянутых выше модифицированных алгоритмах оценки плотности. Исследования проводились на данных с размерностью P = 1, 2, ..., 10, аналогичных тем, что использовались в экспериментах, описанных выше. Для примера на рис. 4.11 приведены результаты исследований при P = 1, 3, 7, 10. Графики *а*, *в*, *д* и *ж* получены с использованием Z-индексирования; графики *б*, *г*, *е* и *з* получены с использованием H-индексирования; кривые 1-6 — классификация выполнена с учетом одного, двух и т.д. до шести вариантов обхода признакового пространства соответственно, кривая 7 — классификация













с использованием модифицированного алгоритма оценки УПР РП из [30, 41].

Из рис. 4.11 видно, что классификация с использованием оценки УПР по методу k-NN с помощью Z-индексирования доставляет более высокую точность, чем с помощью H-индексирования. Кроме того, такая классификация доставляет более точный результат и в сравнении с классификацией, использующей оценку УПР РП при  $P \ge 4$ . При этом для  $P \le 3$  классификация с использованием оценки УПР РП доставляет значительно большую точность, чем с использованием оценки УПР по методу k-NN вне зависимости от вида индексирования.

Анализируя и обобщая результаты исследований, примеры которых приведены на рис. 4.9–4.11, можно сделать вывод о том, что из всех рассмотренных вариантов оценки УПР наиболее точной и быстрой будет классификация с использованием оценки УПР РП в пространстве признаков  $P \leq 3$ , а наиболее точной и быстрой в пространстве признаков  $P \geq 4$  — классификация с использованием оценки УПР по методу k-NN. Причем результаты исследований показывают, что использование алгоритма классификации на основе непараметрической оценки УПР по методу k-NN более эффективно как с точки зрения точности, так и с точки зрения вычислительной эффективности при Z-индексировании. Поэтому в дальнейших исследованиях будем использовать модифицированный алгоритм оценки плотности по методу k-NN, использующий Z-индексирование.

Основываясь на приведенных выше результатах исследований модифицированных непараметрических алгоритмов, базирующихся на двух различных подходах к оценке УПР, можно предложить комбинированный алгоритм непараметрической оценки плотности. Суть его заключается в комбинированном использовании оценки УПР РП и оценки по методу k-NN:

1. Если размерность признакового пространства, которое необходимо классифицировать, составляет  $P \leq 3$ , то будет использован модифицированный алгоритм оценки плотности УПР РП.

2. Если размерность признакового пространства  $P \ge 4$ , то для классификации следует использовать модифицированный алгоритм оценки плотности по методу *k*-NN, показывающий более высокую вычислительную эффективность.

В п. 4.1.1 приводится описание метода статистической классификации и отмечается необходимость разработки алгоритма непараметрической оценки плотности, обладающего высокой вычислительной эффективностью и точностью на данных различной размерности. Предложенный комбинированный алгоритм непараметрической оценки УПР позволяет эффективно осуществлять классификацию данных различной размерности. Будем использовать этот алгоритм для классификации данных различной размерности, необходимой на первом и втором этапе в методе статистической классификации, а также на втором этапе в методе нейросетевой классификации. Определение рационального количества обходов пространства при Z-индексировании. Исследования, результаты которых приведены выше, показали большую эффективность использования Z-индексирования в сравнении с H-индексированием, поэтому именно Z-индексирование положено в основу модифицированного алгоритма непараметрической оценки плотности по методу k-NN. В п. 4.1.3 предложен способ индексирования многомерного признакового пространства, позволяющий учитывать несколько вариантов обхода этого пространства одновременно. При этом очевидно, что учет каждого нового обхода (до какого-то предела) будет обеспечивать более высокую точность индексирования, но сопряжен с дополнительными временными затратами.

Для того, чтобы определить рациональное количество таких обходов с использованием Z-кривой, были проведены соответствующие исследования. Как было показано выше, применение модифицированного алгоритма непараметрической оценки плотности, используемого в методе k-NN, оправдано на данных с размерностью  $P \ge 4$ . Поэтому исследования проводились на данных, аналогичных тем, что применялись в описанных выше исследованиях, но с размерностью P = = 4, 5, ..., 10.

В качестве примера на рис. 4.12 приведены результаты этих исследований для P = 4, 5, 7, 10. Они демонстрируют увеличение точности классификации при увеличении количества обходов признакового пространства. При этом заметно, что при пяти и более обходах признакового пространства точность классификации в пространстве признаков различной размерности перестает увеличиваться. В то же время вычислительные затраты при построении индекса, учитывающего очередной вариант обхода признакового пространства, как и предполагалось ранее, возрастают.

В связи с этим, с точки зрения компромисса по точности и вычислительной эффективности рациональным будет применение пяти вариантов обхода признакового пространства при использовании Zиндексирования.

**4.2.3.** Определение способа преобразования пространства большой размерности в задаче классификации. В п. 4.1.1 описывается метод статистической классификации, в рамках которого предлагается способ преобразования пространства большой размерности с целью повышения вычислительной эффективности обработки этого пространства. Суть способа заключается в разбиении всей ВК на ряд подмножеств, данные в которых как согласованы, так и не согласованы с нормальным распределением. После такого преобразования ВК каждое из подмножеств подвергается обработке «своим» классификатором. Причем для классификации подмножества, данные в которых и с пормальным распределением, предлагается использовать байесовский классификатор, с параметрическим способом оценки УПР на основе выражения (2.8).







Лля классификации полмножеств, ланные в которых не согласованы с нормальным распределением, предлагается применять комбинированный алгоритм непараметрической оценки плотности распределения. в основе которого лежат модифицированные алгоритмы оценки УПР РП и оценки УПР по метолу *k*-NN. Причем в алгоритме оценки УПР в основе метода k-NN лежит использование Z-индексирования с пятью вариантами обхола пространства признаков (наиболее рациональный случай), определенного на основании проведенных и описанных выше исследований. Для оценки эффективности каждого из алгоритмов. реализующих метод статистической классификации, а также алгоритма оценки УПР по методу k-NN без использования индексирования (когда поиск ближайших соседей осуществляется путем полного перебора точек признакового пространства). были проведены соответствующие исследования на данных с размерностью P = 1, 2, ..., 10, и распределениями признаков в классах, отличными от нормального закона распределения.

В качестве примера на рис. 4.13 приводится типичный результат подобных исследований, проведенных на данных размерностью P == 7. В частности, результаты на рис. 4.13а показывают, что использование параметрического подхода к оценке УПР позволяет выполнять классификацию существенно быстрее, чем классификацию с использованием других непараметрических полходов. Это еще раз доказывает необходимость преобразования ВК так, чтобы максимально возможное количество компонентов обрабатывалось параметрическим классификатором, а минимально возможное — непараметрическим. Это позволит существенно экономить вычислительные ресурсы при статистическом методе классификации. Кроме того, из кривых на рис. 4.13а следует. что вычислительная эффективность классификации на основе модифицированного алгоритма оценки плотности по методу k-NN (с Z-индексированием и пятью обходами пространства) превышает в десятки раз эффективность классификации на основе других непараметрических алгоритмов.

 $\dot{\text{И}}$ з рис. 4.136 видно, что точность параметрической классификации при произвольном распределении признаков в классах недопустимо низка, в сравнении с классификацией, выполненной с использованием непараметрических алгоритмов. При этом точность классификации с использованием всех исследуемых непараметрических алгоритмов практически одинаковая (включая алгоритм оценки плотности по методу *k*-NN *без использования индексирования*, который является эталоном точности для алгоритмов *с использованием индексирования*). Принимая во внимание значительно более высокую вычислительную эффективность разработанного модифицированного алгоритма непараметрической оценки УПР по методу *k*-NN, можно говорить также и о высокой эффективности предложенного способа индексирования, положенного в основу этого алгоритма и учитывающего одновременно различные варианты обходов пространства.

104



Рис. 4.13. Зависимость вычислительной эффективности и точности алгоритмов байесовской классификации от размера обучающей выборки: 1 — использование параметрической оценкой УПР, 2 — использование непараметрической оценки УПР по методу k-NN без индексирования, 3 — использование модифицированного непараметрического алгоритма оценки УПР РП, 4 — использование модифицированного непараметрического алгоритма оценки УПР по методу k-NN

Определение размерности подмножеств при преобразования ВК. В п. 4.1.1 описан метод статистической классификации, в рамках которого предлагается способ преобразования пространства большой размерности в целях повышения вычислительной эффективности его обработки. В качестве параметра разбиения множества  $T_{\rm BK}$  введена величина  $M^{\rm pau}$  — число компонентов в каждом из V подмножеств, названных выше основными подмножествами. Кроме того, в схеме формирования подмножеств, приведенной на рис. 4.3, для обобщения результатов обработки подмножеств каждым классификатором было предложено использовать *решающее правило*. В качестве такого решающего правила может быть использовано одно из выражений (4.1) или (4.2). Для того, чтобы определить наиболее подходящее рациональное значение  $M^{\rm pau}$ , а также вид решающего правила, необходимо провести соответствующие исследования метода статистической классификации в целом.

Третий принцип автоматизированной интерпретации, который был обоснован и сформулирован в § 3.2. говорит о необхолимости использования для провеления классификации всей имеющейся информации. без какого-либо предварительного редуцирования признакового пространства. Наиболее значимым при выявлении возможности применения этого принципа является алгоритмическая и вычислительная сложность залачи релуцирования. Конечно, существуют более простые способы подобного редуцирования. Например, очень простым, а, следовательно, и значительно более быстрым способом представляется сличайный способ выбора необходимого количества признаков. Поэтому проведем сравнительное исследование эффективности статистического метода классификации с использованием случайного способа выбора различного количества признаков (это количество для единообразия обозначим также  $M^{\text{рац}}$ ). То есть сравним статистический метод классификации с одним из наиболее эффективных в вычислительном плане способов редуцирования пространства, когда игнорируется третий принцип автоматизированной интерпретации.

Часто на практике данные ДЗЗ представлены АИ с 1, 3 или 6 каналами.

Учитывая, что общее количество используемых текстурных характеристик в статистическом методе классификации составляет 13, вторичное признаковое пространство, формируемое расчетом текстурных характеристик для каждого из каналов исходного АИ, будет иметь размерность P = 13, 39 и 78 соответственно. Поэтому приведем результаты исследований точности и вычислительной эффективности метода статистической классификации, полученные с использованием набора классификаторов для признакового пространства размерности P = 13, 39 и 78. В качестве варьируемого параметра при проведении исследований использовался параметр  $M^{\text{вект}}$  — количество компонент основного подмножества или *размерность признакового вектора*.

При проведении исследований значение  $M^{\text{вект}}$  примем  $M^{\text{вект}} = P = 1, 2, ..., 10$ , так как именно при таких параметрах P проводились исследования алгоритмов, реализующих отдельные этапы статистического метода классификации.

На рис. 4.14 в качестве примера приведена часть результатов проведенных исследований. Анализируя представленные диаграммы, можно сделать вывод, что точность классификации с помощью набора классификаторов (для решающих правил как на основе выражения (4.1), так и на основе (4.2)) в признаковом пространстве размерности P == 13, 39 и 78 практически не зависит от размера признакового вектора  $M^{\text{вект}}$ . При этом немного более точные (в среднем на 2–3%) результаты доставляет использование решающего правила на основе выражения (4.1). В то же время средняя вычислительная эффективность в признаковых пространствах различной размерности наиболее высока в случае  $M^{\text{вект}} = 7$ .



Рис. 4.14. Зависимость вычислительной эффективности (слева, гистограммы *a*, *b*, *d*) и точности (справа — *b*, *c*, *e*) классификации статистическим методом от размерности признакового пространства: *1* — решающее правило (4.1), *2* решающее правило (4.2), *3* — случайный способ выбора признаков

Учитывая все это, можно говорить о том, что при использовании набора классификаторов для достижения наибольшей вычислительной эффективности и точности в качестве рациональной размерности должна быть принята размерность признакового вектора  $M^{\text{вект}} = M^{\text{рац}} = 7$ и решающее правило на основе выражения (4.1).

На рис. 4.14 приводятся также результаты исследования статистического метода классификации, использующего редуцирование признакового пространства. Несмотря на его сравнительно более высокую вычислительную эффективность, во всех случаях метод с использованием редуцирования показал значительно более низкую, иногда неприемлемо низкую, точность классификации.

Все это позволяет сделать вывод о том, что проведенные исследования подтвердили правомерность использования третьего принципа автоматизированной интерпретации, положенного в основу статистического метода классификации, а также позволили выявить рациональное с точки зрения точности и вычислительной эффективности значение  $M^{\text{вект}} = M^{\text{рац}} = 7.$ 

**4.2.4.** Анализ эффективности статистического и нейросетевого методов. Широкому практическому применению нейросетей препятствует ряд причин, главной из которых является большая доля стохастической составляющей в процессе использования нейросетей, зависящая от значений весов синапсов, задаваемых, как правило, случайным образом при инициализации новой нейросети. Учитывая результаты предварительных исследований [26–29, 111], можно предположить, что использование нейросетей для интерпретации АИ совместно с применением контекстно-спектрального способа формирования признакового пространства, описанного в п. 3.3.3, позволит подобрать такие параметры нейросети и параметры ее обучения, которые сделают процесс нейросетевой классификации АИ более устойчивым. Для подтверждения данного предположения проведем соответствующие исследования.

Для проведения исследований эффективности нейросетевого метода классификации использовались 15 нейронов в скрытом слое, а также одинаковые параметры обучения (скорость обучения 0.9, шаг обучения 0.001, 1000 итераций) и пороговая функция вида [43, 44]

$$f(S) = \frac{e^S - e^{-S}}{e^S + e^{-S}},\tag{4.14}$$

где S — взвешенная сумма произведений весов синапсов и входных значений, в соответствии с рис. 2.1. Это позволяет более точно сопоставить результаты применения нейросетей в различных случаях для разных экспериментов.

Принимая во внимание, что нейросетевой метод классификации требует только информацию с исходных АИ (не требуется расчет текстурных характеристик и преобразование признакового пространства), ограничимся исследованиями на модельных изображениях и реальных АИ (изображения № 1, 2, 6, 8 в табл. 4.1) при значениях P = 1, 3, 6, как наиболее распространенных на практике.

Ставилась также задача проведения исследования эффективности байесовской классификации, полученной с использованием различных алгоритмов оценки УПР, которая составляет основу статистического и нейросетевого методов классификации.

На рис. 4.15 в качестве примера приведена часть результатов исследований, демонстрирующая усредненные значения оценки точности



Рис. 4.15. Зависимость точности (*a*) и вычислительной эффективности (*б*) распознавания различных классификаторов от количества каналов АИ: *1* — традиционная классификация с использованием УПР (2.8), *2* — традиционная классификация с использованием УПР (4.3), *3* — традиционная классификация с использованием УПР (4.4), *4* — классификация нейросетевым методом, *5* — классификация статистическим методом

(рис. 4.15*a*) и вычислительной эффективности (рис. 4.15*б*) классификаций, полученных на модельных изображениях и реальных АИ, имеющих указанное ранее число каналов.

При анализе диаграмм рис. 4.15 видно, что статистический метод классификации доставляет самый точный результат для изображений с различным числом каналов. При этом нейросетевой метод уступает в точности статистическому методу 3–5%. В случае отсутствия спектральной информации в нескольких зонах спектра (один канал изображения по оси абсцисс) статистический и нейросетевой методы, учитывающие текстурные признаки, показывают значительно бо́льшую точность, чем остальные классификаторы, использующие только спектральную информацию и обозначенные на рис. 4.15 как 1, 2 и 3.


Рис. 4.16. Зависимость среднего значения ошибки классификации m и ее доверительного интервала  $\pm \varepsilon$  от размера выборки: a — статистический метод,  $\delta$  — нейросетевой метод

Результаты исследований подтвердили предположение, сделанное ранее в § 3.3, о более высокой вычислительной эффективности нейросетевого метода по сравнению со статистическим методом классификации, которая достигается за счет отсутствия вычислительных затрат на расчет текстурных характеристик и преобразование BK.

Как было отмечено выше, результаты всех исследований были получены для доверительной вероятности 95% и размера выборки 30 наблюдений. На рис. 4.16 приведены зависимости среднего значения ошибки классификации и ее доверительного интервала от размера выборки для статистического и для нейросетевого методов.

Анализируя эти зависимости, можно говорить о том, что статистический метод имеет более узкий доверительный интервал, в то время как присутствие значительной доли стохастический составляющей при использовании нейросетевого метода делает доверительный интервал этого метода более широким. Все это позволяет говорить о более высокой точности статистического метода классификации в сравнении с нейросетевым, которая достигается за счет использования большого набора различных статистических текстурных характеристик изображения.

**4.2.5. Исследование эффективности нейросетевого метода** классификации при автоматизированном поиске нейросетей. Основным параметром, характеризующим эффективность автоматизированного поиска и использования обученных ранее нейросетей, является время  $t_{поиска}$ , необходимое для поиска наиболее «подходящей» нейросети. Отметим, что хранение и поиск нейросетей могут осуществляться различными способами и средствами. Например, хранение нейросетей может быть обеспечено в файлах, а их поиск с помощью внешней программной системы. Однако более эффективным с точки зрения надежности, развитой функциональности, широкого распространения, представляется хранение нейросетей в БД под управлением современной СУБД. Поэтому далее будем подразумевать хранение нейросетей именно таким образом.

В соответствии с алгоритмами п. 4.1.7, основным параметром вычислительной эффективности поиска нейросетей является количество положительных и отрицательных разностей контрольной и хранимых выборок. зависящее от размера исследиемых выборок. Кроме того. на вычислительную эффективность автоматизированного поиска также будет влиять и общее количество нейросетей, содержащееся в БД. Принимая все это во внимание, поставим задачу исследований вычислительной эффективности использования нейросетей как при обучении новых нейросетей, так и при применении поиска обученных нейросетей. Отметим, что исследования проводились для различного количества нейросетей в БД и различного размера выборок, при этом размер контрольной выборки был всегда равен размеру хранимых в БД выборок. БД наполнялась тестовым набором нейросетей и соответствующих им обучающих выборок, сформированных на основе модельных и реальных изображений, приведенных в табл. 4.1. В качестве базовой СУБД при проведении исследований будем использовать широко распространенную СУБД MS SQL Server 2000 [116].

В качестве примера на рис. 4.17 приведены результаты таких исследований для случаев 10, 20, 50 и 100 нейросетей в БД, а также для различного размера и количества выборок (рис. 4.17). Анализируя эти результаты можно сделать вывод, что поиск ранее обученных нейросетей в БД при различных условиях занимает значительно меньше времени, чем обучение новой нейросети. Это позволяет, при наличии в БД «подходящих» нейросетей, обученных для распознавания типов земной поверхности интерпретируемого АИ, значительно сократить время классификации нейросетевым методом.

Реализация хранения нейросетей в БД и оперирование ими с помощью современной СУБД дает исследователям дополнительные возможности. Так доступ к БД с хранимыми нейросетями может быть





предоставлен в многопользовательском режиме. Это позволит разным исследователям, имеющим доступ к этой БД, использовать одни и те же сохраненные и обученные ранее нейросети. Каждая такая нейросеть предназначена для распознавания какого-либо одного типа земной поверхности. Таким образом, фактически, это означает что разные пользователи, интерпретирующие различные АИ, получат возможность распознавания одно и того же типа земной поверхности на этих (различных) АИ.

Согласно п. 4.1.6 каждая нейросеть, хранящаяся в БД, имеет один выход и обучена на распознавание какого-либо одного типа земной поверхности. При этом автоматизированный поиск наиболее «подходящих» нейросетей может позволить найти m нейросетей, где  $1 \leq M$ , M — количество типов земной поверхности. Проведем исследование точности классификации нейросетевым методом при M = 5, для случаев, когда найденное количество нейросетей равно m = 1, 2, 3, 4 и 5.

Также исследуем случай, когда «подходящая» нейросеть в БД не найдена. В этом случае карты апостериорной вероятности для каждого класса имеют равные значения во всех точках, что соответствует случаю байесовской (одноэтапной) классификации с использованием непараметрической оценки УПР. Кроме того, исследуем случай, когда проводится обучение новой нейросети (не найдена «подходящая» нейросеть), количество выходов которой равно M — количеству типов земной поверхности. В качестве варьируемых параметров в таких исследованиях использовались АИ, количество каналов которых было наиболее традиционным (P = 1, 3 и 6).

На рис. 4.18 представлен пример для случая с трехканальным АИ, отражающий часть результатов этих исследований. Видно, что даже одна найденная нейросеть приводит к увеличению точности классификации всего изображения в целом.

Точность классификации в случае, когда удалось найти M нейросетей, эквивалентна точности классификации, полученной новой обученной нейросетью с M выходами.

В табл. 4.2 представлены результаты исследования нейросетевого метода классификации, позволяющие выявить зависимость точности классификации каждого из классов (типов поверхности) от количества используемых нейросетей при классификации. Из них следует, что по мере увеличения количества найденных («подходящих») нейросетей точность классификации каждого из типов поверхности интерпретируемого АИ повышается. Таким образом, результаты исследований, приведенные на рис. 4.18 и в табл. 4.2, показывают, что точность классификации тем выше, чем больше количество нейросетей, найденных в БД и используемых для классификации. В то же время даже одна найденная нейросеть позволяет увеличить точность классификации как класса (типа поверхности), на котором она обучена, так и других классов АИ. При этом, если количество найденных «подходящих» нейросетей эквивалентно количеству типов на АИ, то точность



Рис. 4.18. Зависимость точности классификации нейросетевым методом от количества найденных нейросетей: *1* — классификация одной нейросетью с пятью выходами, *2* — классификация с использованием от 1 до 5 нейросетей, каждая из которых обучена на выборке соответствующего класса модельного изображения и содержит один выход

Тип поверх- ности нейро- сетей	Без нейросетей	1	2	3	4	5	Нейросеть (5 выходов)
Класс 1	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Класс 2	0.84	0.85	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95
Класс З	0.78	0.79	0.83	0.93	0.94	0.94	0.94
Класс 4	0.88	0.89	0.89	0.93	0.94	0.94	0.94
Класс 5	0.92	0.96	0.96	0.96	0.96	0.98	0.98

Таблица 4.2. Точность классификации отдельных типов поверхности

классификации практически равна точности классификации с использованием одной нейросети, специально обученной для распознавания всех этих классов на АИ.

В соответствии с алгоритмом отбора наилучшей нейросети, приведенном в п. 4.1.7, окончательный выбор нейросети из БД осуществляется на основании минимума СКО, которую дает нейросеть на данных контрольной выборки. Для того, чтобы выявить зависимость СКО от точности нейросетевого метода классификации в целом, были проведены соответствующие исследования, в которых в качестве исходных данных использовался тестовый набор нейросетей и соответствующих им обучающих выборок, сформированных на основе модельных и реальных изображений из табл. 4.1.



Рис. 4.19. Зависимость точности классификации нейросетевым методом от СКО найденной нейросети на контрольной выборке каждого из пяти классов модельного изображения

На рис. 4.19 в качестве примера представлена часть результатов этих исследований. Видно, что при увеличении пороговой СКО от 0.05 до 0.2 уменьшается точность нейросетевого метода классификации в целом. Учитывая, что при варьировании СКО в указанном диапазоне точность классификации нейросетевым методом достаточно высокая (85–90%), предлагается принять следующие параметры алгоритма поиска нейросетей:  $E_{\rm nc} \leq 0.2$ , и  $E_{\rm дообуч} \leq 0.3$ . Это позволит находить нейросеть, которая будет участвовать в классификации и позволит эффективно распознавать те или иные типы земной поверхности как с дообучением, так и без него.

# § 4.3. Реализация моделирования изменений земной поверхности

В качестве основы для построения модели изменения земной поверхности использован математический аппарат марковских цепей, а также КА с правилами функционирования на основе этого аппарата.

**4.3.1.** Определение тенденций изменения. На этапе 4 многоэтапного подхода необходимо получить несколько матриц (вероятностей переходов, фактических переходов, ожидаемых переходов), позволяющих выявить по изображениям  $\mathbf{I}^{t-2}$  и  $\mathbf{I}^{t-1}$ , полученным на моменты времени (t-2) и (t-1) соответственно, существующие тенденции изменения на земной поверхности. Рассмотрим особенности формирования этих матриц.

Матрицу фактических переходов определим как  $\mathbf{M}_{\phi_{akt}} = [M_{ij}^{\Phi}]$ , где  $M_{ij}^{\Phi}$  — число элементов, перешедших из поверхности типа  $\omega_i$  в тип  $\omega_j$  на изображениях  $\mathbf{I}^{t-2}$  и  $\mathbf{I}^{t-1}$  соответственно, i, j = 1, ..., M, M — число типов поверхности на исследуемой территории.

На основе выражения (1.7) и значений матрицы  $\mathbf{m}_{\text{факт}}$  получим стохастическую матрицу  $\mathbf{P} = [p_{ij}]$ . Строки матрицы  $\mathbf{M}_{\text{факт}}$  содержат информацию о количестве пикселей, принадлежащих соответствующим типам земной поверхности на момент времени t - 2, а столбцы — ту же информацию на момент времени t - 1. Для того, чтобы из  $\mathbf{M}_{\text{факт}}$  получить матрицу ожидаемых переходов  $\mathbf{M}_{\text{ожид}}$ , необходимо выполнить следующие действия:

- 1. Транспонировать  $\mathbf{M}_{\text{факт}}$  и получить  $\mathbf{M}_{\text{факт}}^{T}$ .
- 2. Получить вектор  $\mathbf{S} = [s_1 s_2 ... s_M]^{\mathrm{T}}$ , причем  $s_i = \sum_{i=1}^{M} m_{ii}^{\delta}$ .

3. Получить 
$$\mathbf{M}_{\text{ожил}} = [m_{ij}^{\text{ож}}] = [s_i \times p_{ij}], i, j = 1, ..., M$$
.

**4.3.2.** Реализация моделирования с использованием клеточных автоматов. Как показано выше, перспективным способом моделирования и учета пространственной корреляции в задачах анализа динамики земной поверхности является использование КА. Напомним, что КА представляет собой дискретную динамическую систему, состоящую из отдельных элементов (клеток), определенным образом связанных между собой. Каждый КА можно представить в виде квадратной матрицы  $\mathbf{M}_{\mathrm{KA}} = [c_{ij}]$  порядка d, в которой значение центрального элемента  $c_{kh}$  (k = h = n/2, здесь «/» — целочисленное деление, n — порядок матрицы.

В соответствии с принципами функционирования КА, сформулированными в п. 3.4, предлагается определять правила функционирования КА на основе нескольких вероятностных характеристиках —  $p_{ij}^{\text{доп}}$ ,  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$ . Рассмотрим более подробно реализацию этого подхода.

<sup>1</sup> Матрица  $\dot{\mathbf{M}}_{\mathrm{KA}}$  в этом случае будет формироваться путем сканирования растровой матрицы исходного изображения  $\mathbf{I}$  (Rn — число сторок, Cn — число столбцов) *скользящим окном* размера (2d + 1) × (2d + 1) пикселей и сохранения результата в текущей позиции центрального пикселя скользящего окна в качестве значения пикселя  $c'_{kh} = f(c_{11}, c_{12}, ..., c_{kh}, ..., c_{dd})$  нового (результирующего) изображения  $\mathbf{I}'$  (рис. 4.20).

Этап моделирования требует наличия информации о порядке преобразования пикселей на изображении. Порядок преобразования удобно задать в виде матрицы ранжирования  $\mathbf{R} = [r_{ij}]$  размерности  $Rn \times Cn$ , где значение  $r_{ij}$  соответствует порядковому номеру преобразования. То есть матрица  $\mathbf{M}_{\mathrm{KA}}$  будет формироваться путем сканирования исходного изображения не последовательно перемещаясь по строкам и столбцам, а в порядке, соответствующем значениям элементов матрицы ранжирования  $\mathbf{R}$  — по убыванию этих значений. Рассмотрим алгоритм получения такой матрицы  $\mathbf{R}$ , предваряющий применение алгоритма моделирования с использованием KA.

Шаг 1. Начало.

*Шаг 2.* Задать начальную позицию окна с координатами x = y = d.

													(ero
					-			-		+	+	+	луюп
			+	+	-					+	+		ьтир
								-		-			езул
	-									-			ий р
	+	+	+			-	+	_		+	+	_	ачен
_	_	_	_							-	_		Х ЗН
		_	_	_		-	-	+		_	+		HOBЫ
_	_	_	_	_	_	-	-			_	_		н ви
	_	_	_				-			-	~		ажен
	_	_		2	_		_			2	2 C		soops
			$C_{L_1}$	2			_	_					со ИЗ
		_	1										онд
													исхо
													obe
													a och
		+										_	3H R1
		+										_	лент
		+										_	упог
													l RILJ
													KA J
													ВИН
													OBAI
							$c_{1d}$				$c_{dd}$		онир
$c_{1d}$				$c_{dd}$									іКЦИ
							:		$c_{kh}$	Ζ			фун
:		$c_{kh}$					$c_{12}$						імер
$c_{12}$							$c_{11}$	$c_{12}$	:		$c_{d1}$		При
	5			5		- 1					┝──┦		20.
$c_{11}$	C	:		$c_{a}$									<u>.</u>

- Шаг 3. Разместить скользящее окно на І так, что центральный элемент окна находится в позиции [x, y].
- Шаг 4. Сформировать **М**<sub>к</sub> из соответствующих элементов **I**.
- Шаг 5. Определить  $i = c_{kh}$ .
- Шаг 5. Определять  $i = c_{kn}$ . Шаг 6. Рассчитать  $\mathbf{P}_i^{\text{вер}} = [p_{i1}^{\text{вер}} p_{i2}^{\text{вер}} \dots p_{im}^{\text{вер}}]$  и  $\mathbf{P}_i^{\text{пр}} = [p_{i1}^{\text{пр}} p_{i2}^{\text{пр}} \dots p_{im}^{\text{пр}}]$ . Шаг 7. Сформировать  $\mathbf{P}_i^{\text{доп}} = [p_{i1}^{\text{доп}} p_{i2}^{\text{доп}} \dots p_{im}^{\text{доп}}]$ . Элемент  $p_{ij}^{\text{доп}}$ ,  $j = 1, \dots, M$  представляет элемент (пиксель) карты соответствия типа  $\omega_i$ , построенной с помощью функций пространственного анализа. Если карты соответствия не построены, то соответствующие им элементы р<sub>ii</sub> приравниваются к нулю и в дальнейшем не учитываются.
- Шаг 8. Рассчитать  $\mathbf{P}_i^{\text{pes}} = [p_{ij}^{\text{pes}}] = [p_{ij}^{\text{вер}} + p_{ij}^{\text{пр}} + p_{ij}^{\text{поп}}], j = 1, ..., M.$ Шаг 9. Выбрать  $P_{ij}^{\max} = \arg \max \{ p_{ij}^{\text{pes}} \}$ . Задать  $r_{xy} = p_{ij}^{\max}, r_{xy} \in \mathbb{R}$ . i=1 m
- Шаг 10. Если y < Rn d, то y = y + 1 и на шаг 3, иначе на шаг 11.
- Шаг 11. y = 1. Если x < Cn d, то x = x + 1 и на шаг 3, иначе на шаг 12.
- Шаг 12. Заменить каждое  $r_{xy}$ , x = 1, ..., Cn, y = 1, ..., Rn на уникальный порядковый номер  $n \in [1,...,Rn imes Cn]$  так, что минимальное  $r_{xy}$  будет  $r_{xy}^{\min} = 1$ , а максимальное  $-r_{xy}^{\max} = Rn \times Cn$ . Шаг 13. Конец.

Рассмотрим алгоритм получения  $\mathbf{I}^t$  из исходного  $\mathbf{I}^{t-1}$ , используя информацию о порядке преобразования элементов (пикселей). Отметим, что в данном алгоритме присутствует параметр — критерий останова  $K_{\text{остан}}$ . Если задать критерий останова как  $K_{\text{остан}} = 1$ , то это будет означать, что результирующее изображение будет соответствовать моменту времени (t + 1). Если, например, задать  $K_{\text{остан}} = 0.5$ , то результирующее изображение будет соответствовать моменту времени (t + 0.5). Таким образом, с помощью Костан исследователь может регулировать момент времени, на который получает результирующее изображение внутри временного интервала (t; t+1).

- Шаг 1. Начало.
- Шаг 2. Задать критерий останова  $k_{\text{остан}}$ , максимальное количество итераций Махитер.
- Шаг 3. Задать переменные циклов  $n_{xy} = 1$ , Iter = 0.
- Шаг 4. Разместить скользящее окно на I, центральный элемент окна в позиции [x, y] с порядковым номером  $r_{xy}$ .
- Шаг 5. Сформировать M<sub>КА</sub> из соответствующих элементов I.
- Шаг 6. Определить  $i = c_{kh}$ .
- Шаг 7. Рассчитать  $\mathbf{P}_i^{\text{вер}} = [p_{i1}^{\text{вер}} p_{i2}^{\text{вер}} \dots p_{im}^{\text{вер}}]$  и  $\mathbf{P}_i^{\text{пр}} = [p_{i1}^{\text{пр}} p_{i2}^{\text{пр}} \dots p_{im}^{\text{пр}}].$

Шаг 8. Сформировать  $\mathbf{P}_i^{\text{доп}} = [p_{i1}^{\text{доп}} p_{i2}^{\text{доп}} \dots p_{im}^{\text{доп}}]$ . Элемент  $p_{ij}^{\text{доп}}, j = 1, \dots, M$  представляет элемент (пиксель) карты соответствия типа  $\omega_j$ , построенные с помощью функций пространственного анализа. Если карты соответствия не построены, то соответствующие им элементы  $p_{ij}^{\text{доп}}$  принимаются равными значению 1/M для всех типов поверхности и в дальнейшем на процесс моделирования влияния не оказывают.

Шаг 9. Рассчитать 
$$\mathbf{P}_i^{\text{pes}} = [p_{ij}^{\text{pes}}] = [p_{ij}^{\text{вер}} + p_{ij}^{\text{пр}} + p_{ij}^{\text{поп}}], j = 1, ..., M$$
, нор-  
мировать  $p_{ij}^{\text{pes}}, j = 1, ..., M$  так, что  $\sum_{j=1}^{m} p_{ij}^{\text{pes}} = 1$ .

Шаг 10 . Выбрать 
$$p_{ij}^{\max} = \operatorname*{arg\,max}_{i=\overline{1,m}} \{p_{ij}^{\mathsf{pes}}\}.$$

- Шаг 11. Генерировать случайное число  $r_{\text{rnd}} \in [0, ..., 1)$ .
- Шаг 12. Если  $r_{\rm rnd} < p_{ij}^{\rm max}$ , то  $c'_{kh} = j$  и  $m_{ij}^{\rm ox} = m_{ij}^{\rm ox} 1$ , иначе  $c'_{kh} = i$   $(c'_{kh} \in \mathbf{I}')$ .
- Шаг 13. Если  $n_{xy} < Rn \times Cn$ , то  $n_{xy} = n_{xy} + 1$  и на шаг 4, иначе на шаг 14.
- Шаг 14. Рассчитать общее количество не преобразованных пикселей  $S_{\text{пикс}} = \sum_{\substack{i=1 \ i=1}}^{M} m_{ij}^{\text{ож}}; Iter = Iter + 1.$

Шаг 15. Если  $Iter = Max_{итер}$ , то на шаг 16.

Шаг 16. Если  $(Rn \times Cn - S_{\text{пикс}})/(Rn \times Cn) < K_{\text{остан}}$ , то  $\mathbf{I} = \mathbf{I}'$  и на шаг 3, иначе на шаг 17.

Шаг 17. Конец.

Результатом работы этого алгоритма будет смоделированное изображение  $\mathbf{I}^t$ . Для того, чтобы получить изображения  $\mathbf{I}^{t+1}$  на момент времени t+1,  $\mathbf{I}^{t+2}$  на момент времени t+2 и т. д., необходимо лишь, в соответствии с алгоритмом, изложенным в п. 4.3.1, пересчитывать матрицу ожидаемых переходов  $\mathbf{M}_{\text{ожид}}$ , исходя из  $\mathbf{M}_{\text{факт}}$ , получая тем самым  $\mathbf{M}_{\text{факт}}$  для следующего момента времени.

# § 4.4. Исследование алгоритмов моделирования изменений земной поверхности

**4.4.1. Постановка задачи исследования.** Проведенный в гл. 1 анализ показывает, что динамику изменений земной поверхности можно представить как процесс, при котором элементы (пиксели изображения) одного типа земной поверхности заменяются элементами другого типа. Причем такие изменения имеют пространственную корреляцию, и в процессе отмеченной выше замены элементов происходит увеличение или уменьшение площади, занимаемой теми или иными типами земной поверхности. Примеры такой замены одних типов земной поверхности на другие хорошо известны — рост городских застроек

за счет пригородной территории, неконтролируемая вырубка лесных массивов и т.п.

Согласно описанию многоэтапного подхода к анализу динамики, представленному в § 3.1, основными входными данными для моделирования изменений земной поверхности являются два разновременных АИ, на которых должны быть отражены тенденциозные изменения, происходящие на земной поверхности. В то же время, результатом заключительного этапа подхода являются прогнозные карты, получаемые на моменты времени (t + 1), (t + 2) и т. д. Как было отмечено в п. 1.7.3, существует проблема *оценки точности* построенной прогнозной карты на момент времени t, так как необходимо иметь *реальные данные* на этот же момент времени.

Это означает, что для оценки эффективности молелирования необходимо наличие целого ряда разновременных АИ. Получение подобного набора реальных АИ практически затруднено, вследствие проблем, указанных в п. 1.7.3. Поэтому необходимо создание таких модельных разновременных изображений, которые имитировали бы статистические характеристики реальных АИ, а также тенденциозные изменения. происходящие на земной поверхности. Для этого предлагается использовать набор изображений (в данном случае четырех), отличающихся линейным изменением плошали кажлого из классов на изображении. Причем изменение площади фрагментов соответствующих типов происходит изотропно, то есть с одинаковым приращением во все стороны. Такое изменение площади фрагментов соответствует ситуации, часто встречаемой на практике, когда рост или угнетение типа земной поверхности одинаково со всех сторон. Кроме того, если не удалось построить вероятностные карты соответствия (то есть нет никаких априорных ограничений на распространение типов), то предполагают, что рост (угнетение) типов поверхности во все стороны равновероятно. В качестве иллюстрации сказанного, приведем пример одного набора таких модельных изображений (рис. 4.21), из которого видно, каким образом происходит изменение площади классов (типов) от изображения к изображению.

Выше неоднократно отмечалась значимость этапа автоматизированной интерпретации АИ, результаты которой представляют как самостоятельное значение, так и используются в качестве основных входных данных для формирования прогнозных тематических карт. Формирование этих карт происходит с использованием КА, функционирование которых основано на использовании различных вероятностных составляющих. Принимая во внимание вышеизложенное, проведем исследования, которые продемонстрируют:

- влияние этапа интерпретации АИ на точность полученных прогнозных тематических карт;
- эффективность предложенного вероятностного подхода к определению правил функционирования клеточных автоматов.





Рис. 4.21. Пример набора используемых модельных изображений

Для проведения этих исследований будем использовать предложенные наборы модельных изображений, пример которых показан на рис. 4.21. Причем разновременной ряд изображений, который непосредственно будет использован для исследований, будет формироваться из трех последовательных изображений такого набора. Первое и второе изображения будут представлять собой аналоги двух разновременных АИ на моменты времени (t - 1) и t, поступающих на вход многоэтапного подхода, а третье изображение будет использовано в качестве эталонного изображения, и будет отражать состояние фрагмента земной поверхности на момент времени (t + 1). Результат интерпретации этого изображения будет использоваться в качестве эталонной карты, по которой будет оцениваться точность полученной прогнозной тематической карты.

Для того, чтобы получить результаты исследований требуемой статистической достоверности с доверительной вероятностью 95 %, сформируем десять аналогичных рядов из изображений типа № 1-4, а в качестве оценки будем использовать среднее значение по результатам всех проведенных экспериментов. При этом каждый ряд из трех последовательных изображений предлагается формировать с помощью различных комбинаций исходных изображений, приведенных на рис. 4.21. В табл. 4.3 в качестве примера приведены четыре такие комбинации, используемые в исследованиях.

№ способа комбинации	Первое изображение	Второе изображение	Эталонное изображение
1	Nº 1	№ 2	№ 3
2	№ 2	№ 3	№ 4
3	№ 4	№ 3	№ 2
4	№ 3	№ 2	№ 1

Таблица 4.3. Правила формирования комбинаций изображений

**4.4.2. Зависимость точности прогнозных тематических карт от точности интерпретации исходных аэрокосмических изображений.** Принимая во внимание постановку задачи из п. 4.4.1 были проведены исследования влияния этапа интерпретации АИ на точность получаемых прогнозных тематических карт.

Каждое изображение было проинтерпретировано методами статистической и нейросетевой классификации, которые реализуют этап интерпретации многоэтапного подхода. Кроме того, интерпретация каждого изображения также выполнялась с помощью традиционной байесовской классификации с параметрической оценкой УПР. Зависимость точности построения прогнозных карт от метода или алгоритма, используемого на этапе интерпретации для случая с набором модельных разновременных изображений (используемых далее при моделировании), представлена на рис. 4.22*a*.

Затем, в соответствии с этапом моделирования, результаты данной классификации в виде разновременных тематических карт, были использованы для формирования прогнозной карты на момент времени t + 1. Полученная карта сравнивалась с эталонной тематической картой. Соответствующие результаты оценок точности для каждого из четырех способов формирования комбинаций изображений приведены на рис. 4.226. На оси абсцисс показаны различные виды комбинаций четырех модельных изображений, имитирующих разновременные АИ. Так, запись  $1, 2 \rightarrow 3$  означает, что расчет параметров и построение прогнозной карты проводилось на основе модельных изображений № 1 и № 2, а точность полученной прогнозной карты оценивалась по изображению № 3. Видно, что точность прогнозных карт, где для интерпретации использовались более точные методы статистической и нейросетевой классификации, значительно выше, чем те же результаты, полученные с использованием значительно менее точного традиционного алгоритма классификации, основанного на параметрической оценке УПР и использующего данные исключительно из спектральных каналов классифицируемого изображения.

В подтверждение полученных численных оценок точности описанных выше экспериментов, на рис. 4.23 в качестве примера приведены результаты моделирования для различных методов и алгоритмов



Рис. 4.22. Зависимость точности построения прогнозных карт от метода или алгоритма, используемого на этапе интерпретации: *а* — интерпретация изображений, *б* — моделирование для различных комбинаций изображений; *1* — традиционный алгоритм классификации, *2* — статистический метод классификации, *3* — нейросетевой метод классификации

интерпретации исходных модельных изображений, полученных на различные последовательные моменты времени.

Они визуально демонстрируют существенное различие в результатах моделирования при использовании на этапе интерпретации различных (более и менее точных) методов и алгоритмов.

Обобщая результаты исследований интерпретации и формирования прогнозных карт, представленные на рис. 4.22–4.23, можно сделать вывод, что точность интерпретации разновременных АИ оказывает существенное влияние на точность моделирования.

Все это говорит о важности проблемы получения точных тематических разновременных карт при решении задач анализа изменений земной поверхности с использованием АИ. Как видно из рис. 4.23, особенно это важно в задачах долговременного прогнозирования развития явлений земной поверхности, так как с течением времени «зашумленность» прогнозных карт увеличивается.



Рис. 4.23. Пример прогнозных карт, полученных для последовательных моментов времени при использовании традиционного (байесовского) алгоритма классификации (*a*) и статистического метода классификации (*б*)

4.4.3. Исследование эффективности вероятностного подхода к определению правил функционирования клеточных автоматов. Для провеления исследований эффективности вероятностного подхола к опрелелению правил функционирования КА были использованы комбинации разновременных изображений, аналогичные тем, что были использованы в описанных выше исследованиях (п. 4.4.2). Оценка точности получаемых прогнозных карт проволилась аналогично с использованием КИС. Для проведения моделирования изменений. основанного на предложенном подходе к вероятностному определению правил функционирования КА, необходимо получить проинтерпретированные тематические карты. Эти карты в данном случае были получены наиболее точным из двух разработанных методов — методом статистической классификации. Большая точность этого метода подтверждена результатами описанных выше исслелований.

Напомним, что в соответствии с алгоритмами моделирования, основанными на использовании КА и рассмотренными ранее в п. 4.3.2, для определения правил функционирования используется три составляющих  $p_{ij}^{\text{доп}}$ ,  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$ . Вероятностные карты, учитывающие  $p_{ij}^{\text{доп}}$ , строятся с использованием функций пространственного анализа и несут в себе вероятностную информацию, формируемую на основе априорных знаний об особенностях исследуемой территории. Как было отмечено в главе 1, такая информация часто трудно формализуема и может быть недоступна. Поэтому предлагается исследовать алгоритмы, реализующие моделирование изменений земной поверхности исключительно на основе  $p_{ii}^{\text{вер}}$  и  $p_{ii}^{\text{пр}}$ , получаемых только с использованием имеющихся разновременных тематических карт. В исследованиях будем формировать правила функционирования КА тремя способами:

1. На основе информации только о вероятности перехода анализируемого пикселя в тот или иной тип земной поверхности.

2. С использованием  $p_{ij}^{\text{вер}}$ . 3. С использованием  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$  совместно (что соответствует предложенным правилам функционирования KA).

В § 1.6 приведена информация о ГИС Idrisi32, в которой реализована модель, позволяющая получать прогнозные карты по разновременным тематическим картам. Эта модель реализована в виде программного модуля *CA* Markov. Используя те же разновременные изображения, проведем исследование эффективности предлагаемого вероятностного подхода к определению правил функционирования КА и исследование эффективности программного модуля CA\_Markov для решения задач формирования прогнозных карт. Примем доверительную вероятность 95%, а в качестве исходных данных будем использовать данные, аналогичные тем, что применялись при проведении эксперимента, описанного выше. То есть используем десять рядов изображений типа № 1-4, приведенных на рис. 4.21, а также четыре варианты комбинаций этих изображений из табл. 4.3. В качестве оценки точности



Рис. 4.24. Зависимость точности прогнозных карт от используемых вероятностных параметров при определении правил функционирования КА: 1 -использование информации о вероятности перехода только анализируемого пикселя, 2 -использование только  $p_{ij}^{\text{вер}}$ , 3 -использование  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$  совместно, 4 -моделирование с помощью модуля  $CA_{-Markoo}$ 

прогнозных карт будем использовать среднее значение по результатам всех проведенных экспериментов.

Диаграммы на рис. 4.24 показывают существенное увеличение точности моделирования при определении правил КА согласно способу 3. Видно, что точность прогнозных карт, получаемых путем моделирования с помощью модуля *CA\_Markov*, значительно ниже точности, доставляемой разработанным алгоритмом моделирования, в основе которого лежат вероятности  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$ .

Все это позволяет сделать вывод о значимости совместного использования вероятностных компонентов  $p_{ij}^{\text{вер}}$  и  $p_{ij}^{\text{пр}}$ , и об эффективности применения предлагаемого вероятностного подхода к определению правил функционирования КА. По результатам проведенных экспериментов установлено, что величина математического ожидания ошибки КИС при формировании прогнозных карт не превысила 4–5%.

## § 4.5. Выводы по главе

Разработка конкретной информационной системы из семейства информационных систем для анализа динамики земной поверхности является важным и необходимым этапом комплексной апробации предложенной концепции создания подобного семейства систем. Математическую основу такой системы составил ряд оригинальных методов и алгоритмов, которые были тщательно исследованы, выявлена их эффективность и пределы применимости. Полномасштабные исследования предложенных методов и алгоритмов проводились как с использованием модельных изображений с различными статистическими характеристиками классов (типов) земной поверхности, различным количеством каналов и размером выборок, так и с использованием реальных АИ от нескольких систем ДЗЗ.

В частности, для реализации этапа интерпретации АИ были предложены метолы статистической и нейросетевой классификации, в основе которых — лвухэтапная схема и байесовское решающее правило. При реализации процелуры классификации АИ использовался алгоритм. базирующийся на непараметрической оценке плотности распределения признаков и на формировании вторичного признакового пространства на основе марковских случайных полей и характеристик Харалика. В качестве непараметрической оценки плотности распределения выступает оценка условной плотности распределения (УПР) по методу k-NN или оценка типа Розенблатта – Парзена, при этом рост вычислительной эффективности оценки по методу k-NN достигается за счет более быстрого поиска ближайших соседей с помошью оригинального алгоритма индексирования признакового пространства. Алгоритм, реализующий нейросетевой метод классификации. отличает более простой подход к формированию вероятностных карт. позволяющий учитывать текстурные признаки без их специального расчета и какой-либо оптимизации полученного признакового пространства.

Результаты проведенных исследований показали высокую точность предложенных и разработанных методов и алгоритмов, а также более высокую вычислительную эффективность нейросетевого метода классификации в сравнении со статистическим методом. В то же время более простой способ формирования признакового пространства в нейросетевом методе ведет к снижению точности на 3-5%. Доверительные интервалы средней ошибки распознавания, рассчитанные для статистического и нейросетевого методов, оказались более широкими для нейросетевого метода, что также говорит о большей надежности и точности результатов, доставляемых статистическим методом. На основании результатов исследований предложен комбинированный алгоритм непараметрической оценки УПР, основанный на модифицированном алгоритме оценки УПР по методу k-NN и известном алгоритме оценки УПР РП. Он обеспечивает более эффективную классификацию в пространстве признаков большой и малой размерности.

Предложены оригинальные алгоритмы моделирования изменений земной поверхности, основанные на использовании вероятностного правила функционирования КА и марковских цепей, позволяют по двум разновременным тематическим картам получать прогнозные тематические карты, на которых отражаются ожидаемые изменения земной поверхности с помощью интерпретации АИ. Исследование точности прогнозных карт, полученных с помощью тех или иных алгоритмов моделирования изменений земной поверхности, является не тривиальной задачей. В нашем случае при проведении таких исследований в качестве входных данных были использованы модельные разновременные изображения, отражающие тенденциозные изменения, характерные для реальных фрагментов земной поверхности. Результаты этих исследований показали уровни значимости каждой вероятностной характеристики предлагаемых правил функционирования КА и более высокую точность полученных прогнозных карт при учете используемых вероятностных характеристик, чем точность карт, созданных с помощью модуля *CA\_Markov*, реализованного в ГИС Idrisi32.

## Глава 5

## ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ДИНАМИКИ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Описываются базовые программные средства, положенные в основу ПО разрабатываемой системы анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ, а также приводится структура ПО этой системы. Указывается ряд особенностей программной реализации системы, включая особенности создания интерфейса пользователя и оригинальных программных подсистем. Эти подсистемы реализованы с использованием рассмотренных в главе 4 методов и алгоритмов, положенных в основу создания частной информационной системы анализа динамики.

## § 5.1. Базовые программные средства системы

В главе 3 в соответствии с концепцией создания систем анализа динамики земной поверхности предложена обобщенная структура семейства информационных систем, компонентами которой являются базовые подсистемы других производителей и оригинальные подсистемы разработки авторов. Рассмотрим сначала базовые подсистемы.

**5.1.1. Выбор базовой системы предварительной обработки и визуализации аэрокосмических изображений.** Как показано в § 2.3, в настоящее время на рынке коммерческого ПО присутствует ряд систем обработки и интерпретации АИ, среди которых можно выделить систему ER Mapper 5.5 [87] и использовать ее в качестве базовой для разработки системы анализа динамики земной поверхности. Такой выбор определен широкими возможностями системы ER Mapper 5.5 для решения задач предварительной обработки и визуализации многозональных АИ, наличием в ее составе библиотеки базовых функций для работы с изображениями, а также в связи с тем, что в Институте «Кибернетический центр» ТПУ имеется значительный опыт разработки дополнительного ПО на базе этой системы.

Базовые функциональные возможности обработки растровых изображений системы ER Маррег 5.5 поддерживаются программной библиотекой ER Mapper SDK [132], распространяемой на некоммерческой основе компанией Earth Resource Mapping. Форматы данных этой системы документированы и существуют все возможности их использования для разработки собственной программной системы. Данные хранятся в двух файлах — заголовочном, содержащем информацию общего характера (формат ASCII, расширение \*.ers) и двоичном файле с данными (формат BIL, без расширения). Программная часть библиотеки ER Mapper SDK представляет собой модули DLL (*динамически связываемых библиотек*), доступ к функциям которых легко осуществляется средствами многих языков программирования на платформе OC Windows. Самостоятельная разработка аналогичных функций обработки растровых изображений потребовала бы огромных трудозатрат.

5.1.2. Выбор базовой геоинформационной системы. На одном из этапов предложенного многоэтапного подхода к анализу динамики земной поверхности требуется построение карт соответствия для различных типов земной поверхности, которое удобно осуществить с помощью набора функций пространственного анализа при работе с растровыми изображениями, представленного в какой-либо стандартной ГИС. Несомненными лидерами на рынке ГИС являются программные продукты фирм MapInfo Corporation [109] и ESRI [90]. Эти пролукты представляют собой ПО векторно-растровых полнофункциональных ГИС, отличающееся достаточно высокой ценой. Учитывая, что ГИС должна обладать небольшим набором функций пространственного анализа, включаемых в ПО создаваемой системы, выбор дорогостоящей полнофункциональной ГИС выглядит необоснованным. В несколько раз более дешевой, но при этом обеспечивающей требуемую функциональность является растровая ГИС Idrisi 32 (Университет Кларка. США) [85]. Она одной из первых была наделена некоторыми экспериментальными функциями моделирования изменений земной поверхности и реализует различные критерии оценки результатов такого моделирования. Все это в совокупности с предложенными и разработанными оригинальными подходами, методами и алгоритмами для интерпретации АИ и собственно для анализа динамики земной поверхности может оказаться полезным при решении самых различных прикладных задач. Кроме того, ГИС Idrisi 32 имеет собственные средства импорта данных общепринятого формата BIL, также используемого выбранной базовой системой обработки АИ ER Mapper 5.5., что позволит облегчить взаимодействие между модулями этих систем и разрабатываемым ПО. Учитывая все вышеизложенное, выбор был сделан в пользу ГИС Idrisi 32.

**5.1.3. СУБД для работы с данными в системе.** Разрабатываемая система должна обеспечивать надежное хранение данных в виде БД и предоставление пользователю системы различного рода информации из таких БД. Это может быть атрибутивная информация, обученные нейросети, АИ, а также результаты их обработки и интерпретации.

Наиболее эффективный на сегодняшний день механизм работы с такой информацией, хранимой в виде БД, предоставляется с помощью

современной СУБД. Основными требованиями к СУБД при решении различных задач с помощью разрабатываемой системы являются:

1. Наличие развитых средств поддержки таких объектов БД как представления, хранимые проиедиры и финкции.

2. Высокая эффективность обработки больших объемов данных.

3. Надежность хранения данных.

4. Возможность многопользовательской работы.

В настоящее время все промышленные СУБД класса Oracle [33] или MS SQL Server [116] удовлетворяют выдвинутым требованиям и являются наиболее распространенными. Поэтому, учитывая меньшую стоимость, а также возможность более тесной интеграции продуктов фирмы Microsoft, в качестве базовой СУБД была выбрана MS SQL Server 2000.

**5.1.4. Способы реализации нейросетевой имитации.** Традиционно использование нейросетей сопряжено с функциями задания различных параметров (топологических, обучения) нейросетей и контроля процесса их обучения. ПО, реализующее такие функции, принято называть *нейросетевыми имитаторами* или *нейроимитаторами* [43]. В создаваемой программной системе для реализации нейросетевого метода, алгоритмическое обеспечение которого описано в п. 4.1.6, необходимо наличие функций нейросетевой имитации. Существует несколько вариантов реализации таких функций:

1. Использовать готовый нейросетевой имитатор, представленный в коммерческой программной системе.

2. Использовать отдельные функции такого коммерческого нейросетевого имитатора посредством динамического подключения библиотек.

3. Создать собственные программные средства нейросетевой имитации.

4. Использовать свободно распространяемые библиотеки нейросетевых функций.

Варианты 1 и 2 требуют наличия коммерческих программных систем типа представленной в [43], отличающихся большим набором функциональных возможностей, развитыми средствами визуализации и высокой ценой. Кроме того, использование варианта 1, как правило, заставляет пользователя разбираться в тонкостях практического и теоретического использования ПО нейросетевой имитации. Основным недостатком реализации нейросетевого имитатора согласно варианту 3 являются большие трудозатраты.

Учитывая недостатки вариантов 1–3, выбор был сделан в пользу варианта 4. В качестве примеров широко используемых свободно распространяемых библиотек можно назвать библиотеку SNNS [129] или библиотеку классов С. Короткого, описанную в [100]. Исходные тексты библиотеки SNNS достаточно объемны и представляют универсальные возможности нейросетевой имитации. В то же время, практический опыт использования подобных программных нейроимитаторов показывает, что в создаваемое ПО системы требуется включить только небольшую часть программных модулей, представляющих функциональные возможности нейросетевой имитации [26, 28, 29, 111–113]. Поэтому, учитывая существующий опыт, накопленный в лаборатории Геоинформационных систем ТПУ по работе с библиотекой классов из [100], ее наглядность и документированность, позволяющую легко реализовать только необходимые возможности нейросетевой имитации, а также полную совместимость с платформой Win32 (в отличие от *SNNS*, разработанной первоначально под OC Unix), в качестве базового набора функций, реализующих возможности нейросетевой имитации, была выбрана библиотека классов С. Короткого из [100].

**5.1.5.** Среды разработки программного обеспечения системы. При выборе интегрированной среды разработки рассматривались следующие альтернативы: Borland Delphi 6.0 [19, 58] и Borland C++ Builder 6.0 [71] фирмы Borland и Microsoft Visual C++ 6.0 [34] фирмы Microsoft. Перечисленные системы на сегодняшний день являются наиболее распространенными для программной платформы Win32 [20, 55].

Разрабатываемую программную систему можно представить в виде двух составляющих — пользовательской интерфейсной и вычислительной. В результате анализа для создания интерфейсной части системы была выбрана интегрированная среда разработки Borland Delphi 6.0 с языком Object Pascal. Эта среда имеет более развитые средства визуального программирования, в Институте «Кибернетический центр» ТПУ накоплен обширный опыт ее применения для создания приложений различного типа, освоены инструментальные средства, существующие в рамках данной среды разработки, подробно изучена библиотека стандартных компонентов и методы их использования.

В то же время для реализации вычислительной части создаваемой системы была выбрана среда Microsoft Visual C++ 6.0. Такой выбор обусловлен возможностью более гибкой работы с оперативной памятью ЭВМ, а компилятор данной среды обеспечивает более высокую степень оптимизации двоичного кода по сравнению с аналогами. Все это делает реализацию сложных алгоритмов в данной среде очень эффективной в вычислительном плане.

Взаимодействие между программными частями, созданными с использованием разных сред и языков программирования, осуществляется посредством вызова соответствующих функций из динамически связываемых библиотек.

### § 5.2. Особенности программной реализации системы

**5.2.1.** Структура программного обеспечения. На основе схемы обобщенной структуры системы и требований к системе из п. 3.5, разработана детальная структура ПО системы. ПО системы представляет из себя ряд подсистем, базирующихся на ПО других производителей

и на оригинальном ПО, созданном с учетом результатов исследований методов и алгоритмов из главы 3. Связь между этими подсистемами на уровне обмена данными осуществляется с помощью единого обменного формата или программных средств импорта/экспорта. Каждая подсистема состоит из нескольких программных модулей (далее — просто модулей).

ПО системы функционирует на компьютерах типа IBM PC под управлением операционной системы Windows 98/NT/2000, а объем оригинального исходного кода программ системы составляет более 9000 строк на языках C++ и Object Pascal.

На рис. 5.1 показана структурная схема ПО системы. Кроме оригинальных подсистем (закрашенных серой заливкой), представлено ПО базовых систем ER Mapper 5.5, ГИС Idrisi 32 и СУБД MS SQL Server 2000. Отметим, что в составе ПО этих систем имеется множество различных модулей, но на рис. 5.1 представлены только те модули, которые необходимы для функционирования созданной системы. Рассмотрим кратко структуру каждой из оригинальных подсистем.

Подсистема формирования признакового пространства с использованием текстурных признаков. Состоит из двух модулей. первый реализует различные характеристики харалика и использует ряд параметров, задающих матрицу смежности и размер анализируемой окрестности. Другой реализует текстурные характеристики на основе марковских случайных полей. В нем имеется возможность задания порядка соседства и параметра контрастности.

Подсистема статистической классификации. Ее программные средства позволяют реализовывать предлагаемую в данной работе двухэтапную схему классификации. Эта подсистема включает три основных модуля, представленных на рис. 5.2.

Подсистема нейросетевой имитации. Эта подсистема предназначена для реализации функций традиционной нейросетевой имитации, заключающихся, главным образом, в создании и обучении нейросети, а также получении «отклика» нейросети. Нейросетевая имитация реализована с помощью объектно-ориентированной библиотеки базовых классов.

Особенности программной реализации нейросетевого имитатора более подробно описаны ниже. Результаты нейросетевой имитации в виде вероятностных карт могут быть использованы в качестве входных данных в подсистеме статистической классификации.

Подсистема моделирования изменений земной поверхности. Использует ранее полученные в результате интерпретации разновременные тематические карты (изображения) для выявления тенденций изменения земной поверхности, проведения моделирования изменений земной поверхности, и формирования результатов этого моделирования в виде прогнозной карты (карт) на разные моменты времени. Структура подсистемы представлена на рис. 5.3.



Рис. 5.1. Структурная схема ПО системы







Подсистема хранения данных. Предназначена для обеспечения надежного хранения и оперирования данными в БД. Отметим, что подсистема реализована в клиент-серверной архитектуре, что позволяет обеспечивать многопользовательский доступ к этим БД. В качестве базовой СУБД выше была выбрана СУБД MS SQL Server 2000. В качестве механизма доступа к СУБД используется технология Microsoft ActiveX Data Objects (ADO).

Как следует из схемы структуры ПО системы (рис. 5.1), подсистема хранения данных обеспечивает работу с двумя различными БД. БД<sub>1</sub> предназначена для хранения различной атрибутивной информации, АИ и результатов их обработки и интерпретации. Разработка структур данных БД<sub>1</sub> и другие детали проектирования и реализации являются традиционными, достаточно простыми и поэтому здесь подробно рассматриваться не будут. БД<sub>2</sub> предназначена для реализации оригинального подхода к хранению и автоматизированному поиску нейросетей (см. п. 4.1.7). Рассмотрим более подробно некоторые детали реализации подсистемы хранения данных в части хранения и автоматизированного поиска нейросетей.



Рис. 5.4. Основные элементы диаграммы «сущность-связь» БД<sub>2</sub> для хранения и поиска нейросетей



Рис. 5.4. (продолжение). Основные элементы диаграммы «сущность-связь» БД<sub>2</sub> для хранения и поиска нейросетей

**5.2.2. Хранение и поиск нейросетей.** Для облегчения и ускорения поиска ранее обученных нейросетей был предложен подход к их автоматизированному поиску, который следовало реализовать с использованием концепции БД. Основой для хранения и поиска нейросетей является БД<sub>2</sub> и прикладной интерфейс, реализованный в среде СУБД MS SQL Server 2000 с использованием представлений (View) и хранимых в БД<sub>2</sub> функций. Рассмотрим особенности реализации серверной части рассматриваемой подсистемы.

Основные элементы схемы данных, в которой сохраняется необходимая информация для хранения и поиска нейросетей, удобно представить в виде диаграммы «сущность-связь» (рис. 5.4), созданной с использованием среды разработки Sybase PowerDesigner 9.0. Видно, что данные, которые хранятся в таблице Данные хранимых выборок, представляют собой данные обучающих выборок, соответствующих конкретным типам земной поверхности. При этом в таблице Данные контрольных выборок хранятся только значения одного из типов земной поверхности, для которого производится попытка найти нейросеть.

Учитывая возможный многопользовательский характер работы с нейросетями в БД<sub>2</sub>, в диаграмме на рис. 5.4 присутствует сущность *Пользователи*, которая связывает текущего пользователя и созданные им контрольные выборки.

Для быстрого вычисления значения критерия сравнения контрольной и хранимой выборок в БД<sub>2</sub> использованы два представления: Положительные разности и Отрицательные разности. Применение этих представлений позволит при необходимости быстро получить набор значений положительных и отрицательных разностей для контрольной и хранимых выборок. Имея эти значения, можно быстро рассчитать значение критериев Вилькоксона для каждой подобной пары выборок.

Обеспечение поиска «подходящей» нейросети осуществляется путем временного размещения в БД<sub>2</sub> значений контрольных выборок, для каждого из типов земной поверхности. Контрольные выборки хранятся в БД<sub>2</sub> до момента завершения процесса поиска нейросети, после чего их значения удаляются. При этом для более эффективного использования преимуществ клиент-серверной архитектуры можно воспользоваться возможностями, представленными на стороне сервера. Для этого после завершения поиска «подходящей» нейросети со стороны клиента необходимо передать только имя хранимой процедуры Удаление записей контрольных выборок, после выполнения которой содержимое БД<sub>2</sub> возвращается к исходному состоянию.

**5.2.3.** Особенности создания интерфейса пользователя. Неотъемлемой частью разработки ПО системы анализа динамики по данным ДЗЗ является разработка пользовательского интерфейса. Система должна быть наделена большим количеством разнообразных функций, доступ к которым необходимо сделать удобным и интуитивно понятным пользователю. Верная группировка таких функций по соответствующим экранным формам, а также группировка и расположение их по форме во многом позволяют решить задачу создания дружественного человеко-машинного интерфейса [38]. В соответствии с такими требованиями была проведена разработка интерфейса пользователя системы, позволяющего обеспечить высокоэффективное



Определение параметров КА	Ранжирование пикселей
3 🔹 Размер окна	🔽 Включить
Использовать вероятности переходов	Итерационность 1+4 + Количество итераций
Использовать фактор насыщенности	<ul> <li>Сохранять результат каждой итерации</li> </ul>
П Использовать карты соответствия	Фильтоания
Карты соответствия	П Фильтровать
c:\SuitabilityMaps\maps.mps 🕞	5 🕏 Размер окна

Поиск нейросетей	×	🕒 Data Link Properties 🛛 🗙
Входной файл АИ e:\images\Landsat\la	ndsat_tm_year_1985.ers	Provider Connection Advanced All Specify the following to connect to SQL Server data:
Диапазоны [1-7	<u>e</u>	Select or enter a server name:     MIRROR     Enter information to log on to the server:     Control of the server:
Ганка выходных фан [e:\images\Landsat\ 	Пуск Выкод	Use Windows N1 Integrated security     Use a specific user name and password:     User name     Filterosoft Data Link     Vord
<ul> <li>Спастрони сравнения</li> <li>Критерии сравнения</li> <li>Вилькоксона</li> <li>Корреляции</li> </ul>	осетсяX Критерии отбора 3 ⊈ Пороговое кол-во НС 0.1 Пороговое СКО 0.3 Пороговое СКО (дообучение)	3 (C Sei V Test connection successed. Net OK V C C C C C C C C C C C C C C C C C C
Соединение с БД Пар	аметры соединения	Test Connection

Рис. 5.5. Некоторые экранные формы интерфейса пользователя системы анализа динамики земной поверхности

Название экранной формы	Название функции	Примечание		
	Генерировать апостериорные вероятности			
	Классификация			
	параметрическая	Байесовская классификация с параметрической оценкой УПР		
	непараметрическая (РП)	Байесовская классификация с оценкой УПР РП		
	непараметрическая (k-NN)	Байесовская классификация с оценкой УПР по методу k-NN		
Установки классификации	комбинированная	Байесовская классификация с оценкой УПР комбинированным алгоритмом оценки плотности		
	Вид обхода пространства	Используется, если		
	Z-кривая	необходимо индексирование признакового пространства		
	Н-кривая	* <u>-</u>		
	Использование признаков			
	одним классификатором	Классификация без преобразования ВК		
	набором классификаторов	Классификация с преобразованием ВК в ряд подмножеств		
	Априорные вероятности			
	равные			
	из файла апостериорных вероятностей	Необходимо применять для реализации второго этапа двухэтапной классификации		
	Параметры обучения			
Обичение	количество итераций			
	скорость обучения	Параметры алгоритма обучения нейросети		
	момент обучения	- A		

#### Таблица 5.1. Основные экранные формы интерфейса пользователя системы

Название экранной формы	Название функции	Примечание
	запоминать лучшую нейросеть	Запоминать нейросеть с наименьшей СКО обучения
	автоматическое уменьшение скорости обучения	Уменьшать скорость обучения с каждой итерацией
	Режим работы	
	обучение	Обучение нейросети
Обучение	ОТКЛИК	Получение «отклика» нейросети
	Параметры нейросети	
	входных нейронов	Не редактируемый параметр, задается исходя их количества каналов АИ
	выходных нейронов	
	скрытых нейронов	Выводится рекомендуемое, может редактироваться пользователем
	количество обучающих примеров	
	Определение параметров КА	
	размер анализируемой окрестности	Может принимать значения 3,5,7,
Настройка	использовать вероятности переходов	Вероятностный параметр при определении правил КА
моделирования	использовать фактор насыщенности	Пространственный параметр при определении правил КА
	использовать карты соответствия	
	Итерационность	
	количество итераций	Задается момент времени в будущем, на который строить прогнозную карту

Таблица 5.1. (*продолжение*). Основные экранные формы интерфейса пользователя системы

Название экранной формы	Название функции	Примечание
	сохранять результат каждой итерации	Сохраняется промежуточная прогнозная карта
Настройка поиска нейросети	Критерии отбора	Функции отбора «подходящей» нейросети
	пороговое количество нейросетей	Количество нейросетей для предварительного отбора
	пороговое СКО	При этом значении нейросеть «подходит» безусловно
	пороговое СКО (дообучение)	При этом значении нейросеть «подходит» с предварительным дообучением

Таблица 5.1. (*продолжение*). Основные экранные формы интерфейса пользователя системы

человеко-машинное взаимодействие. Перечень основных его функций, а также особенности их группировки приведены в табл. 5.1.

Интерфейс пользователя системы был разработан в среде Borland Delphi 6.0, выбор которой описан в п. 5.1.5., и позволяет реализовать базовые функции, представленные в табл. 5.1. Интерфейс отличает большой набор легко доступных пользователю функций. Некоторые экранные формы разработанного интерфейса представлены на рис. 5.5. в качестве примера.

**5.2.4. Программная реализация нейросетевого имитатора.** Реализация функций нейросетевой имитации, объединенных в соответствующей программной подсистеме, была выполнена с использованием объектно-ориентированного подхода (ООП) [7], на основе которого



Рис. 5.6. UML-диаграмма основных классов и атрибутов нейросетевого имитатора

Имя класса	Атрибуты и методы	Краткое описание
	Axon	Текущее значение аксона у нейрона
	Sigmoid	Вид сигмоидной функции согласно выражению (4.10)
Neuron	Sum	Взвешенная сумма синапсов (значение аргумента <i>S</i> , рис. 2.1)
	Error	Невязка значения атрибута Axon и значения из обучающей выборки (в процессе обучения)
	Init()	Инициализация весов синапсов значениями в пределах [0; 0.01]
	Normalize()	Нормализует значения входных сигналов в пределах —1;1]
Layer	NeuronsNum	Количество нейронов в текущем слое
	Propagate()	Нормальное функционирование слоя (сигнал — от входа к выходу)
	Init()	Инициализация слоя; приводит к выполнению метода Neuron::Init() для каждого нейрона
	Normalize()	Нормализация (выполняется только для входного слоя); приводит к выполнению метода <i>Neuron::Normalize()</i> для каждого нейрона
	Update()	«Подстройка» весов синапсов каждого нейрона текущего слоя в соответствии с алгоритмом обучения
	LayersNum	Количество слоев в сети
Not	Propagate()	Нормальное функционирование сети
INEL	Init()	Инициализация нейросети; приводит к выполнению метода <i>Layer::Init()</i> для каждого слоя нейросети
	Normalize()	Нормализация нейросети; приводит к выполнению метода <i>Layer::Normalize()</i> для каждого слоя нейросети

Таблица 5.2. Состав базовых классов подсистемы нейросетевой имитации

Имя класса	Атрибуты и методы	Краткое описание
	Connect()	При создании нейросети метод осуществляет связь между всеми аксонами предыдущего слоя и всеми синапсами следующего слоя
Net	Update()	«Подстройка» весов синапсов всей нейросети; приводит к выполнению <i>Layer::Update()</i> для каждого слоя нейросети

Таблица 5.2. (*продолжение*). Состав базовых классов подсистемы нейросетевой имитации

выполнено большинство современных программных систем, в том числе и программ нейросетевой имитации (нейроимитаторов).

Обратим внимание на некоторые основные детали реализации функций нейросетевой имитации, выполненных с использованием библиотеки базовых классов С. Короткого [100].

Пользуясь терминологией ООП отметим, что основными классами, реализующими функции нейросетевой имитации, являются классы *Neuron*, *Layer* и *Net*, которые связаны иерархически (рис. 5.6).

Краткое описание основных атрибутов и методов классов представлено в табл. 5.2.

В качестве формата данных, используемых для нейросетевой имитации, выбран общеизвестный формат ASCII. Использование такого формата данных предоставляет возможность применения наряду со встроенными средствами имитации, любой внешней, более развитой, программной системы нейросетевой имитации, поддерживающей этот формат данных.

## § 5.3. Выводы по главе

Создание семейства информационных систем наряду с разработкой оригинального математического обеспечения требует разработки и соответствующего ПО. Для этого на основе концептуальной обобщенной структуры системы из семейства разработана детальная структура ПО системы, в основе которой лежит как ПО собственной разработки, так и программные средства других производителей. В информационных системах семейства в качестве ПО других производителей были использованы следующие компоненты:

 программные средства предварительной обработки АИ и библиотека базовых функций работы с изображениями системы ER Mapper 5.5;
- СУБД MS SQL Server 2000 для работы с БД<sub>1</sub> и БД<sub>2</sub>, которые хранят обученные нейросети, АИ, результаты их обработки и интерпретации, а также дополнительную атрибутивную информацию;
- программные средства растровой ГИС Idrisi 32 для проведения пространственного анализа.

Оригинальной программной частью системы являются подсистемы, объединенные в рамках  $\Pi O$  *для решения прикладных задач* (рис. 3.6). Человеко-машинный интерфейс системы (интерфейс пользователя) разработан в среде Borland Delphi 6.0, а ПО оригинальных подсистем, учитывая требования к их высокой вычислительной эффективности, — в среде Microsoft Visual C++ 6.0. Взаимодействие между программными модулями, созданными с использованием разных сред и языков программирования, осуществляется посредством вызова соответствующих функций из динамически связываемых библиотек. Серверная компонента, необходимая для хранения различных данных, реализована с помощью языка Transact-SQL на основе СУБД MS SQL Server 2000, а в качестве механизма доступа к БД используется технология Microsoft ActiveX Data Objects.

### Глава б

### РЕЗУЛЬТАТЫ ПРАКТИЧЕСКОГО ПРИМЕНЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ

Приводятся результаты апробации созданного ПО системы на примере решения задачи анализа динамики земной поверхности по разновременным космическим снимкам системы ДЗЗ Landsat (ETM+). Также приводятся результаты апробации ПО на примере создания тематической карты территории Северо-Васюганского газоконденсатного месторождения по космическим снимкам системы ДЗЗ IRS.

# § 6.1. Применение системы для решения задачи анализа динамики земной поверхности

**6.1.1. Постановка задачи исследования.** Для полноценного тестирования информационной системы из семейства разработанных систем и оценки эффективности положенных в ее основу принципов, методов и алгоритмов необходима ее апробация путем решения реальной прикладной задачи анализа динамики земной поверхности.

Апробация системы проводилась при решении задачи анализа динамики для фрагмента территории Ханты-Мансийского автономного округа (ХМАО). Решение такой прикладной задачи должно позволить выявить существующие тенденции в изменении земной поверхности в зоне магистрального нефтепровода, проходящего через исследуемую территорию.

Были использованы снимки системы ДЗЗ Landsat (ETM+), полученные на 10 августа 1999 г., 6 сентября 2000 г. и 3 июля 2002 гг. Центром приема и обработки данных ДЗЗ Югорского НИИ информационных технологий. Все снимки имели уровень обработки 1G и были переведены в проекцию UTM на эллипсоиде WGS84 по данным орбитальной привязки. Учитывая точность проведенной геометрической коррекции и разрешение исходных АИ, рабочий масштаб тематических карт будет соответствовать картам масштаба 1:200 000.

Учитывая необходимость проверки работоспособности системы и оценки ее эффективности, в качестве базовых АИ для проведения интерпретации и моделирования будем использовать только АИ 1999 г. и 2000 г. В этом случае АИ на 2002 г. можно использовать в качестве тестового (эталонного) для оценки качества результатов интерпретации и моделирования в виде прогнозной карты на 2002 г. **6.1.2. Технология получения прогнозных карт.** В § 3.1 предложен многоэтапный подход к анализу динамики земной поверхности, этапы которого реализованы с помощью разработанного ПО системы. В соответствии с этим подходом и учетом особенностей системы (форматы данных, используемое ПО других производителей и т.д.), предложена технология получения прогнозных карт развития явлений земной поверхности, которые позволят дать представление о тенденциях, имеющих место на исследуемом фрагменте земной поверхности. Рассмотрим особенности этой технологии при решении поставленной задачи.

Этап 1. Из имеющихся космических снимков, покрывающих территорию XMAO, была составлена композиция, которая позволила выявить такие фрагменты для всех трех космических снимков, которые не закрыты облачным покровом и содержат общий фрагмент земной поверхности на исследуемой территории. Композиция этих космических снимков, полученная с помощью ПО системы ER Mapper 5.5, представлена на рис. 6.1.

Учитывая небольшие вариации космических снимков по фенологической фазе, имеется возможность построения обучающих выборок для одних и тех же типов земной поверхности, представленных на изучаемой территории в основном различными классами растительности.

Эman 2. Выбранные фрагменты космических снимков, которые являются общими для всех разновременных АИ, была подвергнуты неконтролируемой классификации по методу ISODATA.

Для этого использовалось ПО системы ER Mapper 5.5, а количество кластеров при неконтролируемой классификации было экспериментально принято равным десяти. С учетом результатов этой классификации, а также имеющихся данных наземных наблюдений, для каждого из космических снимков были построены обучающие выборки для таких типов земной поверхности как *пойменные участки, кустарники, мшистые болота* и *вода*. Затем все космические снимки были подвергнуты тематической интерпретации с помощью оригинального ПО подсистемы статистической классификации, что позволило получить разновременные растровые тематические карты, на которых представлены тематические классы, соответствующие построенным обучающим выборкам. Фрагменты соответствующих тематических карт представлены на рис. 6.2. Напомним, что фрагмент тематической карты на рис. 6.2*в* будет использован в дальнейшем в качестве эталона при оценке прогнозных тематических карт, полученных путем моделирования.

Этап 3. Заключается в построении вероятностных карт соответствия с помощью модулей ПО ГИС Idrisi 32, встроенных в систему. Для этого необходима дополнительная априорная информация о вероятности замещения одного типа земной поверхности другим в каждой точке изучаемой территории, на основании которой с использованием функций пространственного анализа могут быть построены карты





б

Рис. 6.1. Композиция исходных разновременных космических снимков (*a*) и общие фрагменты для всех снимков на исследуемую территорию (*б*)



Рис. 6.2. Фрагменты разновременных тематических карт, полученных с помощью ПО системы: a-1999г.,  $\delta-2000$ г.



Рис. 6.2. (*продолжение*). Фрагменты разновременных тематических карт, полученных с помощью ПО системы: *в* — 2002 г.

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники	Вода	Мшистые болота
Пойменные участки	0.375998	0.221505	0.001555	0.400942
Кустарники	0.101386	0.843558	0.000232	0.054824
Вода	0.09462	0.005566	0.812616	0.087199
Мшистые болота	0.043285	0.017094	0.002255	0.937366

Таблица 6.1. Матрица вероятностей переходов

соответствия. В данном случае такая априорная информация отсутствовала и не учитывалась на дальнейших этапах.

Этап 4. После того как тематические карты построены, используя ПО подсистемы моделирования изменений земной поверхности, рассчитываются численные характеристики изменений, происходящих на земной поверхности. Для этого формируются матрица вероятностей переходов (табл. 6.1) и матрица фактических переходов (табл. 6.2).

Расчет основывается на тематических картах, полученных с космических снимков 1999 и 2000 гг. Рассчитывается также матрица

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники Вода		Мшистые болота	
Пойменные участки	130818	77247 554		139822	
Кустарники	44624	375793	128	23614	
Вода	1073	58	8560	867	
Мшистые болота	38144	15356	2046	834497	

Таблица 6.2. Матрица фактических переходов

Таблица 6.3. Матрица ожидаемых переходов

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники	Вода	Мшистые болота
Пойменные участки	62924	96774 1000		187743
Кустарники	55534	328251	337	60038
Вода	1315	348	6944	1949
Мшистые болота	51835	35857	3642	798709

ожидаемых переходов (табл. 6.3), необходимая для получения тематической карты на следующий момент времени (2001 г.). Отметим, что матрица ожидаемых переходов и матрица фактических переходов формируются из пикселей соответствующих тематических карт (изображений), поэтому в табл. 6.2, табл. 6.3 и табл. 6.5 приводятся элементы матриц в пикселях. Используя информацию о вероятностных и других количественных тенденциях изменения исследуемой территории, содержащуюся в табл. 6.1–6.3, рассчитывается матрица средних значений насыщенности, которая необходима для определения правил функционирования КА при моделировании. Результаты этого расчета приведены в табл. 6.4.

Этап 5. После того, как вся необходимая вероятностная и другая количественная информация получена, проводится непосредственно моделирование изменений земной поверхности и получение прогнозной карты на 2002 г. (рис. 6.36). В качестве промежуточного результата моделирования, позволяющего оценить интересующие нас изменения земной поверхности на 2001 г., получена прогнозная тематическая карта на 2001 г. (рис. 6.3*a*).

Этап 6. Для того, чтобы осуществить дополнительную (сравнительную) оценку полученной с помощью ПО системы прогнозной карты на 2002 г., была сформирована еще одна прогнозная карта на 2002 г.



Рис. 6.3. Фрагменты прогнозных карт, полученные с помощью ПО системы: a-2001 г.,  $\delta-2002$  г.

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники	Вода	Мшистые болота	
Пойменные участки	0.293475	0.62907	3.618187	-0.181239	
Кустарники	-1.202167	1.113413	2.90909	-2.136832	
Вода	-5.148586	-4.03138	4.551272	-5.124147	
Мшистые болота	-0.70012	-0.823881	3.101082	0.596449	

Таблица 6.4. Матрица значений насыщенности исходной тематической карты на 2000 г.

Таблица 6.5. Матрица ошибок для прогнозной карты на 2002 г., полученная с помощью ПО подсистемы моделирования

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники	Вода	Мшистые болота
Пойменные участки	81901	35325	1124	49567
Кустарники	38388	373977	449	53228
Вода	139	72	8176	688
Мшистые болота	85557	55723	1330	902354

Эта карта (рис. 6.46) была получена с использованием аналогичных входных данных (разновременных тематических карт), что и в первом случае, но с помощью модуля *CA\_Markov*, представленного в ГИС Idrisi 32. Также во втором случае в качестве дополнительного, промежуточного результата моделирования была получена прогнозная карта на 2001 г. Заметим, что при получении прогнозных карт использовались параметры модуля *CA\_Markov*, задаваемые по умолчанию, а размер анализируемой окрестности КА был аналогичен размеру в первом случае и составлял 5х5. Результаты сравнения точности полученных прогнозных карт представлены в соответствующих матрицах ошибок в табл. 6.5 и 6.6.

КИС, рассчитанный по значениям табл. 6.5, составил 65%, а рассчитанный по значениям табл. 6.6, составил 55%.

Анализируя рис. 6.3 и 6.4, а также результаты, приведенные в табл. 6.5 и табл. 6.6, можно сделать вывод, что выявленные тенденции изменений земной поверхности фрагмента территории XMAO, более полное описание которых приведено ниже, нашли отражение на всех полученных прогнозных картах.



Рис. 6.4. Фрагменты прогнозных карт, полученные с использованием модуля  $CA\_Markov$  в составе ГИС Idrisi 32: a-2001 г.,  $\delta-2002$  г.

Тип Тип	Пойменные участки	Кустарники	Вода	Мшистые болота	
Пойменные участки	83888	41283	532	186635	
Кустарники	25258	366869	983	61406	
Вода	5866	1247	8483	3390	
Мшистые болота	55518	49585	1788	795267	

Таблица 6.6. Матрица ошибок для прогнозной карты на 2002 г., полученной модулем *CA\_Markov* 

При этом, сравнивая точность прогнозной карты на 2002 г., полученной с помощью ПО системы анализа динамики, с точностью такой же карты, но полученной с помощью ГИС Idrisi 32 (реальная тематическая карта — эталон на этот момент времени одна и та же для обоих случаев), во-первых, можно сделать вывод о подтверждении результатов исследований, полученных на модельных данных и описанных в § 4.2, и, во-вторых, можно сделать вывод, что с помощью ПО разработанной системы получена более точная прогнозная тематическая карта на 2002 г.

По результатам пространственного анализа тематической карты на 2000 г., выполненного с помощью модуля «Построение карт соответствия и проведения пространственного анализа» ГИС Idrisi 32, можно сделать вывод, что пойменные участки исследуемого фрагмента земной поверхности занимали общую площадь около 257.6 км<sup>2</sup>, а к 2002 г. по данным сформированной прогнозной карты — около 205.9 км<sup>2</sup>, то есть общая площадь пойменных участков уменьшилась приблизительно на 51.6 км<sup>2</sup>. В то же время мшистые болота на 2000 г. занимали общую площадь того же фрагмента земной поверхности около 1198.5 км<sup>2</sup>, а к 2002 г. — около 1258.1 км<sup>2</sup>, то есть можно говорить об увеличении площади данного типа земной поверхности на 59.6 км<sup>2</sup>. Водные объекты исследуемой земной поверхности, а также границы кустарников практически не претерпели никаких изменений, что хорошо видно из табл. 6.2 и 6.3 и прогнозных карт (рис. 6.3).

Проводя визуальный анализ тематических карт и полученных на их основе прогнозных карт, основываясь на результатах пространственного анализа, а также на данных из табл. 6.2 и 6.3, можно говорить о преимущественной замене пойменных участков на всей исследуемой территории на мшистые болота.

В итоге, говоря о численном сравнении на основе КИС полученных прогнозных карт на 2002 г. (рис. 6.36 и рис. 6.46) и имеющейся тематической карты на 2002 г. (рис. 6.2*в*), а также основываясь на результатах исследований с применением модельных разновременных изображений, можно сделать вывод о том, что разработанное ПО системы позволяет получать прогнозные карты, точность которых на несколько процентов выше, чем таких же карт, но полученных с помощью модуля *CA\_Markov* в составе ГИС Idrisi 32. Другим итоговым выводом является вывод о работоспособности и эффективности созданного ПО системы, позволяющей реализовать современную технологию решения задач анализа динамики земной поверхности по разновременным АИ.

## § 6.2. Применение системы для решения задачи тематического картирования

С помощью процедуры автоматизированной интерпретации разработанное ПО системы было использовано для тематического картирования территории Северо-Васюганского газоконденсатного месторождения (СВ ГКМ) в Томской области по панхроматическими и многозональным космическим изображениям индийской системы ДЗЗ IRS.

6.2.1. Постановка задачи тематического картирования. В рамках хоздоговора № 8-21/03, заключенного между Институтом «Кибернетический центр» ТПУ и ОАО «Востокгазпром», необхолимо было решить задачу тематического картирования территории СВ ГКМ с использованием системы ДЗЗ высокого и среднего разрешения IRS. детальные характеристики которой описаны в § 1.7.2. СВ ГКМ находится к северо-востоку от поселка Средний Васюган Томской области, а обшая плошаль территории, подлежашая картированию, составляет более 5.5 тыс. кв. км. На территории СВ ГКМ расположены газодобывающий промысел, большое количество различных инженерных сетей, включая газо- и конденсатопроводы, дороги, линии электропередач и т.п. По панхроматическому снимку высокого разрешения предполагается без использования средств автоматизированной классификации (вручную) картировать техногенные объекты газоконленсатного промысла и инженерную инфраструктуру в непосредственной близости от промысла. Многозональный космический снимок IRS должен быть использован для автоматизированного получения тематической карты территории CB FKM.

Полученную в результате решения поставленной задачи информацию в виде растровой и/или векторной тематической карты предполагается использовать для анализа и оценки состояния окружающей среды, изучения взаимодействия экотехнических систем и выявления количественной оценки антропогенного воздействия ОАО «Востокгазпром» на окружающую среду в пределах территории СВ ГКМ.

Учитывая характеристики АИ системы ДЗЗ IRS, к тематической карте территории СВ ГКМ предъявлялись следующие требования:

1. Масштаб тематической карты должен быть не ниже 1:50000.

2. Полученная цифровая тематическая карта будет использоваться современными векторными ГИС, поэтому должна быть представлена

в векторном формате ГИС MapInfo. Это позволит проводить сложный пространственный анализ объектов этой карты средствами современных ГИС (MapInfo, ArcView и т.п.).

3. В качестве проекции тематической карты должна использоваться универсальная равноугольная проекция Меркатора (UTM), зона 43.

4. Тематические слои карты должны содержать такие типы земной поверхности как коммуникации, вода, кустарники, топяные участки, мелкая растительность.

**6.2.2.** Технология тематического картирования. Предварительная обработка АИ велась в системе ER Mapper 5.5. При импортировании данных из формата GeoTiff космический снимок был переведен в проекцию UTM, зона 43, на эллипсоиде WGS84. Затем по ряду контрольных точек, для которых имелись точные координаты, была проведена уточняющая процедура геометрической коррекции космического снимка.

По подготовленному космическому снимку в среде системы ER Mapper 5.5. была проведена процедура предварительной неконтролируемой классификации с помощью алгоритма ISODATA с разделением снимка на десять кластеров. При этом количество необходимых кластеров определялось экспериментально.

Опишем кратко технологию использования оригинального ПО системы для получения конечной тематической карты, представленную в виде последовательности этапов.

1. Формирование ВК. Формирование ВК осуществляется двумя различными способами в зависимости от используемого метода классификации с помощью ПО подсистемы формирования признакового пространства с использованием текстурных признаков. В случае статистического метода классификации требуется генерация текстурных характеристик по данным каждого из каналов многозонального АИ. При нейросетевом методе классификации ВК создается исходя из предложенного контекстно-спектрального способа формирования входных данных.

2. Формирование обучающих данных. Формирование обучающих данных в независимости от выбранного метода классификации должно осуществляться на основе критерия максимально возможной репрезентативности этих данных. Для этого требуется большая работа, связанная с анализом имеющейся наземной информации. Кроме того, для построения обучающих данных могут быть использованы программные средства неконтролируемой классификации, построения скаттерграмм и биспектральных диаграмм, представленные в ПО системы ER Mapper 5.5 [87].

Используя указанные средства (в частности средства неконтролируемой классификации), а также имеющуюся наземную информацию, были сформированы обучающие выборки таких классов (типов поверхности), которые имеют площадной характер и могут быть выделены автоматизированным образом.

3. Проведение тематической интерпретации. На этом этапе проводится собственно тематическая интерпретация с помощью одного из двух ранее выбранных методов классификации, реализованных программно в подсистеме статистической классификации и/или в подсистеме нейросетевой имитации. В качестве обучающих данных для выбранных классификаторов используются обучающие выборки, сформированные на предыдущем этапе.

Результатом данного этапа будет растровая тематическая карта.

4. Векторизация растровых тематических карт. Полученные растровые тематические карты необходимо преобразовывать в векторный формат с помощью модуля векторизации в составе ПО системы ER Mapper 5.5.

Рассмотрим детали получения тематической карты по рассмотренной технологии для территории СВ ГКМ, причем карта должна удовлетворять всем ранее предъявленным требованиям.

Основываясь на описанной выше технологии была решена задача построения тематической карты фрагмента территории СВГКМ. Рассмотрим процесс решения этой задачи более подробно.

Учитывая, что точность получаемой тематической карты является приоритетной характеристикой, контролируемая классификация осуществлялась с помощью статистического метода классификации с необходимым в этом случае формированием ВК из рассчитываемых текстурных признаков. Формирование проводилось с использованием подсистемы формирования признакового пространства. Исходный космический снимок, представленный тремя различными каналами, изображен на рис. 6.5. Все каналы этого АИ участвуют в формировании ВК, которая основана на данных большого количества текстурных характеристик. Среди них  $3 \times 1 = 3$  канала, рассчитанных с помощью марковских случайных полей первого порядка соседства и  $3 \times 6 \times 2 = 36$  каналов, рассчитанных с помощью шести текстурных характеристик по выражениям (3.8)-(3.13) для размеров анализируемой окрестности d = 2 и d = 4. Подробно математический аппарат и детали расчета текстурных характеристик описаны в § 3.3.2. Общее количество каналов ВК, каждый из которых содержит данные, соответствующие текстурным характеристикам марковских случайных полей и характеристикам Харалика, составило 39.

Формирование обучающих данных осуществлялось с использованием имеющейся контрольной информации о типах земной поверхности на территории СВ ГКМ, а также с применением упомянутых программных средств неконтролируемой классификации и различного рода скаттерграмм и биспектральных диаграмм, представленных в системе ER Mapper 5.5. Все это позволило выявить однородные участки поверхности интересующих типов и построить с помощью



Рис. 6.5. Фрагмент исходного многозонального спутникового изображения системы ДЗЗ IRS с примерами обучающих выборок

системы ER Mapper 5.5 репрезентативные обучающие выборки этих типов земной поверхности. Для оценки точности интерпретации, полученной различными методами, на основе имеющихся данных наземных изысканий были построены также тестовые выборки, которые не участвовали в обучении классификаторов.

В соответствии со схемой двухэтапной классификации, на первом этапе проводилась классификация данных ВК, для чего использовалась *подсистема статистической классификации*. При этом генерировался выходной файл апостериорных вероятностей, а использование всех признаков происходило с применением набора классификаторов, что позволило повысить вычислительную эффективность обработки признакового пространства. На втором этапе классификации с помощью этой же подсистемы был получен результат в виде растровой тематической карты. На этом этапе не нужно было генерировать апостериорные вероятности, а классификация ПК, состоящего только из трех каналов, проводилась одним классификатором.

Кроме того, вручную без использования средств автоматизированной классификации по панхроматическому космическому снимку были интерпретированы объекты газоконденсатного промысла. После чего



Рис. 6.6. Результаты интерпретации в виде фрагмента конечной векторной тематической карты

результаты автоматизированной и ручной интерпретации были объедены в одном файле формата ГИС MapInfo.

Заключительным этапом технологии получения конечной тематической карты явилась векторизация результирующей растровой карты. Для этого использовались средства векторизации системы ER Маррег 5.5. Результаты векторизации карты представлены в векторном формате ГИС MapInfo.

Конечная векторная тематическая карта, а также соответствующая ей легенда, представлены на рис. 6.6.

Для того, чтобы сопоставить результаты исследований эффективности разработанных методов статистической и нейросетевой классификации на модельных данных с результатами практической апробации этих методов была получена дополнительная тематическая карта нейросетевым методом по этому же АИ системы ДЗЗ IRS (рис. 6.7*a*,*б*). Также была получена тематическая карта (рис. 6.7*в*) на основе этого же АИ с использованием традиционного алгоритма байесовской классификации, использующего только признаки ПК и один этап классификации. Численная оценка точности всех трех полученных растровых тематических карт проводилась с использованием имеющейся наземной информации.

Каппа индекс согласия КИС, используемый как интегральная оценка точности, составил для статистического метода классификации 89%, для нейросетевого метода классификации 83%, а для традиционного параметрического классификатора — 76%. В табл. 6.7 в качестве



а



Рис. 6.7. Фрагменты результатов классификации, полученных разными способами: *а* — статистический метод; *б* — нейросетевой метод



в

Рис. 6.7. (продолжение). Фрагменты результатов классификации, полученных разными способами: в — традиционная байесовская классификация с параметрической оценкой УПР

Таблица 6.	7.	Результаты	простр	анственно	010	анализа	тематичес	кой	карты
территории	CE	3 ГКМ, пол	ученной	методом	стат	истичесь	кой класси	фика	ации

Тип поверхности на тематической карте	Площадь, кв.км.	Площадь, %
Кустарники	1058.11	20.86
Мелкая растительность	2000.55	39.44
Вода	506.49	9.98
Топяные участки	1507.41	29.72

примера представлены некоторые результаты пространственного анализа, проведенного с использованием одной из полученных тематических карт.

Результаты данной работы в виде разработанного математического и программного обеспечения для решения задачи автоматизированной интерпретации АИ и полученной тематической карты были использованы в ОАО «Востокгазпром» для решения ряда практически важных задач.

По результатам апробации ряда разработанных подсистем при решении прикладной задачи тематического картирования можно сделать вывод об их работоспособности и эффективности. Кроме того, показано, что методы и алгоритмы, положенные в основу этих подсистем, позволяют получать по сравнению с традиционными методами классификации тематические карты более высокой точности, что подтверждает также достоверность результатов исследований этих методов и алгоритмов на модельных данных. Возможности системы анализа динамики в части подсистем, предназначенных для решения задач тематической интерпретации, позволяют сделать вывод о самостоятельной ценности ПО этих подсистем.

### § 6.3. Выводы по главе

Апробация созданной информационной системы анализа динамики земной поверхности по данным ДЗЗ проводилась при решении практических задач. В частности, система была использована при решении практически важной задачи анализа динамики земной поверхности фрагмента территории Ханты-Мансийского автономного округа. Для ее решения были использованы разновременные космические снимки широко известной системы ДЗЗ Landsat ETM+ на 10 августа 1999 г., 6 сентября 2000 г. и 3 июля 2002 г. Для каждого из них были получены соответствующие тематические карты, и на основании карт 1999 и 2000 гг. были получены прогнозные карты на 2001 и 2002 гг. Это позволило с использованием программных средств пространственного анализа, имеющихся в геоинформационной компоненте информационной системы, оценить изменение границ и площадей и выявить динамику изменений классов (типов) земной поверхности.

Наличие реальных данных на 2002 г. позволило осуществить численную оценку точности полученной прогнозной карты на 2002 г. Для этого с использованием интегрального критерия точности было проведено ее сравнение с реальной тематической картой на 2002 г. Значение критерия точности в этом случае составило 65% совпадения с реальной тематической картой. Для сравнения на основе этих же разновременных тематических карт была получена прогнозная карта той же территории на 2002 г. с помощью программного модуля *CA\_Markov* системы ГИС Idrisi 32. Точность этой карты оказалась значительно ниже и значение критерия составило 55%. Эти результаты подтверждают результаты исследований, полученные с использованием этих же алгоритмов для модельных разновременных изображений.

Учитывая самостоятельное научно-практическое значение этапа интерпретации АИ, проведена апробация созданной информационной системы при решении задачи тематического картирования территории Северо-Васюганского газоконденсатного месторождения ОАО «Востокгазпром» в Томской области. В качестве исходных данных использовались данные панхроматической и многозональной космической съемки,

полученные другой широко известной системой ДЗЗ IRS. Были получены соответствующие тематические карты с использованием статистического и нейросетевого методов классификации АИ, а также с использованием традиционного алгоритма байесовской классификации, использующего только спектральные признаки и олин этап классификашии Численная оценка точности всех трех полученных тематических карт проволилась с использованием имеющейся наземной информании. имеющейся для каждого из тематических классов исследуемого фрагмента земной поверхности. Каппа индекс согласия, используемый как интегральная оценка точности. составил для статистического метола классификации 89%, для нейросетевого метола — 83%, а для традиционного параметрического классификатора — 76 %. Полученные результаты апробации показали бо́льшую эффективность реализованных в системе методов классификации по сравнению с традиционным алгоритмом байесовской классификации, а также полтверлили то, что созданное ПО системы эффективно не только при решении задач анализа динамики земной поверхности, но и при решении задач тематического картирования.

В заключение можно сделать вывод о том, что результаты проведенной апробации созданной информационной системы при решении практических задач подтвердили не только работоспособность и эффективность предложенной концепции построения семейства информационных систем, разработанных оригинальных методов, алгоритмов и программных средств конкретной информационной системы, но и подтвердили обоснованность ряда выводов, сделанных авторами при анализе результатов, полученных другими исследователями в области систем анализа динамики земной поверхности.

#### Заключение

Еще в начале 70-х годов прошлого столетия усилиями отечественных и зарубежных ученых начало формироваться широкое научное направление по изучению проблем анализа динамики земной поверхности. В рамках этого направления в последние десятилетия значительное развитие получили перспективные аэрокосмические методы исследования земной поверхности, называемые методами дистанционного зондирования Земли.

При решении задач анализа динамики земной поверхности исследователя обычно интересуют качественные и количественные составляюшие таких изменений. В настоящее время широко применяются методы идентификации изменений, основанные исключительно на использовании аэрокосмических изображений Земли. Однако более перспективным является подход к решению таких задач, основанный на использовании моделей изменения земной поверхности: решение задачи анализа динамики в части прогноза изменений земной поверхности сводится к решению задачи моделирования этих изменений, в первую очередь, с использованием последовательности интерпретированных разновременных аэрокосмических изображений. При реализации этого подхода как в России, так и за рубежом сделаны только первые шаги и получены только первые результаты исследований. Одной из главных нетривиальных проблем при этом остается проблема разработки новых, более эффективных, чем существующие, методов, алгоритмов и программных средств автоматизированной интерпретации аэрокосмических изображений. Аналогичная проблема существует и в области собственно моделирования изменений земной поверхности.

Авторы надеются, что разработанные ими подходы, методы и алгоритмы и созданные на их основе программные средства для анализа динамики земной поверхности по данным дистанционного зондирования являются определенным вкладом в решение этих проблем.

### Список литературы

- 1. Айвазян С.А. Классификация многомерных наблюдений. М.: Статистика, 1978. 232 с.
- 2. Баруча-Рид А. Т. Элементы теории Марковских процессов и их приложения. М.: Наука, 1969. 512 с.
- Белолипецкий В. М., Шокин Ю. И. Математическое моделирование в задачах охраны окружающей среды. — Новосибирск: ИНФОЛИО-пресс, 1997. — 240 с.
- Берлянт А. М. Геоинформационное картографирование // Картография и геоинформатика. Итоги науки и техники. Сер. Картография. — М.: ВИНИТИ АН СССР, 1991. — Т. 14. С. 80–117.
- 5. Берлянт А. М. Геоиконика. М.: Астрея, 1996. 208 с.
- 6. Бутусов О. Б. Алгоритмы текстурной классификации типов лесов на основе анализа космических снимков с ИСЗ "Landsat-7" // Исследование Земли из космоса. 2002. № 5. С. 87–96.
- Буч Г. Объектно-ориентированный анализ и проектирование с примерами приложений на C++ / Пер. с англ. под ред. И. Романовского и Ф. Андреева. — М.: Rational, 1998. — 420 с.
- 8. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. М.: Наука, 1979. 488 с.
- 9. Вапник В. Н., Стефанюк А. Р. Непараметрические методы восстановления плотности вероятности // Автоматика и телемеханика. 1978. № 8. С. 38–52.
- Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео. — М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. — 384 с.
- Виноградов Б. В. Аэрокосмический мониторинг экосистем. М.: Наука, 1984. — 320 с.
- 12. Виноградов Б.В. Основы ландшафтной экологии. М.: Геос, 1998. 418 с.
- 13. Виноградов Б. В., Кондратьев К. Я. Космические методы землеведения. — Л.: Гидрометеорологическое изд-во, 1971. — 190 с.
- 14. Виртуальные методы дешифрирования. М.: Недра, 1990. 341 с.

- 15. Гарбук С. В., Гершензон В. Е. Космические системы дистанционного зондирования Земли. — М.: А и Б, 1997. — 296 с.
- Савиных В. Т., Малинников В. А., Сладкопевцев С. А., Цыпина Э. Н. География из космоса — М.: Изд-во Московского государственного университета геодезии и картографии, 2000. — 224 с.
- 17. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика. — М.: Высшая школа, 2000. — 479 с.
- 18. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания / 3-е изд. перераб. и доп. М.: Высшая школа, 1989. 232 с.
- 19. Дантеман Д., Мишел Д., Тейлор Д. Программирование в среде Delphi / Пер. с англ. К.: ДиаСофт Лтд., 1995. 608 с.
- Рихтер Д. Windows для профессионалов: Программирование для Windows 95 и Windows NT 4 на базе Win32 API / Пер. с англ. — М.: Русская редакция (TOO "Channel Trading Ltd."), 1997. — 712 с.
- Дейвис Ш. М., Ландеребе Д. А., Филлипс Т. Л. и др. Дистанционное зондирование: количественный подход / Пер с англ. М.: Недра, 1983. — 415 с.
- 22. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов / Пер. с англ. М.: Наука, 1981. — 450 с.
- 23. Епанечников В. А. Непараметрическая оценка многомерной плотности вероятности // Теория вероятностей и ее применения. — 1969. Т. 14, вып. 1. С. 156–161.
- 24. Забавин А.Б. Использование искусственных нейронных сетей в задачах изучения Земли из космоса // Исследование Земли из космоса. 2000. № 6. С. 79–93.
- 25. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. М.: Наука, 1984. 256 с.
- Замятин А. В. Использование искусственных нейронных сетей при классификации многозональных аэрокосмических изображений // Материалы VI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2004», Ч. 2. — М.: МИФИ, 2004. — С. 239–246.
- 27. Замятин А. В. Классификация разновременных снимков в задачах прогнозирования изменений ландшафта земной поверхности // Тезисы докладов Первой международной конференции «Земля из космоса наиболее эффективные решения», М.: Бином-пресс, 2003. С. 116-117.
- 28. Замятин А. В., Марков Н. Г. Интеллектуальная информационная система для решения задач интерпретации объектов земной поверхности на аэрокосмических изображениях // Труды Х Юбилейной Международной научно-практической конференции студентов и молодых ученых «Современные техника и технологии». — Томск: Изд. ТПУ, 2004. — С. 140–142.
- Замятин А. В., Марков Н. Г., Напрюшкин А. А. Хранение и поиск искусственных нейронных сетей в информационной системе

обработки и интерпретации данных дистанционного зондирования Земли // Материалы V Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2003», Ч. 2. — М.: МИФИ, 2003. — С. 178-185.

- 30. Замятин А.В., Марков Н.Г., Напрюшкин А.А. Адаптивный алгоритм классификации с использованием текстурного анализа для автоматизированной интерпретации аэрокосмических изображений // Исследование Земли из космоса. 2004. № 2. С. 32–40.
- Кашкин В. Б., Сухинин А. И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: Учебное пособие. — М.:Логос, 2001. — 264 с.
- 32. *Книжников Ю*. Ф. Аэрокосмическое зондирование. М.: МГУ, 1997. 129 с.
- Oracle8. Энциклопедия пользователя / Пер. с англ. К.: Диа-Софт Лтд., 1998. — 864 с.
- 34. Круглински Д., Уингоу С., Шефер Дж. Программирование на Microsoft Visual C++ 6.0 для профессионалов / Пер. с англ. — СПб: Питер; М.: Русская редакция, 2002. — 864 с.
- 35. Лапко А. В., Ченцов С. В. Непараметрические системы обработки информации: Учебное пособие. М.: Наука, 2000. 350 с.
- 36. *Мания Г.М.* Статистическое оценивание распределения вероятностей. Тбилиси: Изд-во Тбил. ун-та, 1974. 238 с.
- 37. Марков Н. Г., Напрюшкин А. А., Замятин А. В. Применение нейронных сетей при решении задач экологического мониторинга // Межвузовский научно-техн. сб. «Кибернетика и вуз», вып. 30. — Томск: Изд-во ТПУ, 2003. — С. 76–81.
- Минаси М. Графический интерфейс пользователя: секреты проектирования / Пер. с англ. — М.: Мир, 1996. — 160 с.
- 39. *Назаров Л. Е.* Применение многослойных нейронных сетей для классификации земных объектов на основе анализа многозональных сканерных изображений // Исследование Земли из космоса. 2000. № 6. С. 41–50.
- 40. *Назимова Д. И., Поликарпов Н. П.* Возможен ли прогноз лесного покрова Сибири на XXI век? // Природа. 2001. № 4. С. 55-62.
- Напрюшкин А.А. Алгоритмическое и программное обеспечение системы интерпретации аэрокосмических изображений для решения задач картирования ландшафтных объектов: Дис... канд. техн. наук. — Томск: 2002. — 168 с.
- 42. *Наумов Л. А., Шалыто А. А.* Клеточные автоматы. Реализация и эксперименты // Мир ПК. 2003. № 8. С. 64–71.
- Нейронные сети. Statistica Neural Networks / Пер. с англ. М.: Горячая линия-Телеком. 2000. — 182 с.
- 44. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. — Новосибирск: Наука, 1998. — 296 с.
- 45. Новый метод картографического представления информации о динамике экосистем // Аэрокосмические методы исследований

при мелиоративном и водохозяйственном строительстве. — М.: Союзводпроект, 1990. — С. 92-99.

- 46. *Орлов А. И*. Какие гипотезы можно проверять с помощью двухвыборочного критерия Вилкоксона? // Заводская лаборатория. 1999. № 1. С. 51–55.
- 47. Принципы и методика составления прогнозных металлогенических карт / Сб. статей; отв. ред. Е. Т. Шаталов. М.: Недра, 1966.
- 48. Грин А. М., Клюев Н. Н., Утехин В. Д. и др. Принципы и методы геосистемного мониторинга — М.: Наука, 989. — 168 с.
- 49. Бруни И. Е., Вознесенский В. Ю., Воробьев А. Ю. и др. Проблемы создания региональных геоинформационных комплексов и опыт решения прикладных задач на основе картографической информации / Под ред. В. В. Лебедева. — М.: Наука, 2002. — 239 с.
- 50. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн. 1 / Пер. с англ. М.: Мир, 1982. 456 с.
- 51. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн. 2 / Пер. с англ. М.: Мир, 1982. 480 с.
- 52. Ревзон А.А., Камышев А.П. Природа и сооружения в критических ситуациях // Дистанционный анализ. — М.: Триада Лтд, 2001. — 208 с.
- 53. Региональный географический прогноз управление природопользованием / Сб. статей. — М.: Наука, 1989. — 80 с.
- 54. *Розанов Ю.А.* Стационарные случайные процессы / 2-е изд., доп. М.: Наука, 1990. 272 с.
- 55. Саймон Р. Microsoft Windows 2000 АРІ: Энциклопедия программиста / Пер. с англ. — К.:ДиаСофт, 2001. — 1088 с.
- 56. Скворцов А.В. Триангуляция Делоне и ее применение. Томск: Изд-во Том. ун-та, 2002. 128 с.
- 57. Смирнов Н.В., Дунин-Барковский И.В. Краткий курс теории вероятностей и математической статистики для технических приложений. — М.: Наука, 1969. — 436 с.
- 58. Тексейра С., Пачеко К. Borland Delphi 6. Руководство разработчика / Пер. с англ. — М.: Вильямс, 2002. — 1120 с.
- Теория и методы географического прогнозирования: возможности и пути / Сб. науч. тр. / Научный совет по проблемам биосферы. — М.: Наука, 1992. — 151 с.
- 60. *Тикунов В.С.* Моделирование в картографии. М.: МГУ, 1997. 405 с.
- 61. *Ту Д.*, *Гонсалес Р.* Принципы распознавания образов / Пер. с англ. М.: Мир, 1978. 412 с.
- 62. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника. М.: Мир, 1992.
- 63. Фу К. Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин / Пер. с англ. М.: Наука, 1971. 256 с.
- 64. Фу К. Структурные методы в распознавании образов / Пер. с англ. — М.: Мир, 1977. — 320 с.

- 65. *Фукунага К.* Введение в статистическую теорию распознавания образов / Пер. с англ. М.: Наука, 1979. 368 с.
- 66. *Хаггет П*. Пространственный анализ в экономической географии. — М.: Прогресс, 1968.
- 67. Харалик Р. М. Статистические и структурные подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 56.
- Харин Ю. С., Степанова М. Д. Практикум на ЭВМ по математической статистике. Минск: Изд-во «Университетское», 1987. 304 с.
- 69. *Харламов Б. П.* Непрерывные полумарковские процессы. С.-П.: Наука, 2001. 432 с.
- Ховард Р.А. Динамическое программирование и марковские процессы. — М.: Советское радио, 1964. — 302 с.
- 71. Шамис В. А. Borland C++ Builder. Программирование на C++ без проблем. М.: Нолидж, 1997. 266 с.
- 72. Шапиро Е.И. Непараметрические оценки плотности вероятности в задачах обработки результатов наблюдений // Зарубежная радиоэлектроника. 2000. № 2. С. 3–22.
- Экоинформатика. Теория. Практика. Методы и системы / Под ред. академика РАН В.Е. Соколова. — С.-П.: Гидрометеоиздат, 1992. — 520 с.
- 74. Agarwal C., Green G.L., et al. A Review and Assessment of Land Use Change Models: Dynamics of Space, Time, and Human Choice – Bloomington, Indiana: Center for the Study of Instructions, Populations, and Environmental Change, Indiana University, 2000. – 80 p.
- 75. *Baker W.L.* A review of models of landscape change // Landscape Ecology, 1989. No 2. P. 111–133.
- Bell E. J. Markov analysis of Land Use Change An Application of Stochastic Processes to Remotely Sensed Data // J. of Socieoeconomic Planning Sciences. 1974. № 8. P. 311–316.
- Berry M., Comiskey J., Minser K. Parallel Analysis of Clusters in Landscape Ecology // IEEE Computational Science and Engineering. 1994. V. 1, № 2. P. 24–38.
- Bischof H., Scheider W., Pinz A.J. Multispectral Classification of Landsat-Images Using Neural Networks // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1992. P. 482–493.
- Bishop C. M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Oxford Univ. Press, 1995.
- Briassoulis H. Analysis of Land Use Change: Theoretical and Modeling Approaches. Regional Research Institute, West Virginia University, 1999 http://www.rri.wvu.edu/WebBook/Briassoulis/ contents.htm.
- 81. Brown D. G., Goovaerts P., Burnicki A., Li M. Y. Stochastic simulation of land-cover change using geostatistics and generalized additive

models // Photogram metric Engineering and Remote Sensing. 2002. V. 68, № 10. P. 1051-1061.

- Brown D. G., Pijanowski B. C., Duh J. D. Modeling the relationships between land use an land cover on private lands in the Upper Midwest, USA // J. of Environmental Management. 2002. V. 59, P. 1–17.
- Pijanowski B. C., Shellito B. A., Bauer V. E., Sawaya K. E. Using GIS, Artificial Neural Networks and Remote Sensing to Model Urban Change in the Minneapolis – St. Paul and Detroit Metropolitan Areas. // American Society of Photogrammetry and Remote Sensing Meeting. St. Louis, Missouri, April 21–26, 2001.
- 84. *Butz A. R.* Convergence with Hilbert's Space Filling Curve // J. Computer and System Sciences. 1969. V. 3, P. 128–146.
- 85. Clark Labs. Геоинформационная система Idrisi 32. http://www.clarklabs.org/IdrisiSoftware.
- Clarke K. C., Hoppen S., Gaydos L. A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area // Environment and Planning B: Planning & Design. 1997. № 24. P. 247-261.
- 87. Earth Resource Mapping, ER Mapper 5.5 http://www.ermapper.com.
- 88. eCognition. Система для объектно-ориентированной классификация аэрокосмических изображений. — http://www.definiensimaging.com.
- 89. ERDAS Corp. Система обработки данных ДЗЗ ERDAS Imagine. http:// www.erdas.com.
- 90. ESRI Software. http://www.esri.com.
- 91. Faloutsos C. Gray Codes for Partial Match and Range Queries // IEEE Transactions on Software Engineering (TSE). 1988. V. 14, № 10. P. 1381-1393.
- 92. Fitz H. C., DeBellevue E. B., Costanza R., Boumans R., Maxwell T., Wainger L., Sklar F. H. Development of a General Ecosystem Model for a Range of Scales and Ecosystems // Ecological Modeling. 1996, V. 88. P. 263–295.
- 93. *Geman S., Geman D.* Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1984. V. 6, P. 721-741.
- 94. Giacinto G., Roli F. Adaptive Selection of Image Classifiers // ICIAP '97, 9th International Conference on Image Analysis and Processing, Florence, Italy/ – Springer Verlag, 1997. – P. 38–45.
- 95. Giacinto G., Roli F. Dynamic Classifier Selection Based on Multiple Classifier Behaviour // Pattern Recognition. 2001. V. 34, № 9. P. 179–181.
- 96. Giacinto G., Roli F., Bruzzone L. Combination of Neural and Statistical Algorithms for Supervised Classification of Remote-Sensing

Images // Pattern Recognition Letters. 2000. V. 21, № 5, P. 385–397.

- 97. *Giacinto G., Roli F., Fumera G.* Selection of Image Classifiers // Electronics Letters. 2000. V. 36, № 5. P. 420–422.
- Giacinto G., Roli F., Vernazza G. Comparison and combination of statistical and Neural Network algorithms for remote-sensing image classification // Neurocomputation in Remote Sensing Data Analysis / I. Kanellopoulos, G. G. Wilkinson, F. Roli, J. Austin (Eds.) – Springer Verlag, 1997. – P. 117–124.
- 99. Groves P., Bajcsy P. Methodology for Hyperspectral Band and Classification Model Selection // IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data. — Washington: ALG Publications, 2003 — http://algdocs.ncsa.uiuc.edu/PB-20031027-1.pdf.
- 100. GotAI.NET Материалы Нейронные сети http://www.gotai. net/documents/doc-nn-004.aspx.
- 101. Haralick R. M., Shapiro L. G. Computer and Robot Vision. Addison-Wesley, Massachusetts, 1992.
- 102. Hervas J., Barredo J. I., Rosin P., Passuto A., Mantovani F., Silvano S. Monitoring landslides from optical remotely sensed imagery: the case history of Tessina landslide, Italy // Geomorphology. 2003. V. 54. P. 63–75.
- 103. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego. 1987. V. 3, P. 11–13.
- 104. Jain A., Zongker D. Feature Selection: Evaluation, Application, and Small Sample Performance // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1997. V. 19, № 2. P. 153–158.
- 105. Jenerette G. D., Wu J.. Analysis and Simulation of Land Use Change in the Central Arizona — Phoenix region // Landscape Ecology. 2001. V. 16, P. 611–626.
- 106. *Kaneko I. S., Igarashi S.* Combining Multiple k-Nearest Neighbour Classifiers Using Feature Combinations // J. IECI. 2000. V. 2, № 3, P. 23–31.
- 107. Katkovnik V., Shmulevich I. Nonparametric density estimation with adaptive varying window size // Conference on Image and Signal Processing for Remote Sensing VI, European Symposium on Remote Sensing, Barcelona, Spain, 2000.
- 108. Kumar A. A Study of Spatial Clustering techniques // DEXA 1994. P. 57-71.
- 109. MapInfo Corporation. GIS MapInfo http://www.mapinfo.com.
- 110. Markov N.G., Napryushkin A.A., Zamyatin A.V. Adaptive system for extracting information about spatial objects from aerospace imageries // Abstracts of Russian-American Seminar "Studies of Socio-Natural Co-Evolution from Different Parts of the World", Novosibirsk, 2002. http://iwep.ab.ru/~workshop.

- 111. Markov N. G., Napryushkin A. A., Zamyatin A. V. Application of Neural Network Methods in RS-based Thematic Mapping // Proceedings of the 5-th AGILE conference on Geographic science, Palma de Mallorca, Spain, 2002. – P. 485–490.
- 112. Markov N. G., Napryushkin A. A., Zamyatin A. V., Vertinskaya E. V. Adaptive Procedure of RS Images Classification with Use of Extended Feature Space // Proceedings of SPIE. 2003. V. 4885. P. 489–500.
- 113. Markov N.G., Napryushkin A.A., Zamyatin A.V., Vertinskaya E. V. Adaptive Procedure of RS Images Classification with Use of Extended Feature Space // Abstracts of 9th International Symposium on Remote Sensing 2002, Aghia Pelagia, Crete, Greece, 2002. – P. 129.
- 114. Markov N. G., Zamyatin A. V., Napryushkin A. A., Vertinskaya E. V. Advanced Thematic Mapping Approach for Forecasting Landscape Change Using GIS // Proceedings of the 6th AGILE Conference on Geographic Information Science, Lyon, France, AGILE, 2003. P. 687–693.
- 115. MicroImages Inc. Система обработки данных ДЗЗ TNT MIPS. http://www.microimages.com.
- 116. Microsoft Windows 2000 Server. Учебный курс MSCE / Пер. с англ. / 2-е изд., перераб. М.: Русская редакция, 2001. 912 с.
- 117. Muller M. R., Middleton J. A Markov model of land-use change dynamics in the Niagara Region, Ontario, Canada // Landscape Ecology. 1994. V. 9, № 2. P. 151–157.
- 118. Official GRASS GIS homepage. ГИС GRASS http://grass.itc.it.
- 119. *Omachi S., Aso H.* A Fast Algorithm for k-NN Classifier Based on Branch and Bound Method and Computational Quantity Estimation // Transaction IEICE D-II, J82-D-II. 1994. V. 4. P. 641–649.
- 120. O'Sullivan D., Torrens P. M. Cellular models of urban systems // Theoretical and Practical Issues on Cellular Automata. – London: Springer-Verlag, 2000. – P. 108–117.
- 121. *Park S.*, *Wagner D. F.* Incorporating Cellular Automata simulators as analytical engines in GIS // Transaction in GIS. 1997. V. 2, № 3, P. 213–231.
- 122. Pijanowski, B. C., Brown D., Shellito B., Manik G. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: A Land Transformation Model // Computers, Environment and Urban Systems. 2004. V. 26. P. 553–576.
- 123. *Podest E., Saatchi S.* Application of Multiscale Texture in Classifying JERS-1 Radar Data Over Tropical Vegetation // International Journal of Remote Sensing. 2002. V. 23, № 7. P. 1487–1506.
- 124. Purdue/LARS MultiSpec http://dynamo.ecn.purdue.edu/~biehl/ MultiSpec.

- 125. Raymer M. L., Punch W. F., Goodman E. D., Kuhn L. A., and Jain L. C. Dimensionality reduction using genetic algorithms // IEEE Trans. on Evolutionary Computation. 2000. V. 4, № 2. P. 164–171.
- 126. *Richards J. A., Jia X.* Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- 127. Richardson D., van Oosterom P. Urban Simulation Using Neural Networks and Cellular Automata for Land Use Planning // Advances in Spatial Data Handling. — Berlin: Springer-Verlag, 2002. — P. 451–464.
- 128. Scanex NeRIS. Программа нейросетевой интерпретации данных Д33. www.scanex.ru/rus/tematica/Program/neris.htm.
- 129. SNNS Stuttgart Neural Network Simulator. http://www.ra. informatik.uni-tuebingen.de/SNNS.
- 130. *Steele B. M., Winne J. C., Redmond R. L.* Estimation and mapping of misclassification probabilities for thematic land cover maps // Remote Sensing of the Environment. 1998. V. 66. P. 192–202.
- Turner M. G. Spatial simulation of landscape changes in Georgia: a comparison of 3 transition models // Landscape Ecology. 1987. V. 1. P. 29–36.
- Tutorial on ER Mapper SDK (Earth Resource Mapping). ER Mapper 5.5 user's manual. – 1997.
- 133. Veldkamp A., Verburg P. H., et al. Modeling the Spatial Dynamics of Regional Land Use: The CLUE-S Model // Environmental Management. 2002. V. 30, № 3. P. 391–405.
- 134. Verburg P., Schot P., Dijst M., Veldkamp A. Land use change modelling: current practice and research priorities // GeoJournal. 2004. V. 61. № 4. P. 309-324.
- 135. Verburg P. H., de Nijs T. C. N., van Eck J. R., Visser H., de Jong K. A method to analyse neighborhood characteristics of land use patterns // Computers, Environment and Urban Systems. 2004. V. 28. P. 667–690.
- 136. Verburg P. H., Soepboer W., Limpiada R., Espaldon V., Mastura S., Veldkamp S. A. Modelling the spatial dynamics or regional land use: the CLUE-S model// Environmental management. 2002. V. 30, № 3. P. 391–405.
- 137. Voinov A., Costanza R., Wainger L., Boumans R., Villa F., Maxwell T., Voinov H. Patuxent Landscape Model: Integrated Ecological Economic Modeling of a Watershed // Environmental Modeling and Software. 1999. V. 14. P. 473-491.
- 138. Weng Q. Land Use Change Aanalysis in the Zhujiang Delta of China Using Satellite Remote Sensing, GIS, and Stochastic Modeling // J. of Environmental Management. 2002. V. 64, P. 273–284.
- 139. *Westin L.K.* Department of computer Science Umee University. Receiver operating characteristic (ROC) analysis. http://www.cs.umu.se/research/reports/2001/018/part1.pdf.

- 140. Widrow B., Lehr M.A. 30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation // Proceedings of the IEEE. 1990. V. 78, № 9. P. 1415–1442.
- 141. Zadeh L. A. Fuzzy Sets // Information control. 1965. V. 8. P. 338-353.
- 142. Zamyatin A. V., Markov N. G. Advanced GIS Tool for Assessment of Land Use Change // Proceedings of the 5th International Workshop on Computer Science and Information Technologies, Ufa, Russia, 2003. – P. 115–118.
- 143. Zamyatin A. V., Markov N. G. Designing Forecast Thematic Maps Using Time Series Remotely Sensed Images // ISPRS Proceedings of The International Archives of The Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. XXXV, part B, Istanbul, Turkey, 2004. – P. 492–497.
- 144. Zamyatin A. V., Markov N. G. Multi-stage Processing of Time Series Aerospace Images for Obtaining Enhanced Forecast Land Cover Maps // Proceedings of the 7th AGILE Conference on Geographic Information Science, Heraklion, Greece, AGILE, 2004. – P. 457– 463.
- 145. Zhan X., Huang C., Townshend J. R. G., DeFries R., Hansen M., DiMiceli C., Sohlberg R., Hewson-Scardelletti J., Tompkins A. Land cover change detection with change vector in the red and near-infrared reflectance space // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS' 98 Proceedings. Seattle, Washington, II, 1998. – P. 859–861.