

Министерство общего и профессионального образования
Российской Федерации

Российский государственный гидрометеорологический институт

А. В. Кондратьев

**МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ЦИФРОВОЙ
МНОГОСПЕКТРАЛЬНОЙ СПУТНИКОВОЙ
ИНФОРМАЦИИ**



Санкт-Петербург
1997

551.5

528.8 + 581.507.362.2

УДК 528.88:502.3:551.5:629.78

Кондратьев А.В. Методы обработки цифровой многоспектральной спутниковой информации. СПб.: изд. РГТМИ, 1997.- 106 с.

Рецензент д-р. ф.- м. н., проф. Г. Г. Щукин (НИЦ ДЗА)

Обсуждаются разработанные теоретические основы, алгоритмы и методы тематической обработки цифровой многоспектральной спутниковой информации. Описываются методы классификации спутниковых изображений. На примере данных AVHRR/NOAA предложен метод идентификации типов подстилающей поверхности и облачности. Рассматриваются модели спутниковых наблюдений на основе уравнений переноса излучения в облачной атмосфере и соответствующие сопряженные задачи. Описываются разработанные методы восстановления оптико-метеорологических характеристик облачности. Приводятся конкретные примеры.

Предназначена для широкого круга специалистов в области гидрометеорологии и экологии, имеющих дело с многоспектральной цифровой спутниковой информацией.

The monography of A.V. Kondratiev « Methods of processing of the digital multispectral satellite information» contains the description of the theoretical bases, methods and algorithms of multispectral satellite data processing. Capabilities of a new clustering techniques of satellite images are demonstrated. The method of identification of an underlying surfaces and cloud cover using AVHRR/NOAA data is offered. The multispectral satellite observational models and functionals are considered and appropriate conjugate problems are formulated. On this basis developed methods for retrieving of the opto-meteorological characteristics of a cloudiness are described. Particular examples are resulted.

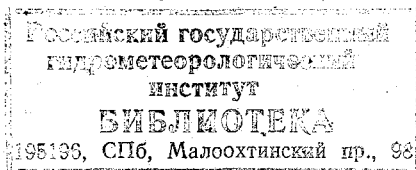
Is intended for a wide range of the specialists in the fields of hydrometeorology and ecology, using the multispectral digital satellite information.

ISBN 5-86813-111-8

© А. В. Кондратьев, 1997

© Российский государственный

гидрометеорологический институт, 1997



ПРЕДИСЛОВИЕ

В настоящее время резко выросла роль спутниковой информации в гидрометеорологическом обеспечении всей хозяйственной деятельности. С одной стороны, это вызвано объективными потребностями в информации более высокого пространственно-временного разрешения, а с другой стороны, субъективными причинами, связанными с проблемами наземной наблюдательной сети в России. Начавшееся оснащение региональных гидрометцентров недорогими станциями приема многоспектральной цифровой спутниковой информации требует и создания соответствующих систем обработки этой информации. В данной книге рассматриваются именно основные подходы к разработке и созданию подобных систем обработки на основе более чем десятилетнего опыта работы автора с такого рода информацией.

Первоначально, одиннадцать лет назад, в Геофизическом институте Бергенского Университета (Норвегия), где автор находился на стажировке, была поставлена задача разработать систему обработки данных AVHRR/NOAA для восстановления параметров облачного покрова с целью верификации схем его параметризации в обрабатываемой в Норвегии мезомасштабной прогнозируемой численной модели. В той или иной степени тогда эта задача была решена. Затем в период работы автора в Институте оптики атмосферы СО АН СССР и в последнее время в РГГМИ первоначально разработанная система обработки информации, решавшая относительно узкий круг задач, стала модифицироваться и расширяться. В настоящее время она представляет собой достаточно большой программно-информационный комплекс обработки спутниковых данных, решающий как оперативные, так и прикладные задачи. Например, является частью общеинформационного обеспечения оперативных служб Северо-Западного УГМС.

Однако в данной монографии рассматривается не разработанная информационная система обработки спутниковой информации, а основные подходы (теоретические и практические) к созданию такой системы. В этом смысле данная книга не обзорная и не обобщающая. Она отражает лишь точку зрения и опыт работы автора в данной прикладной области. Хотя при создании системы обработки цифровых многоспектральных спутниковых данных по возможности было учтено все лучшее и передовое, что имелось на тот момент в мире в области обработки спутниковых данных.

Автор искренне признателен профессору Хилдингу Сандквисту, декану метеорологического факультета Стокгольмского Университета, за постоянное внимание, помощь и поддержку наших исследований и разработок на протяжении всех этих одиннадцати лет. Без его поддержки само существование подобной системы обработки было бы под вопросом.

Автор также хотел бы поблагодарить своих шведских коллег из Стокгольмского университета Э. Заке и Э. Валиур-Хольма за практическую помощь и ценные советы в процессе совместной работы.

Хочется выразить свою благодарность проф. О.М. Покровскому (ГГО) за постоянный интерес к данной работе, полезные и ценные обсуждения и поддержку, а также профессору Г. Г. Щукину, взявшему на себя труд по рецензированию монографии и высказавшему ценные замечания и советы.

Автор выражает свою благодарность начальнику Северо-Западного УГМС А.Г. Дегтяреву за предоставленную возможность внедрения разработанных методов и систем обработки в практику и поддержку в этой работе, а также сотрудникам СЗ УГМС Е.Ф. Чичковой и С.К. Беленко за помощь при подготовке данной монографии.

Автор считает также своим долгом поблагодарить ректора РГГМИ проф. Л.Н. Карлина, проректора по научной работе В.Н. Воробьева и особенно зав. РИО И.Г. Максимова за большую помощь в публикации данной книги.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время резко возросла научная и практическая значимость исследования атмосферы и океана дистанционными оптическими методами из космоса. Постоянно расширяется круг прикладных и научно-исследовательских задач, решаемых на основе дистанционных космических методов [19, 21, 23, 29, 31-33, 38, 55, 56, 58]. Спутниковые данные широко используются в задачах диагноза и прогноза погоды и климата, для экологического мониторинга и анализа состояния окружающей среды, для обнаружения и контроля стихийных гидрометеорологических явлений и чрезвычайных ситуаций.

Постоянно развиваются специализированные (в том числе и метеорологические) спутниковые системы наблюдений [78]. При этом, естественно, должны развиваться и совершенствоваться и системы приема и обработки спутниковых данных, включающие станции приема и соответствующее программно-информационное обеспечение. Все более расширяющийся спектр задач, решаемых на основе дистанционного спутникового зондирования, требует усовершенствования старых и создания новых прикладных методов и программных средств тематической обработки космической информации. Это относится прежде всего к системам обработки цифровой многоспектральной спутниковой информации (ЦМСИ), используемым в прикладных и научных исследованиях, проводимых в различных учреждениях, региональных и национальных экологических, метеорологических и космических центрах [79, 83], к обработке спутниковых данных в рамках различных международных проектов [91, 94], к алгоритмам и программам обработки ЦМСИ, используемым для создания набора данных об изменениях различных характеристик атмосферы и подстилающей поверхности в глобальном и/или мезомасштабе [46, 78].

Важное место среди задач, решаемых с помощью данных спутникового зондирования занимают задачи, связанные с анализом облачности [30, 46, 60, 98]. Во Всемирной программе исследования климата особое место занимает, например, Международный проект по спутниковой климатологии облачности (ISCCP) [69, 94].

С появлением компактных и относительно недорогих станций приема цифровой спутниковой информации сначала за рубежом, а теперь и в нашей стране ими стали оснащаться как отдельные региональные центры по гидрометеорологии и контролю окружающей

среды, так и учреждения и организации на местах, использующие в своей деятельности спутниковые данные.

Для России с ее огромными размерами наличие таких станций и соответствующая обработка данных на местах и в региональных центрах – это единственный путь, позволяющий обеспечить всю территорию страны ЦМСИ с необходимой для оперативной практики и научно-исследовательских целей полнотой. При этом возникает задача создания таких систем обработки ЦМСИ, которые обеспечивали бы необходимый уровень специализированной тематической обработки и решение оперативных задач и были бы доступны для широкого круга пользователей на местах.

Настоящая работа посвящена решению этих задач и прежде всего вопросам теоретического обоснования, разработки и реализации методов и алгоритмов интерпретации изображений, восстановления и мониторинга оптико-метеорологических характеристик аэрозольной и облачной атмосферы на основе многоспектральной цифровой спутниковой информации. Особое внимание при этом уделяется облачности, как наиболее важному метеорологическому и климатическому фактору.

Описываемые ниже теория, методы и алгоритмы являются основой действующей **информационной системы обработки данных (ИСОД)** зондирования с метеорологических и спутников нового поколения. Данная ИСОД представляет собой многоцелевой информационно-программный комплекс, используемый в настоящее время как в оперативной практике, так и в научно-исследовательской работе. Нами сознательно сделан акцент на менее разработанных вопросах теории и методологии, как основе такого рода систем обработки. Практическая численная и программная реализация предложенных теоретических подходов и методов и прикладное применение ИСОД, затрагиваются и обсуждаются в той мере, в какой это необходимо для обоснования теории и методологии. Ограниченность объема данной монографии не позволяет отразить их в полной мере. Поэтому детальный анализ этих практических вопросов и результатов прикладного использования ИСОД – следующий шаг в описании разработанных средств обработки ЦМСИ.

1. СТРУКТУРА ИСОД И КОМПЛЕКСНЫЙ МЕТОД ОБРАБОТКИ МНОГОСПЕКТРАЛЬНОЙ СПУТНИКОВОЙ ИНФОРМАЦИИ

1.1. Структура ИСОД и исходные данные

Задача спутникового дистанционного зондирования и восстановления оптико-метеорологических характеристик облачной атмосферы и подстилающей поверхности в настоящее время не может быть строго формализована. Поэтому ИСОД должна включать в себя возможность обработки неструктурированных (экспертных) знаний [18]. Реализация традиционной экспертной системы, вследствие очень большого объема эмпирических данных, характерных для рассматриваемой предметной области, вряд ли может дать необходимый эффект. В связи с этим ИСОД должна строиться на основе экспертно-моделирующей структуры, элементы логического вывода в которой могут добавляться или заменяться структурированными знаниями (функциональными программами).

Общая структура и функциональная схема данной ИСОД представлена на рис.1.1.

Эта система состоит из пяти основных функциональных частей (на схеме они составлены в виде пяти основных блоков): блока первичной обработки; блока статистической обработки; блока баз данных; модельного блока; блока тематической обработки.

В качестве вспомогательных в систему входят блоки ввода и вывода данных и результатов обработки, визуализации и видеообработки изображений, а также блок независимых экспертных оценок (не путать с экспертной системой).

Наличие в функциональной схеме ИСОД обратных связей позволяет корректировать текущую информацию, сравнивая ее с данными, рассчитываемыми в модельном блоке, и в свою очередь адаптировать модели к реальным данным. Скорректированная информация после тематической обработки модифицирует базы данных, которые служат одной из основ построения моделей, в частности статистических. Принятие тех или иных решений относительно получаемых промежуточных и/или конечных результатов работы ИСОД и выбор путей обработки осуществляется с помощью экспертной системы в процессе диалога пользователя с ИСОД. Таким образом, формируется самосогласованный замкнутый цикл анализа и обработки поступающей информации, позволяющий проводить эффективный мониторинг состояния атмосферы и подстилающей поверхности.

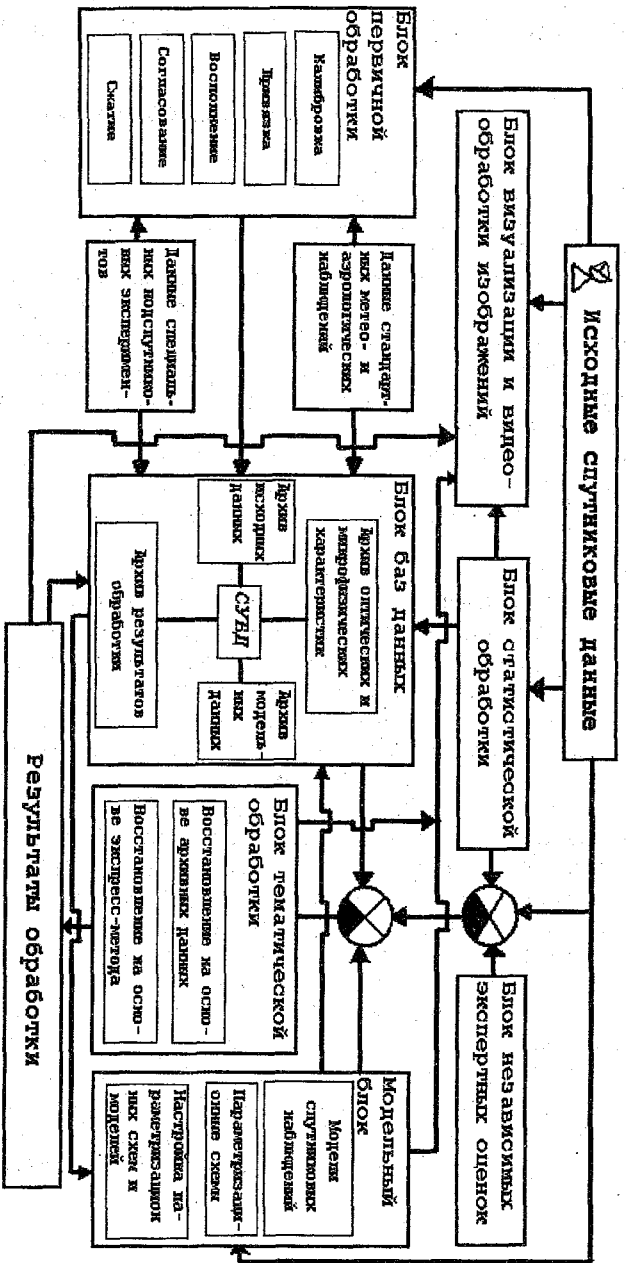


Рис. 1.1. Общая схема ИСОД

Описанная структура в основном соблюдается на всех иерархических уровнях ИСОД. Более детально этот вопрос обсуждается, например, в работе [20].

Основой данных, используемых в работе, является цифровая информация (цифровые изображения), получаемая от многоканальных радиометров, установленных на борту метеорологических ИСЗ, таких как «Метеор», METEOSAT, NOAA и ряде других.

Поскольку характеристики упомянутых радиометров в оптическом диапазоне весьма близки между собой, а часто и просто совпадают [19] (в смысле спектральных интервалов для измерительных каналов), то мы ограничимся описанием прибора AVHRR/NOAA, как наиболее типичного представителя такого рода радиометров. Он имеет практически те же радиометрические каналы, что и приборы, установленные на других упомянутых выше метеорологических ИСЗ. Более того, данные ИСЗ NOAA в настоящее время являются наиболее широко распространенными и доступными цифровыми многоспектральными спутниковыми данными для решения метеорологических задач [19, 23, 46, 69, 78, 79, 82]. Таким образом, в качестве базовых при дальнейшем описании взяты данные пятиканального радиометра AVHRR/NOAA. Все результаты полученные ниже для AVHRR практически без каких-либо существенных изменений могут быть перенесены и на обработку данных других аналогичных радиометров, установленных на ИСЗ «Метеор», METEOSAT и им подобных.

Рассмотрим краткую характеристику данных AVHRR/NOAA.

Пятиканальный усовершенствованный сканирующий радиометр AVHRR установлен на борту полярноорбитальных спутников серии NOAA. Высота орбиты спутников серии NOAA составляет величину порядка 850 км. В течение суток спутники этой серии совершают в среднем около 14 полных оборотов вокруг Земли. Приемно-регистрирующая часть AVHRR связана с зеркалом, вращающимся на оси, расположенной параллельно направлению движения спутника, и непосредственно осуществляющим сканирование подстилающей поверхности. Ширина полосы сканирования составляет 2400 – 2800 км в направлении, перпендикулярном направлению движения спутника. В течение суток спутник практически просматривает таким образом всю поверхность земного шара. Разрешающая способность прибора составляет 1.1×1.1 км в надире.

Для каждой линии сканирования AVHRR измеряет интенсивность излучения в пяти спектральных диапазонах (каналах): види-

мом (1-й канал), ближнем инфракрасном (2-й канал) и инфракрасном (3-й – 5-й каналы).

Выбор спектральных каналов в приборе AVHRR, как впрочем и в ему подобных, диктовался прежде всего необходимостью решения задач метеорологии и океанологии.

Рассмотрим кратко характеристику каждого из каналов.

1-й канал (0.58 – 0.68 мкм) относится к желтой части видимого диапазона оптического спектра и находится вблизи максимума интенсивности радиации, излучаемой Солнцем. Этот канал часто называют каналом "альbedo" или "альbedo1", поскольку величина отражательной способности, измеренная в этом канале очень близка к реальному альbedo видимого диапазона спектра.

2-й канал (0.72 – 1.10 мкм) относится к ближней инфракрасной части спектра. Следует отметить очень высокую (более 0.9) корреляцию между 1-м и 2-м каналами. Разность первого и второго каналов играет важную роль при определении так называемых индексов вегетации, при идентификации и разделении снега, льда и облачности, а также при автоматизированном разделении суши и моря (эти вопросы подробно рассматриваются ниже в разделе, посвященном методу иерархических классификаторов)

3-й канал (3.55 – 3.93 мкм) относится к той части спектра, где в дневное время интенсивность отраженного и рассеянного солнечного излучения сравнима по величине с интенсивностью радиации, излучаемой поверхностью Земли и/или облачностью. Более точно, 3-й канал относится к тому диапазону оптического спектра, где интенсивности радиации, излучаемой Солнцем при температуре 6000 К и Землей при температуре 293 К, одинаковы.

4-й канал (10.3 – 11.3 мкм) представляет собой так называемый "термический канал", соответствующий одному из основных "окон прозрачности" в инфракрасном диапазоне. Этот канал традиционно используется для измерения радиационной температуры подстилающей поверхности.

5-й канал (11.5 – 12.5 мкм) совместно с 4-м каналом представляет собой "расщепленное окно прозрачности". У 5-го канала высокая корреляция с 4-м каналом, но его отличительной особенностью является влияние на этот канал крыльев линий поглощения водяного пара и, как показывают последние спектрометрические данные [75-77, 79], влияние поглощения кристалликами льда, что делает разность между 4-м и 5-м каналами незаменимой при идентификации перистой облачности.

Перед тематической обработкой осуществляется первичная обработка, включающая в себя устранение грубых ошибок в исходных данных, географическую и временную привязку изображения и калибровку исходной информации. Последняя представляет собой специальную процедуру, позволяющую перейти от регистрируемых радиометром значений энергетической яркости к значениям альbedo и радиационной температуры. Обсуждение данного вопроса выходит за рамки настоящей монографии и интересующимся можно рекомендовать соответствующую литературу, например работы [79, 82].

1.2. Комплексный метод обработки цифровых многоспектральных спутниковых изображений

Под интерпретацией изображений будем понимать способы и методы классификации ЦМСИ, позволяющие идентифицировать тип подстилающей поверхности (включая в понятие подстилающей поверхности и облачность) и определить ее признаковые (качественные) и простейшие количественные характеристики. Задачу интерпретации можно рассматривать как комплексную, включающую решение задач распознавания образов, объективной классификации и восстановления параметров.

В нашем случае в основе методов идентификации лежат методы многомерного статистического анализа, поскольку сами спутниковые изображения представляют собой многомерные поля и задачи их классификации являются задачами классификации в многомерном пространстве признаков. Существует обширнейшая литература, посвященная методам многомерного статистического анализа [1, 10-12, 22, 50, 56, 66].

Можно выделить два традиционных основных подхода к вопросу идентификации многоспектральных цифровых спутниковых изображений: пороговый и статистический.

Пороговые методы [46, 68, 69, 79, 83] основываются на сравнении радиационных измерений (интенсивностей, альbedo, температуры и/или их производных) с пороговыми величинами. Результат такого сравнения в сочетании с решающим правилом является основой для принятия решения об отнесении исследуемого объекта к тому или иному классу. В качестве пороговых значений могут использоваться: излучение абсолютно черного тела; фоновые значения радиации (альbedo, температуры и т. п.) для различных спектральных диапазонов, рассчитанные на основе теоретических моделей, либо полученные в результате статистического анализа спутни-

ковых данных; фоновые величины радиации (альbedo, температуры и т. п.), принимаемые постоянными для географических районов фиксированной площади, полученные на основе эмпирических оценок. Естественно, что при этом принимается во внимание зависимость всех характеристик от типа и состояния подстилающей поверхности, зенитного угла солнца, углов обзора спутника и целого ряда других влияющих факторов.

Статистические методы идентификации типов подстилающей поверхности [25, 27, 46, 69, 72, 73,] основываются на анализе статистических характеристик самих изображений, на анализе особенностей одномерных или многомерных распределений и статистических моментов различных порядков радиационных характеристик этих изображений. Чаще всего это методы классификации дву- или N-мерных гистограмм яркости многоспектральных спутниковых снимков или совместный анализ их статистических моментов порядка не выше третьего [67, 69, 72, 79, 92, 101].

Каждый из подходов, пороговый и статистический, имеют свои недостатки.

Недостатком пороговых методов, основанных на эмпирических данных о пороговых значениях, является их жесткая зависимость от географических условий, времени года и условий наблюдения (конкретной синоптической обстановки, времени суток, времени года и т. п.). Все это делает такие методы, разработанные для одного региона, как правило, неприемлемыми для другого и тем самым резко ограничивает возможности их применения. Сказанное особенно актуально именно для универсальных оперативных систем обработки, предназначенных для решения мезомасштабных задач в региональных гидрометеорологических центрах.

Одним из недостатков статистических методов является подчас излишняя генерализация и сглаживание исходной информации в процессе получения статистических характеристик отдельных типов и видов подстилающей поверхности. В частности, это относится к решению задачи о выделении безоблачных ситуаций, когда в процессе классификации изображения на основе статистических характеристик в один класс могут попасть как безоблачные элементы изображения, так и те, в которых присутствует, например, тонкая облачность верхнего яруса. Это вызывает необходимость привлекать дополнительную информацию, в частности наземную, которая не всегда доступна или вообще отсутствует. Другим недостатком,

который более подробно обсуждается несколько ниже, является проблема идентификации выделенных классов.

С точки зрения одной из основных целей, поставленных в данной работе, а именно разработки методов интерпретации ЦМСИ для задач мезомасштаба, когда велико число типов подстилающей поверхности и различных вариантов их сочетаний, предпочтительными являются методы интерпретации, основанные на таксономии (автоматической классификации, кластер-анализе). Их частным случаем являются упомянутые выше статистические методы интерпретации. Смысл решения задач таксономии заключается в том, чтобы разбить некоторое заданное множество объектов на произвольное или заранее фиксированное число непересекающихся и достаточно удаленных друг от друга подмножеств (таксонов). В нашем случае размерность пространства признаков определяется числом спектральных каналов прибора наблюдения, например числом каналов AVHRR/NOAA.

Статистические методы автоматической классификации, такие как кластерный анализ многомерных яркостных гистограмм спутниковых изображений, инвариантны к упомянутым выше факторам, определяющим результат применения пороговых методов. Вне зависимости от географических особенностей исследуемого региона, времени года, суток, условий наблюдения и т. п., они дают объективную классификацию изображения с точки зрения присутствия различных типов подстилающей поверхности, различающихся на момент классификации лишь своими радиационными свойствами.

Основным недостатком статистического метода и одновременно проблемой, которую прежде всего надо решать при интерпретации СИ, является проблема идентификации выделенных кластеров, которая не может быть решена без привлечения определенной априорной и дополнительной информации, получаемой в процессе самой процедуры интерпретации.

Однако, с точки зрения решаемых задач, это уже проблемы второго порядка, а первый и основной вывод, который можно сделать из анализа современных методов интерпретации ЦМСИ это тот, что в основе системы ее интерпретации для реализации целей работы, сформулированных во введении, должны лежать статистические методы классификации многомерных изображений и, в частности, как показано ниже, — кластерный анализ.

Следующим после кластерного анализа важным шагом в процессе реализации первого и второго этапов интерпретации является

идентификация выделенных кластеров. Именно на этом этапе целесообразно обратиться к первоначально отвергнутому нами пороговому методу, но на несколько иных принципах. Идентификация выделенных кластеров осуществляется методом, названным нами **методом иерархических классификаторов** (МИК). В основе МИК лежит пороговый метод, а также априорная и специальная дополнительная информация, получаемая с помощью особых, в том числе и специально для этого разработанных методов, излагаемых ниже.

На первом и основном этапе интерпретации и МИК все множество кластеров с использованием специального набора энергетических классификационных признаков делится на пять подмножеств, каждое из которых представляет собой один из так называемых **основных типов подстилающей поверхности**. К ним относятся: суша, свободная от снега и льда; водная поверхность; снег; морской лед; оптически плотная облачность.

Далее, на втором этапе МИК, связанном со специализированной тематической обработкой, каждое из подмножеств, относящихся к основным типам подстилающих поверхностей, в свою очередь делится на два или более подподмножеств, скажем, подмножество облачных кластеров делится на подподмножества по типам облачности и т. д. Таким образом, образуется древовидная схема интерпретации. Путь по такому дереву и степень детализации идентифицируемых объектов определяется целями исследований, процедурой кластерного анализа, объемом априорной и дополнительной информации, представляющей собой числовые характеристики-признаки, описывающие радиационные свойства объектов, их текстуру и т.п.

На заключительном этапе интерпретации проводится оценка некоторых признаковых и расчет количественных характеристик многоспектральных изображений.

Последней фазой комплексного метода обработки является процедура восстановления оптико-метеорологических параметров облачной атмосферы и/или поверхности Земли, например различных типов облачности.

На этом этапе важнейшую роль играют модели спутниковых наблюдений, базирующиеся на решении уравнений переноса оптического излучения в облачной атмосфере.

2. КЛАССИФИКАЦИЯ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

2.1. Выбор метода классификации.

Коснемся кратко некоторых общих, но достаточно важных аспектов, связанных с выбором методов классификации многоспектральных спутниковых изображений для решения гидрометеорологических задач.

Статистические методы принятия решений применяются при классификации тех объектов, у которых признаки представляют собой случайные величины. Поскольку многоспектральные спутниковые изображения принадлежат именно к таким объектам, являясь частным случаем многомерных случайных полей, то метод классификации таких изображений должен принадлежать множеству статистических методов [1, 10-11, 22, 56].

Тот факт, что в решаемых нами задачах число классов заранее не известно, а обучающие выборки, как правило, отсутствуют, применение методов известных как обучение по прецедентам или "дискриминантный анализ" не представляется возможным [1, 12].

Жестко заданное и небольшое число первоначальных классификационных признаков – число спектральных каналов спутникового радиометра – не позволяет, в свою очередь, использовать в ИСОД и методы "выделения и выбора признаков" [12], поскольку свободы выбора признаков по существу нет.

Таким образом, действуя методом исключения, приходим к тому, что из всей возможной совокупности статистических методов классификации единственно приемлемыми для решения задач интерпретации спутниковых изображений являются методы кластерного анализа.

К сожалению, следует констатировать факт, что в настоящее время не существует единой общепризнанной теории, которая могла бы служить базой для многочисленных алгоритмов автоматической классификации данных, в том числе и кластерного анализа. Вместе с тем, есть целый ряд теоретических работ, в которых сделана попытка приблизиться к созданию такой теории или, по крайней мере, создать соответствующий теоретический базис для широкого класса алгоритмов кластерного анализа. В первую очередь это работы школы французских математиков под руководством Э. Дидэ [50] и работы отечественных ученых, в том числе, например, С.А. Айвазяна с соавторами [1]. Общий подход, развиваемый в работах французских ученых, получил название метода динамических сгущений (МДС). Используемая в МДС терминология и базовые определения и легли в основу предлагаемого алгоритма.

Принципиально важным для дальнейшего является тот факт, что особенности структуры исходного многозонального изображения отражаются в многомерном законе распределения спектральных яркостей. В частности, кластерная структура исходного много-спектрального спутникового изображения сохраняется в его многомерной яркостной гистограмме, представляющей собой выборочную реализацию многомерного закона распределения спектральной яркости. Отсюда следует, что для определения кластерной структуры исходного изображения можно воспользоваться кластерным анализом его многомерной яркостной гистограммы. Это при определенных условиях служит основанием и обоснованием для применения ранговых алгоритмов обработки многоспектральных спутниковых изображений, существенно экономит память ЭВМ и сокращает время расчетов, что представляется особенно важным для разработки и функционирования оперативных спутниковых ИСОД.

Рассмотрим характерный пример, наглядно иллюстрирующий правомерность сказанного выше. На рис. 2.1 и 2.2 представлены полученные с помощью AVHRR/NOAA спутниковые изображения соответственно Балтийского и Северного морей и двумерная яркостная гистограмма, относящаяся ко второму из них. Наличие ярко выраженной кластерной структуры проявляется на самих изображениях в виде отдельных участков с различной яркостью и на гистограмме в виде локальных максимумов, ассоциирующихся с различными видами подстилающей поверхности. Это наглядно демонстрирует правомерность использования кластерного анализа как основы методов интерпретации многоспектральных спутниковых изображений.

В основу предлагаемого метода автоматической классификации изображений был положен подход, сочетающий специальный класс ранговых алгоритмов обработки изображений, основанных на быстрых алгоритмах вычисления глобальных и локальных гистограмм распределения и их характеристик [66], и алгоритмов МДС.

При формулировке алгоритма кластерного анализа мы исходили из понятия кусочно-постоянной модели изображения, т.е. представления изображения в виде отдельных однородных участков (фрагментов), имеющих в пределах каждого участка постоянный уровень сигнала. В этом смысле предлагаемый алгоритм кластерного анализа может рассматриваться и как специфический ранговый алгоритм сглаживания.

361369

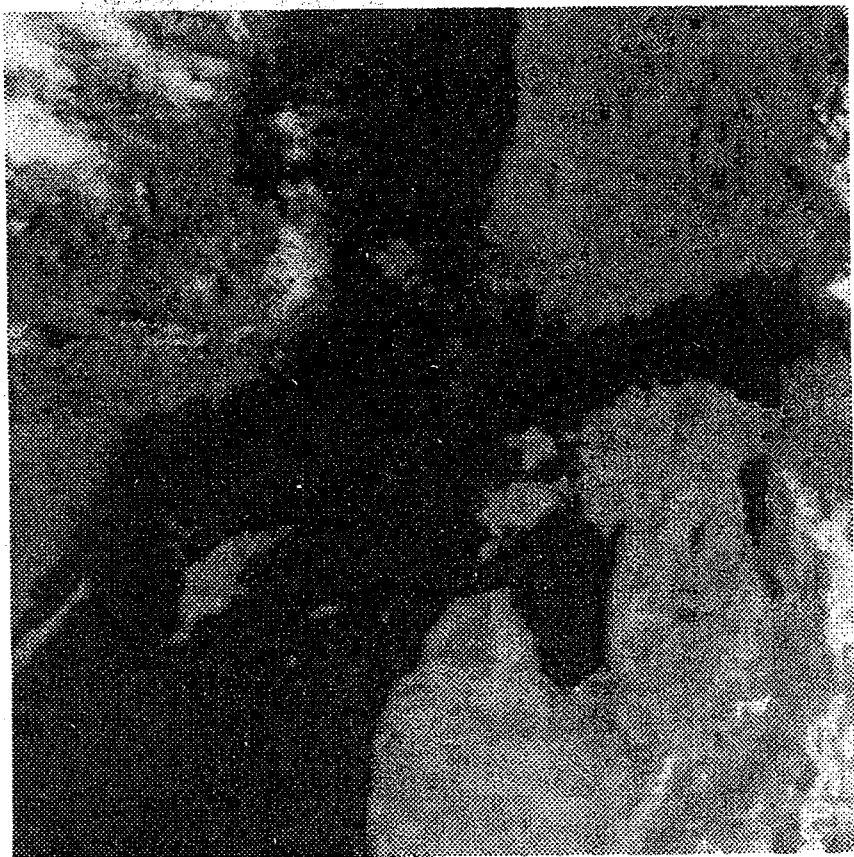


Рис.2.1.а Изображение Балтийского моря в видимом диапазоне, полученное с помощью AVHRR/NOAA 17.05.93 г.

Российский государственный
гидрометеорологический
институт
БИБЛИОТЕКА
135196, СПб, Малоохтинский пр., 98



Рис.2.1.6 Изображение Балтийского моря в инфракрасном диапазоне, полученное с помощью AVHRR/NOAA 17.05.93 г.

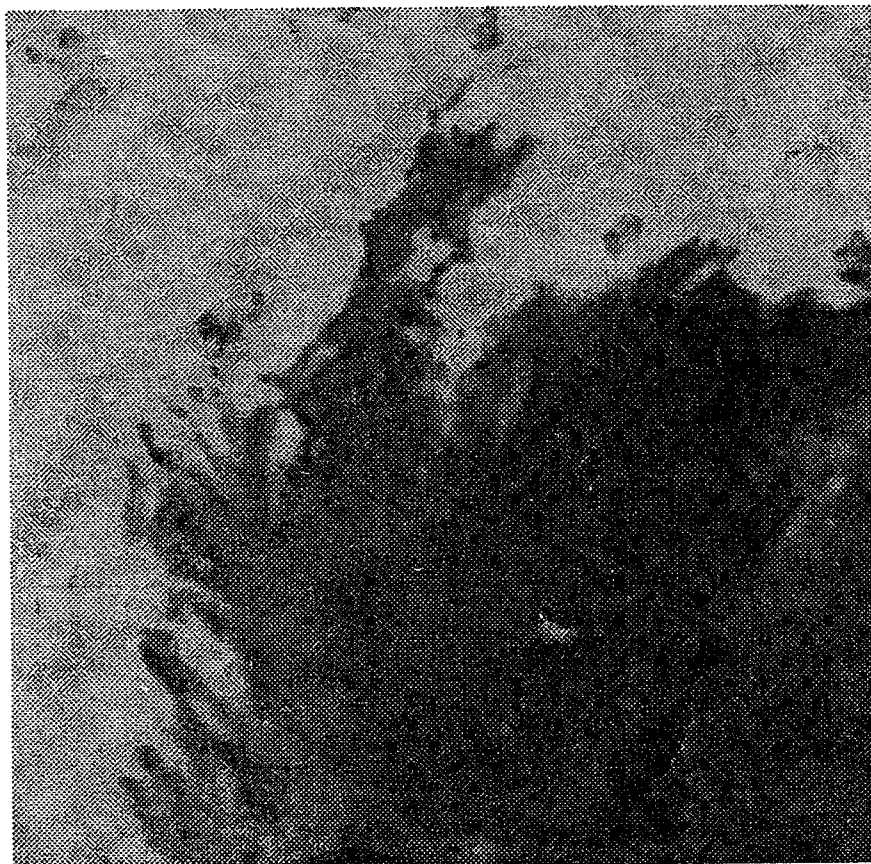


Рис.2.2.а Изображение Северного моря в видимом диапазоне, полученное с помощью AVHRR/NOAA 17.05.93 г.

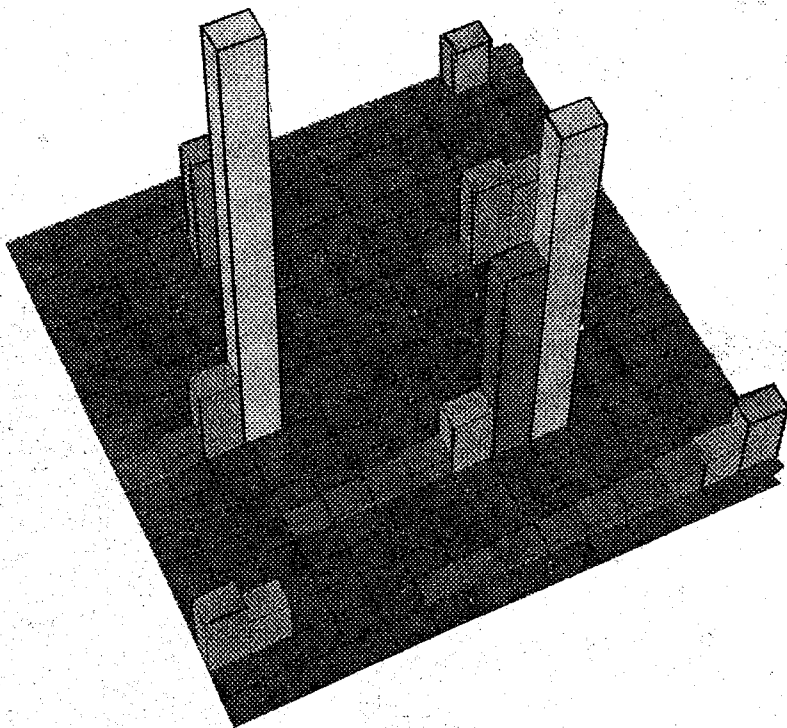


Рис.2.2.6 Двумерная гистограмма изображения, представленного на рис. 2.2а, построенная по данным 1-го и 4-го каналов.

Для задач интерпретации многоспектральной спутниковой информации представление изображения в виде кусочно-постоянной модели является вполне физически оправданным, поскольку различные типы подстилающих поверхностей естественным образом порождают фрагментарную структуру изображения. Характерное для данного фрагмента среднее значение, значительно отличается от среднего для другого фрагмента. Эти средние значения в идеале можно считать постоянными для каждого выделяемого типа подстилающей поверхности. Использование кусочно-постоянной модели спутникового изображения и выбор кластерного анализа как основного метода классификации, предполагают локальную однородность кластеров и их сепарабельность, т.е. внутри выделенных кластеров радиационные характеристики отвечают условиям однородности статистических полей, а один кластер от другого отделяется резкой границей или узкой зоной с хорошо выраженным высоким пространственным градиентом яркости. При построении алгоритма кластерного анализа спутниковых изображений следует стремиться к тому, чтобы он обеспечивал взаимнооднозначное соответствие между естественными однородными фрагментами изображения и выделяемыми кластерами.

Предполагается, что регистрируемый сигнал представляет собой сумму полезного сигнала и шума. В этом случае для "идеального" кусочно-постоянного изображения его гистограмму можно представить в виде:

$$h^0(y) = \sum_n H_n \delta(y - y_n) \quad (2.1.1)$$

где y_n – значение сигнала на пятне (фрагменте) с номером n , имеющем площадь H_n .

Гистограмма реального наблюдаемого изображения отличается от $h^0(y)$ тем, что в ней "чистые" моды, определяемые дельта-функциями размыты вследствие влияния различных факторов, к которым относятся случайные шумы, атмосферные искажения, дисперсия отражательных и излучательных свойств реальных физических подстилающих поверхностей, наличие посторонних объектов и т. п. Гистограмму реального изображения можно представить в виде:

$$h(y) = \sum_n H_n \Delta_n(y - y_n) \quad (2.1.2)$$

где $\Delta_n(\bullet)$ – одномодальная функция, описывающая форму n -той размытой моды.

Таким образом, гистограмма реального спутникового изображения представляет собой многомодальную функцию, в которой первичные моды $\{\delta_n(y - y_n)\}$ проявляются в виде локальных максимумов и ассоциированных с ними кластеров.

Задачу кластерного анализа гистограммы теперь можно определить как нахождение границ кластеров на многомодальной гистограмме, когда центрами кластеров являются локальные моды.

В результате первичным объектом кластеризации в процессе интерпретаций спутникового изображения является его многомерная яркостная гистограмма, а ее построение представляет собой первый этап алгоритма классификации.

Таким образом, суть подхода заключается в том, что кластеризация изображения проходит в два основных этапа. На первом этапе осуществляется кластерный анализ многомерной гистограммы исходного изображения и определяются число и начальные значения ядер кластеров. Понятие "ядро" или "представитель" (оно будет уточняться математически в процессе описания алгоритма) имеет самый широкий смысл. Ядро класса (кластера) может быть подгруппой объектов, центром тяжести, осью, вычисляемым средним значением для группы объектов, случайной переменной и т.п.

На втором этапе кластеризация распространяется непосредственно на все исходное многоспектральное изображение.

Перейдем непосредственно к описанию процедуры кластерного анализа.

2.2. Кластерный анализ многоспектральных спутниковых изображений

При описании математической модели и построении разработанного нами алгоритма кластерного анализа будем использовать обозначения и компоненты базовой модели МДС, принятые в работе [50]:

E – анализируемое конечное множество, лежащее в пространстве R и состоящее из n объектов, которые обозначаются соответственно x_1, x_2, \dots, x_n ;

F – конечное множество переменных (признаков), характеризующих эти объекты. Эти признаки обозначаются x^1, x^2, \dots, x^p .

Как правило объект x_n описывается p -мерным вектором замеченным на нем признаков.

Пусть

$x^j_i \in R$ – значение, принимаемое переменной j на объекте i ;
 d – мера сходства между объектами, которая есть отображение $E \times E \rightarrow R$, такое, что $d(x, y) = d(y, x)$ и $d(x, x) = d(y, y)$ для любых x и y , принадлежащих E .

Вспользуемся, введенными в [50] понятиями «пространство покрытий» и «пространство представительство».

Пространство покрытий S является множеством, каждый элемент которого представляет собой систему подмножеств элементов E , удовлетворяющую заданной структуре классов. В МДС рассматриваются три основных типа структур классов: разбиения, иерархии и покрытия, определенные на множестве E . В нашем методе кластерного анализа мы будем иметь дело лишь с одним типом структуры классов – разбиением. При этом под разбиением понимается разделение исследуемого множества объектов E на некоторое число (заранее заданное или нет) непересекающихся подмножеств. Таким образом, результат классификации конкретного изображения представляет собой элемент s , принадлежащий множеству S .

Множество E обладает структурой представительства, если ему сопоставлены множество L и отображение D множества $E \times L$ в R^+ . В этом случае L называется **пространством представительство**, а каждый его элемент l есть одно «представительство» (или один «представитель»). $D(x, l)$ называется мерой сходства между объектом x и представителем l . Далее наряду с «представитель» мы также будем употреблять термин «ядро», общепринятый в англо – и русскоязычной научной литературе.

Функция g , ставящая в соответствие всякому подмножеству множества E единственное представительство, принадлежащее L , называется **функцией представительства**.

Задачу нахождения представительства можно сформулировать следующим образом [50]: дано множество E , обладающее структурой представительства, определяемой L и D . Необходимо найти $l \in L$, которое минимизирует $\sum_{x \in Q} D(x, l)$ в пространстве R^+ , где Q есть заданное подмножество E .

Преобразование f_l , которое позволяет поставить каждой части L в соответствие элемент $s \in S$ называется **функцией назначе-**

ния. С помощью функции назначения f непосредственно формируются классы, т.е. при заданной системе представительства $l \in L$ каждый объект с помощью функции f получает назначение в тот или иной класс.

В качестве E в нашем случае выступают элементы гистограммы или единичные элементы изображения – пиксели, а в качестве $F = \{x^1, x^2, \dots, x^p\}$ – значения измеренных интенсивностей в различных каналах радиометра и повторяемости (в случае кластерного анализа гистограммы).

По условиям постановки задачи и исходя из кусочно-постоянной модели спутникового изображения, в качестве пространства покрытий выберем $S = P_k$ – множество разбиений на k классов.

Зададим на E структуру представительства, поставив ему в соответствие пространство представительства L , в качестве которого возьмем евклидово пространство R^p . В самом деле, выбирая в качестве характерных представителей класса средние значения или центры тяжести, определяемые соответствующими значениями интенсивности излучения, регистрируемые спутниковым радиометром в каждом из каналов, получим, что эти значения есть элементы из R^p . Отсюда и получаем $L = R^p$.

Для того, чтобы окончательно снабдить E структурой представительства, согласно определения из предыдущего параграфа, необходимо задать отображение D пространства $E \times L$ на неотрицательную числовую полуось R^+ , служащее мерой сходства между элементами пространств E и L . В нашем случае в это отображение определяется как

$$D(x_i, a) = d^2(x_i, a) \quad (2.2.1)$$

где $d^2(x_i, a)$ – квадрат евклидова расстояния между x_i и a . Поскольку $d^2(x_i, a) \geq 0$, то $D(x_i, a)$ – элемент пространства R^+ .

Выбор евклидовой метрики в нашем случае обоснован двумя основными причинами. Во-первых, она удобна в расчетах и несет в себе вполне определенный физический смысл – это мера энергии разности двух сигналов, находящихся под действием аддитивного случайного шума. Во-вторых, эта метрика адекватна задачам, где отличия между сигналами порождаются суммарным действием большого числа помех или ошибок измерения. Последнее является

важным, если принять во внимание кусочно-постоянную природу спутникового изображения.

Аналогично тому, как это делается в МДС [50], определим оптимизируемый критерий, характеризующий степень адекватности между всяким покрытием и всяким представительством этого покрытия

Пусть $L_k = L \times \dots \times L$ (k -кратное прямое произведение). Возьмем в качестве упомянутого выше критерия отображение $W: P_k \times L_k \rightarrow R^+$, такое, что

$$W(P, L) = \sum_{i=1}^k D(P_i, L_i) = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in P_i} D(x, L) \quad (2.2.2)$$

Задача оптимизации формулируется как нахождение среди всех элементов $(P, L) \in P_k \times L_k$, такого, который минимизирует W . Очевидно, что в нашем случае задача заключается в нахождении таких наборов кластеров и их представительств (ядер), которые бы обеспечили минимальное значение среднего внутрикластерного расстояния или дисперсии для всего анализируемого изображения.

Функцией представительства является преобразование $g: P_k \rightarrow L_k$, такое, что $g(P) = L$ при $P = (P_1, \dots, P_k)$ и $L = (L_1, \dots, L_k)$, где L_i - элемент пространства L , который минимизирует $D(P_i, \cdot)$.

Функция назначения в этом случае представляет собой преобразование $f: L_k \rightarrow P_k$, такое, что $f(L) = P$, где $L = (L_1, \dots, L_k)$, а $P = (P_1, \dots, P_k)$. При этом $P_i = \{x \in E: D(x, L_i) \leq D(x, L_j) \text{ и } i < j \text{ в случае равенства}\}$.

Сформулируем схему построения алгоритма, реализация которой обеспечивает одновременно и его быстрое и эффективное осуществление. Суть алгоритма заключается в том, что вначале с помощью специальной процедуры кластерного анализа многомерной яркостной гистограммы исходного изображения оценивается некоторое решение $v_0 = (P^{(0)}, L^{(0)})$. Далее осуществляется оптимизация критерия W путем последовательных итераций по отношению к L (при фиксированном P), используя функцию представительства g , а затем по отношению к P (при фиксированном L), используя функцию назначения f , вплоть до получения устойчивого реше-

ния. Эта процедура на первом этапе алгоритма осуществляется применительно к классификации гистограммы. В результате определяется значение $L^{(0)}$, которое берется как начальное при осуществлении процедуры оптимизации критерия W на втором этапе кластерного анализа уже применительно к исходному изображению.

Оптимизация W в этом случае осуществляется точно также, как и на первом этапе алгоритма, т.е. сначала путем последовательных итераций по отношению к L с использованием функции g (при фиксированном P), а затем по отношению к P с использованием функции f (при фиксированном L).

Описанный алгоритм можно формализовать с помощью двух последовательностей v_n и u_n [50]:

$$\begin{cases} v_n = (P^{(n)}, L^{(n)}) \in P_k \times L_k, \\ u_n = W(v_n). \end{cases} \quad \text{где} \quad \begin{cases} L^{(n)} = g(P^{(n-1)}), \\ P^{(n)} = f(g(P^{(n-1)})) \end{cases} \quad (2.2.3)$$

Выражения (2.2.3) и есть формальное описание алгоритма кластерного анализа. Суть его в том, что на основании решения v_0 последовательно рассчитываются значения v_1, v_2, \dots вплоть до момента, когда последовательность v_n сойдется. Доказано [50], что, последовательность u_n сходится убывая, а последовательность v_n сходится. Из этого факта автоматически следует и сходимость алгоритма кластерного анализа.

Предлагаемая практическая реализация данного алгоритма кластерного анализа осуществляется в два основных этапа:

- а) кластеризация гистограммы и определение начального разбиения для кластерного анализа исходного изображения;
- б) собственно кластеризация исходного изображения на основе изложенного выше алгоритма.

Рассмотрим каждый из этих этапов в отдельности.

Кластеризация гистограммы.

Исходным пунктом для кластеризации гистограммы является расчет матрицы расстояний $D = |d^2_{i,j}|$.

В качестве меры расстояния, как указывалось выше, выбрано евклидово расстояние, которое определяется следующим образом:

$$d^2_{i,j} = d^2(i,j) = \sum_{l=1}^p (x^l_i - x^l_j)^2. \quad (2.2.4)$$

Здесь x^1, \dots, x^p – набор нормированных признаков.

Нормировка является важным элементом, предусмотренным при кластеризации. Использовалась нормировка стандартным отклонением s_{ii} и центрирование средним значением \bar{x} :

$$z_i = (x_i - \bar{x}) / (s_{ii})^{1/2}. \quad (2.2.5)$$

Нормирование позволяет избавиться от априорной неравнозначности признаков, обусловленной наличием у каждого признака своего интервала, принимаемых им значений.

Рассмотрим далее **процедуру А** кластеризации гистограммы пошагово.

На первом шаге находятся три объекта, сумма расстояний между которыми является минимальной и не превосходящей заданного значения d_c , выражаемого обычно в терминах среднего квадратического отклонения, рассчитываемого для каждого из признаков и по всему изображению. Эти три объекта x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} ищутся путем перебора элементов матрицы евклидовых расстояний $d(i,j)$ между объектами, определяемых выражением (2.2.4) Они и определяют ядро первого кластера.

На втором шаге для каждого из объектов x_i , не вошедших в ядро формируемого кластера, рассчитывается отношение

$$T_{iq} = d(i, j_q) / d(i, j_r), \quad (2.2.6)$$

где $d(i, j_q)$ – среднее расстояние от объекта x_i до объектов x_j , вошедших в формируемый кластер с порядковым номером q ($q = 1, 2, \dots$), $d(i, j_r)$ – среднее расстояние от объекта x_i до объектов x_j , не вошедших ни в один из уже сформированных или в формируемый в данный момент кластер ($j_r \neq j_q$).

На третьем шаге ищется минимум величины T_{iq} . Объект x_i , для которого T_{iq} минимально, становится претендентом на включение в формируемый кластер с ядром выделенным на первом шаге.

На четвертом шаге вступает в силу решающее правило

$$T_{iq} \leq T_c, \quad (2.2.7)$$

Величина T_c , входящая в выражение (2.2.7), лежит в пределах от 0 до 1 и задается априори. Как правило, ее значение выбирают от 0.5 до 0.7. Конкретное значение величины T_c определяет степень компактности формируемых кластеров. Чем меньше величина T_c , тем более компактным будет формируемый кластер. На основе критерия (2.2.7) принимается решение о включении или не включении объекта x_i в формируемый кластер.

Далее, если объект включается в ядро кластера, которое было образовано на первом шаге, то, повторяя шаги со второго по четвертый, аналогичным образом тестируются остальные объекты на предмет их включения в ядро первого кластера.

После того как первый кластер сформирован (ни один из оставшихся объектов не удовлетворяет условию (2.2.7) и не может быть включен в состав этого кластера), входящие в него объекты помечаются и исключаются из дальнейшей процедуры формирования остальных кластеров. Оставшиеся же объекты (элементы многомерной яркостной гистограммы) вновь подвергаются описанной выше пошаговой процедуре, в результате чего последовательно формируются остальные кластеры (второй, третий и т. д. до q включительно).

При этом, если на очередной итерации применения пошаговой процедуры формирования $q + 1$ кластера оказывается, что не существует трех объектов с минимальной суммой расстояний между ними меньшей, либо равной d_c , которые могут образовать ядро данного кластера, то в качестве ядра соответствующего $q + 1$ кластера выбираются два объекта, расстояние между которыми минимально и меньше d_c . Далее вся процедура повторяется снова, скажем m раз. Наконец на $(m + 1)$ -м шаге те объекты, которые в результате итеративного применения пошаговой процедуры на основании решающего правила (2.2.7) уже не могут быть объединены в кластеры или включены в существующие $q + m$ кластеров, маркируются отдельно и в дальнейшем рассматриваются как самостоятельные кластеры. Число последних (n) фиксируется. Таким образом, в результате применения описанной агломеративной процедуры многомерная яркостная гистограмма разбивается на $k = q + m + n$ непересекающихся кластеров.

Далее решается вопрос о выборе и определении значений ядер сформированных с помощью описанной выше процедуры гистограммных кластеров. Он может решаться несколькими путями. В качестве значений ядер кластеров могут рассматриваться значения L_l ($l = 1, 2, \dots, k$), представляющие собой вычисляемые средние значения на основе объектов, выделяемых, как составляющие ядер кластеров на **первом** и далее, на соответствующем n -м шаге итеративной процедуры кластеризации яркостной гистограммы, когда осуществляется формирование первого или соответственно очередного n -го гистограммного кластера в описанной выше пошаговой процедуре. В этом случае процедура кластеризации гистограммы считается законченной и осуществляется переход к кластеризации исходного изображения.

В общем случае в качестве значений ядра выбирается центр тяжести данного гистограммного кластера

$$G_j = \frac{\sum_{x_i \in C_j} \mu_i x_i}{\sum_{x_i \in C_j} \mu_i}, \quad (2.2.8)$$

где (C_1, C_2, \dots, C_k) – k кластеров, определенных разбиением P , полученным с помощью описанной выше процедуры; (G_1, G_2, \dots, G_k) – центры тяжести этих k кластеров, характеризующие представительство L ; μ_i – веса, приписываемые объектам x_i .

Если в результате описанной выше первичной кластеризации гистограммы число кластеров оказывается слишком большим с точки зрения пользователя, то проводится повторная предварительная кластеризация гистограммы, которая заключается в том, что описанная выше процедура повторяется, а в качестве объектов используются полученные в результате первого прохода значения ядер гистограммных кластеров.

Пошаговая процедура, описанная выше, которую мы назовем **процедурой А**, позволяет найти решение v_0 . Это решение $v_0 = (P^{(0)}, L^{(0)})$ берется в качестве начальной точки в основном алгоритме кластерного анализа, описанном в предыдущем параграфе, и дальнейшая кластеризация гистограммы осуществляется согласно этому алгоритму.

После того как окончательно, на основе алгоритма (2.2.3) классифицирована многомерная яркостная гистограмма и определены значения гистограммных ядер кластеров, можно переходить ко второму этапу алгоритма – кластеризации изображения.

Кластеризация исходного изображения.

В основе кластеризации исходного изображения опять же лежит алгоритм (2.2.3), ориентированный на реализацию метода центра тяжести [12, 22, 50]. По-прежнему каждый объект (пиксель или другой квадратный единичный элемент изображения, включающий $n \times n$ пикселей) $x_i \in E$ представим в форме вектора из R^p : $x_i = \{x_i^j\}^T$, где x_i^j – значение j -й переменной на объекте i (в нашем случае измеряемая спутником интенсивность в j -м канале для элемента изображения с номером i).

Дополнительно будем предполагать, что каждый объект x_i снабжен некоторым весом $\mu_i = \mu(x_i)$. Например, при анализе облачных кластеров в качестве такой весовой функции может выступать количество облаков для данного пикселя в долях единицы. Определение центра тяжести облачного кластера в этом случае равносильно определению средних значений энергетических яркостей, регистрируемых различными каналами радиометра и характеризующих тип облаков, соответствующий данному выделенному кластеру. Это является весьма полезным при идентификации типов облаков и восстановлении их характеристик.

Как уже отмечалось выше в используемом нами варианте метода кластерного анализа расстояние в R^p задается квадратичной формой, определяемой симметричной положительно определенной матрицей M :

$$D(u, v) = d_{uv}^2 = d^2(u, v) = (u - v)^T M (u - v), \quad (2.2.9)$$

где $(u, v) \in R^p \times R^p$.

Если ввести понятие момента инерции или просто инерции множества $E = (x_1, \dots, x_n)$ относительно точки $a \in R^n$.

$$I(a) = \sum_{i=1}^n \mu_i d^2(x_i, a) = \sum_{i=1}^n \mu_i (x_i - a)^T M (x_i - a), \quad (2.2.10)$$

то справедливо следующее выражение [49]:

$$\begin{aligned}
 I(G) &= \sum_{i=1}^n \mu_i d^2(x_i, G) = \\
 &= \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \mu_i d^2(x_i, G_j) + \sum_{j=1}^k m_j d^2(G_j, G),
 \end{aligned}
 \tag{2.2.11}$$

где

$$G = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i}
 \tag{2.2.12}$$

– центр тяжести всего множества E ; G_j – центр тяжести j -ого кластера, определяемый выражением (2.2.8);

$$m_j = \sum_{x_i \in C_j} \mu_i.
 \tag{2.2.13}$$

Инерция $I(G)$ называется полной инерцией множества и обозначается T .

Величина $\sum_{j=1}^k m_j d^2(G_j, G)$ представляет собой инерцию множества центров тяжести $\{G_j\}$, называется межклассовой, или межкластерной, инерцией и обозначается B .

Выражение $\sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \mu_i d^2(x_i, G_j)$ называется внутрикластерной инерцией и обозначается W .

Таким образом, уравнение разложение инерции (2.2.11) может быть записано в виде:

$$T = W + B.
 \tag{2.2.14}$$

Последнее выражение позволяет сформулировать задачу оптимизации как минимизацию внутрикластерной инерции W и максимизацию межкластерной инерции B . Очевидно, что это возможно, поскольку, согласно определению, T – независимая от разбиения константа для данного множества E .

Таким образом, оптимизируемым критерием в нашем случае является отображение

$$W: P_k \times L_k \rightarrow R^+, \text{ т.е. } W(P, L) = \sum_{l=1}^k \sum_{x_i \in C_l} D(x_i, G_l), \quad (2.2.15)$$

где (C_1, C_2, \dots, C_k) – k кластеров, определяемых разбиением P , (G_1, G_2, \dots, G_k) – центры тяжести этих кластеров, D – мера сходства, определяемая выражением (2.2.9).

Функция представительства g – это в данном случае функция, которая каждому классу разбиения ставит в соответствие свой центр тяжести, рассчитываемый по формуле (2.2.8).

Функция назначения f относит элемент x_i к классу C_l тогда и только тогда, когда

$$\begin{cases} D(x_i, G_l) < D(x_i, G_m) & \text{при } m = 1, \dots, k; \\ D(x_i, G_l) = D(x_i, G_m) & \text{при } m = l + 1, \dots, k. \end{cases} \quad (2.2.16)$$

Иными словами, все пиксели исходного изображения сортируются по k кластерам по принципу минимума расстояния от пиксела до ближайшего кластерного ядра в многомерном пространстве признаков.

Таким образом, второй этап кластеризации – кластеризация исходного изображения – заключается в использовании алгоритма (2.2.3) с начальными данными $L^{(0)}$, полученными в результате осуществления процедуры **A** первого этапа. При этом критерий W определяется выражением (2.2.15), функция f – выражением (2.2.16), а функция g каждому классу разбиения ставит в соответствие ядро, представляющее собой центр тяжести кластера, определяемый по формуле (2.2.8).

После того как сходимость достигнута и кластеризация изображения завершена, рассчитываются окончательные значения таких характеристик, как внутрикластерные и межкластерные расстояния и дисперсии; число пикселей, входящих в данный кластер; средние значения признаков для каждого кластера, их внутрикластерная дисперсия.

Отметим основные свойства и преимущества приведенного двухэтапного метода кластеризации многоспектральных спутнико-

вых изображений по сравнению с другими подобными схемами классификации.

Процедура А – важнейший элемент первого этапа кластеризации, позволяет существенно ускорить расчеты и сэкономить машинное время и память, что чрезвычайно важно при оперативной обработке больших по объему спутниковых многоспектральных изображений.

Используя основной алгоритм (2.2.3), можно получить несколько решений, меняя с помощью **процедуры А** выбор исходного представительства $L^{(0)}$. Если же пользователю необходимо выбрать лишь одно из них, то это можно сделать, пользуясь критерием W , выбирая из полученного множества решений то, которому соответствует наилучшее значение критерия.

Полученное решение является устойчивым и несмещенным, что для алгоритмов МДС, к которым, как показано нами выше, может быть отнесен и предлагаемый нами алгоритм, было доказано в работе [50].

Одним из основных преимуществ данного алгоритма и его численной реализации в рассматриваемой ИСОД, является также и то, что он может использоваться в усеченном варианте без применения основного итеративного процесса (2.2.3). Это бывает необходимым, а иногда, при большом объеме исходных данных и необходимости быстрой оперативной обработки, и единственно возможным способом решить поставленную перед пользователем задачу.

В этом случае два описанных выше основных этапа сводятся к следующему:

– на первом этапе осуществляется лишь **процедура А** и гистограммные ядра кластеров определяются за один или два прогона этой процедуры;

– на втором этапе полученные на первом этапе ядра выбирают в качестве ядер кластеров для всего снимка в целом, и пикселы сортируются по этим кластерам на основе принципа минимума евклидова расстояния от данного пиксела до ближайшего ядра.

Как показал наш опыт и результаты сравнения сокращенного (усеченного) и полного алгоритмов кластеризации, "усеченный" экспресс-метод классификации изображений дает результаты, в большинстве случаев практически мало отличающиеся от полного двухэтапного алгоритма с применением итеративной процедуры (2.2.3). В частности, в специально исследованных нами 64 случаях кластеризации отдельных, разных по размеру фрагментов спутниковых

изображений с применением «полного» и «усеченного» вариантов алгоритма кластеризации (исследования проводились на метеорологическом факультете Стокгольмского университета (Швеция)), число выделенных кластеров совпало в 56 случаях (87 % совпадений), при этом значения ядер не отличались друг от друга более чем на три среднеквадратических отклонения, рассчитываемых по всему исследуемому фрагменту изображения, для любого из признаков (значений интенсивности регистрируемого излучения в каналах AVHRR). Число несовпадений как по числу, так и по значению ядер кластеров возрастает с увеличением абсолютного размера исследуемого фрагмента, что вполне объяснимо и связано в первую очередь с увеличением «сложности» интерпретируемой метеорологической ситуации и разнообразия типов земной поверхности с ростом размера изображения. Число кластеров при этом также, естественно, возрастает. Нами исследовались фрагменты изображений размерами от 64×64 до 1024×1024 пиксела.

Проводились также сравнения данного алгоритма с некоторыми широко известными алгоритмами кластеризации такими, например, как пакет ППСА [12] и ISODATA [69, 72]. Объективные оценки, основанные на сравнении таких показателей, как внутри – и межкластерная дисперсия, скорость сходимости и правильность выделения классов на искусственных обучающих выборках, у предлагаемого нами алгоритма были в большинстве случаев лучше, чем у упомянутых выше. При этом субъективное сравнение результатов кластеризации спутниковых снимков при анализе облачных полей во всех случаях было в пользу предлагаемого нами алгоритма.

2.3. Идентификация основных типов подстилающей поверхности (метод иерархических классификаторов)

Все классификационные признаки, используемые в методе иерархических классификаторов (МИК), делятся на три основные группы: энергетические, статистические и специальные.

К **энергетическим** относятся непосредственно пиксельные величины, характеризующие значения энергетических яркостей (или результаты их калибровки) для различных каналов радиометров, а также результаты простейших арифметических действий с этими величинами.

К **статистическим** классификационным признакам относятся результаты различного рода статистической обработки исходных значений энергетических яркостей, такие, например, как текстурные

характеристики, спектральные плотности и т.п., далее для краткости называемые также признаками группы **TEXTURE**.

И, наконец, к **специальным** классификационным признакам относятся характеристики, рассчитываемые для отдельных конкретных видов подстилающей поверхности, уточняющие и корректирующие результаты идентификации последних. Примером может служить используемый при классификации облачных полей индекс яркости облачности (см. Главу 4).

Энергетические признаки, рассчитанные для каждого кластера, являются определяющими при отнесении этого кластера к одному из **основных типов подстилающих поверхностей**. В нашем случае в качестве основных типов подстилающей поверхности берутся **суша, водная поверхность, снег, морской лед и оптически плотная облачность**. Прозрачная тонкая перистая облачность выделяется и рассматривается на фоне основных типов подстилающей поверхности.

Смысл введения основных типов подстилающих поверхностей в том, что они являются базовыми при идентификации и должны распознаваться на первом этапе МИК на основе минимально достаточного числа энергетических классификационных признаков.

После того как сформулированы классификационные принципы и критерии выделения основных типов подстилающих поверхностей, а также правила-классификаторы для энергетических классификационных признаков, этап идентификации основных типов подстилающих поверхностей считается завершенным и дальнейшая задача интерпретации спутниковых изображений становится непосредственно связанной с методами восстановления оптико-метеорологических характеристик.

Как указывалось выше, для конкретности будем рассматривать классификационные признаки на примере радиометра AVHRR/NOAA. Надо заметить, что используемый нами набор энергетических признаков наряду с традиционными для такого рода систем обработки классификационными признаками содержит ряд оригинальных дополнительных энергетических признаков, часть которых выбрана по рекомендации коллег автора¹. Традиционная ограниченность выбора энергетических классификационных признаков объясняется кон-

¹ Особую признательность автор выражает К-Е. Карлссону из Шведского метеорологического и гидрологического института за ценные и полезные обсуждения и советы по выбору и использованию энергетических классификационных признаков. В частности, это относится к использованию данных третьего канала AVHRR.

струкцией измерительной аппаратуры на спутниках и в первую очередь ограниченным числом спектральных каналов радиометра.

Общий список энергетических классификационных признаков, используемых в данной ИСОД, представлен в табл. 2.1.

Таблица 2.1

**Энергетические классификационные признаки
для данных AVHRR**

№	Обозначение признака	Содержание
1	A1	Альbedo в видимом диапазоне
2	$\Delta A = A1 - A2$	Разность альbedo видимого и ближнего ИК диапазонов
3	$\Delta T3 = T3 - T4$	Разность яркостных температур среднего и дальнего ИК диапазонов
4	T4	Яркостная температура в "окне прозрачности" 10-11 мкм
5	$\Delta T5 = T5 - T4$	Разность яркостных температур в поддиапазонах "окна прозрачности" 11-12 мкм и 10-11 мкм

Рассмотрим основные свойства представленных в табл. 2.1 энергетических признаков, которые определяют место и роль каждого из них и принципы идентификации основных типов подстилающих поверхностей в МИК.

Основной энергетический признак A1. Данные видимого канала используются прежде всего для выделения и разделения ярких и темных объектов, характеризующихся соответственно большой и малой оптической толщиной. Это в первую очередь относится к облачности с различной оптической плотностью, прямо зависящей от геометрической толщины облаков, размера и концентрации облачных частиц, как капель, так и ледяных кристаллов. A1 является важным классификационным признаком при наличии подстилающих поверхностей с относительно высокой отражательной способностью (снег, лед, песок, солнечные блики на поверхности воды). В ИСОД признак A1, принимая во внимание наш особый интерес к облачности, используется прежде всего для отделения (дискриминации) облачности от других подстилающих поверхностей и ее разделения на оптически плотную и оптически тонкую в светлое время суток. В качестве иллюстрации рассмотрим изображение Балтийского моря в первом канале AVHRR (см. рис.2.1a). На изображении отчетливо

видна облачность нижнего и среднего ярусов в виде светлых и белых полос и пятен. Хорошо идентифицируются поверхность суши и морская поверхность, обладающая небольшой отражающей способностью.

Энергетический признак (A1-A2). Этот признак принадлежит к множеству так называемых вегетационных индексов. Идея введения и использования вегетационных индексов основывается на различиях в спектральной отражательной способности растительности и подстилающей поверхности, свободной от нее, включая почвы, скальные породы и т.п. Для ближнего инфракрасного канала AVHRR двунаправленная отражательная способность, характеризуемая величиной A2, резко возрастает для поверхности покрытой зеленой растительностью по сравнению с голой почвой или поверхностью, покрытой увядшей растительностью. Для видимого диапазона наличие хлорофилла в зеленой растительности, наоборот, связано с минимумом регистрируемой первым каналом AVHRR отраженной радиации, характеризуемой величиной A1. В среднем для участков изображения, покрытых хорошо развитой зеленой фитомассой, значения A2 лежат в пределах 20-40 %, а значения A1 – в пределах 5-15 %. Следует при этом отметить что отражательная способность во втором канале зависит от количества цветного пигмента, содержащегося в тканях растений, и типа растительности, в том числе, естественно, и сельскохозяйственной.

Важным свойством, присущим данному классификационному признаку, является то, что отражательная способность для таких подстилающих поверхностей как скалы, скальный грунт, песок, глинозем и глина, для второго канала также выше, чем для первого. Интенсивность излучения в ближнем ИК диапазоне в меньшей степени, чем излучение в видимом диапазоне, подвержено аэрозольному ослаблению.

Для покрытых снегом поверхностей суши и морского льда значения A1 выше, чем значения A2 [79, 83]. В связи с этим классификационный признак (A1-A2) может с успехом использоваться в схемах идентификации снежного покрова.

Из сказанного выше следует, что в безоблачных условиях для свободных от снега и льда участков поверхности суши величина A2 выше величины A1. В работе [79] показано, что при отсутствии облачности над морем соотношение между A1 и A2 противоположное, т.е. A1 больше A2. На основании сказанного рассматриваемый клас-

сификационный признак используется нами в качестве классификатора "суша-море" в светлое время суток.

Таким образом, данный классификационный признак используется нами в качестве:

- идентификатора покрытых зеленой растительностью участков поверхности суши (вегетационного индекса), почв, грунтов и скальных пород, позволяющего выделять фрагменты изображения с конкретными типами растительности и почв;
- дневного классификатора "суша-море" в безоблачных и частично облачных условиях или условиях тонкой облачности верхнего яруса, позволяющего не только разделить два основных типа подстилающей поверхности (сушу, свободную от снега и льда, и водную поверхность), но и маркировать береговую линию, что существенно для ориентации и привязки изображения;
- идентификатора снежного покрова.

Энергетический признак (Т3-Т4). Два предыдущих классификационных признака могут быть использованы лишь в светлое время суток. Рассматриваемый же в данном случае признак может работать, как днем, так и ночью, но использоваться при этом в светлое и темное время суток по-разному.

Ряд исследований [79 – 81, 83], модельных и фактических расчетов [67, 75, 89], включая наши расчеты, связанные с исследованием чувствительности предложенных нами моделей спутниковых наблюдений с помощью многоканальных радиометров, позволяют сделать следующие выводы относительно радиационных свойств облачности и аэрозольной атмосферы в характерных для данного классификационного признака спектральных диапазонах.

- Существует хорошо выраженная связь между интенсивностью рассеянной радиации, измеряемой в третьем канале AVHRR, и характерным размером облачных капель. С увеличением размера облачных капель растет фактор анизотропии рассеяния и, как следствие, увеличивается пропускание и уменьшаются отражательная и излучательная способности облаков в ИК диапазоне, включая и диапазон 3,7 мкм, соответствующий третьему каналу AVHRR.
- В третьем канале AVHRR облака нельзя рассматривать в качестве "абсолютно черных".
- Излучательная способность льдокристаллических облаков ниже, чем воднокапельных.

- Излучательная способность облачного слоя в диапазоне 3,7 мкм ниже, чем в окне прозрачности 8-13 мкм.
- Вклад отраженной солнечной радиации в общее поле уходящего излучения в области более коротких длин волн ИК диапазона весьма существен. В длинноволновой части ИК диапазона, в окнах прозрачности 8-13 мкм, отраженная солнечная радиация практически отсутствует. Разность значений излучаемой радиации между третьим и четвертым каналом AVHRR днем мала по сравнению с отраженной радиацией, поэтому значение данного классификационного признака может интерпретироваться количественно, как мера отражательной способности в третьем канале AVHRR.

Указанные свойства активно используются для идентификации типов облачности как днем, так и в ночь, в частности для определения наличия тонких облаков верхнего яруса и низких относительно теплых воднокапельных облаков и тумана, выделения конвективных облачных ячеек и т.д.

Что же касается распознавания основных типов подстилающей поверхности, то данный классификационный признак используется для дискриминации снега и облачности освещенных солнцем, поскольку сигнал в третьем канале обладает той интересной особенностью, что для покрытой снегом поверхности отражательная способность в третьем канале практически равна нулю [79,83]. Следовательно, в отличие от облачности, где $T_3 - T_4 > 0$, значения данного классификационного признака для поверхностей, покрытых снегом, близки к нулю.

Основной энергетический признак T4. В соответствии с результатами работы [75], а также данными многочисленных исследований, отраженными, например, в монографии [36], теоретически рассчитанная излучательная способность большинства основных подстилающих поверхностей меньше 1.0, но для таких подстилающих поверхностей, как оптически плотная облачность, обширная водная поверхность, лесная растительность и целого ряда других типов поверхности суши (см., например, работы [71, 79]), ее с достаточной для практики степенью точности можно считать равной единице. Отсюда следует, что измерения в окне прозрачности 8-13 мкм можно непосредственно использовать для измерения температуры излучающей подстилающей поверхности. Эти измерения в четвертом и, вообще говоря, пятом каналах AVHRR можно использовать как днем, так и ночью, поскольку, как было установлено выше,

вклад отраженного солнечного излучения для этих длин волн днем практически равен нулю.

Таким образом, данный основной энергетический классификационный признак в первую очередь используется:

- для дискриминации относительно холодных и плотных облаков и сравнительно теплой поверхности моря и суши;
- для разделения оптически плотной облачности по ярусам и отделения теплых подстилающих поверхностей от холодных в безоблачных условиях.

Примером практического использования данного признака может служить рис. 2.1.б. В левой верхней части этого изображения отчетливо прослеживаются холодные мезомасштабные облачные образования, имеющие вид обширных белых пятен, которые на снимке в видимом диапазоне не видны.

Зимой признак T_4 можно использовать для разделения незамерзающей водной поверхности и покрытой снегом поверхности суши или поверхности моря, покрытой льдом.

Энергетический признак (T_5-T_4). Данный признак прежде всего служит для обнаружения тонких перистых облаков, являющихся прозрачными для видимого и ближнего инфракрасных каналов и, следовательно, не обнаруживаемых на снимках в этих поддиапазонах. Диагностика тонкой перистой облачности основывается на том, что для этого вида облаков пропускание в четвертом канале выше, чем в пятом [77]. Как и для предыдущего признака (T_3-T_4), ночью данный признак зависит лишь от разности температур поверхности и облаков.

Таким образом, отрицательные значения этого признака, меньшие заданного порогового значения, как правило, свидетельствуют о наличии тонкой перистой облачности, практически не обнаруживаемой на снимках в видимом диапазоне. Последнее можно наглядно продемонстрировать на примере разностного изображения (T_5-T_4), представленного на рис. 2.3. Сравнительно большие по модулю отрицательные значения (T_5-T_4) на всем пространстве снимка однозначно свидетельствуют о наличии в данной сцене сплошного покрова тонких перистых облаков, не обнаруживаемых в видимом и ближнем ИК диапазонах (см. рис. 2.1).

Схема первого этапа интерпретации изображений и соответственно первого этапа МИК в светлое время суток, представлена на рис. 2.4.

ch5-ch4 (930517.14 GMT)

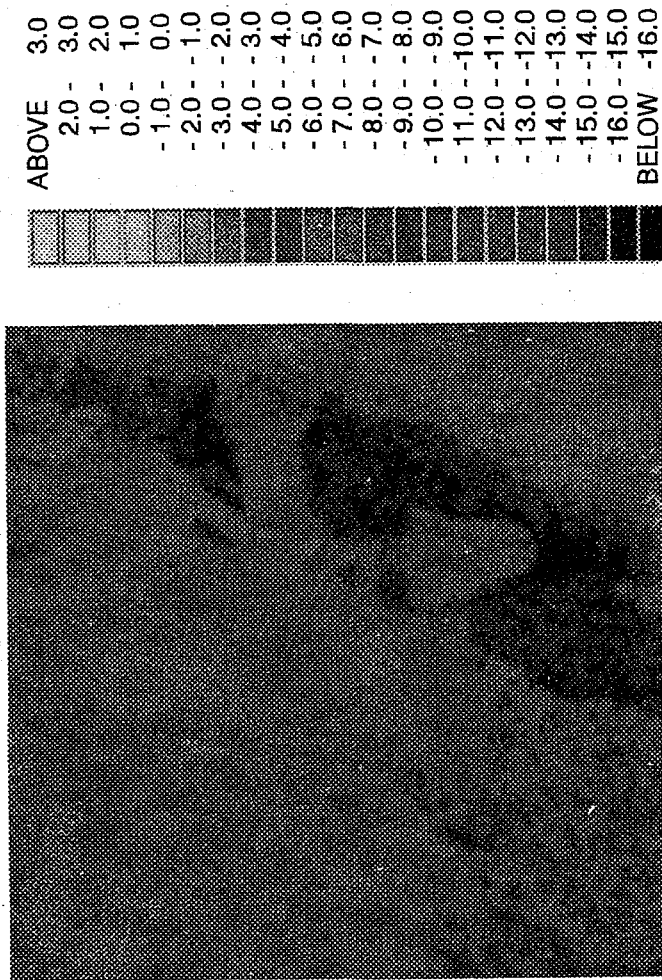


Рис. 2.3. Значения энергетического классификационного признака (T5-T4) для исходного изображения AVHRR/NOAA от 17.05.93 г. (см. рис. 2.1). Справа дана шкала значений признака в условных единицах. Одна условная единица соответствует 0,5°С.

Процедура идентификации ночью аналогична описанной выше, но при этом по понятным причинам используются классификационные признаки, полученные на основе данных ИК каналов. Следует отметить, что предлагаемая нами процедура идентификации основных типов подстилающей поверхности, представляющая первый этап МИК, может работать и с исходным изображением, когда классифицируемые объекты представляются в виде отдельных пикселей или более крупных единичных прямоугольных элементов, являющихся результатом осреднения по площади, равной $n \times n$ пикселей. Такой вариант, по существу означающий переход к пороговому методу идентификации основных типов подстилающей поверхности, целесообразен в случае, когда велико общее количество облаков и кластеры, соответствующие земной поверхности, не имеют четких пиков на многомерной яркостной гистограмме (размыты) или вообще не формируются.

В случае 100%-ной оптически плотной облачности в качестве характеристик основных подстилающих поверхностей могут быть выбраны их климатические значения или данные стандартных наземных гидрометеорологических наблюдений. После того, как на основе энергетических признаков выделены основные типы подстилающих поверхностей, первый и основной этап интерпретации и МИК считается завершенным.

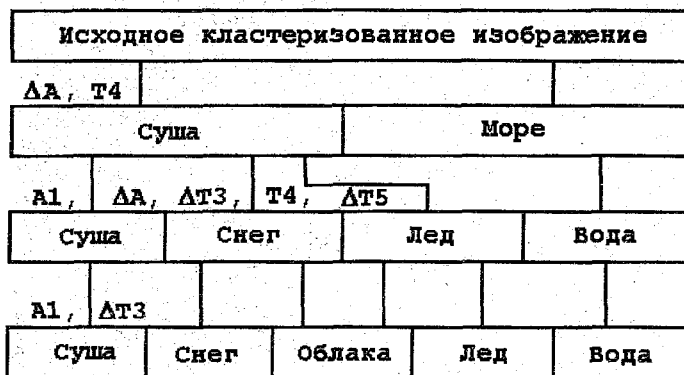


Рис. 2.4. Выделение основных типов подстилающей поверхности на первом этапе МИК. Слева приведены энергетические признаки, используемые на каждом данном шаге МИК.

Дальнейшее применение МИК с использованием не только энергетических, но и статистических и специальных признаков осуществляется в рамках специализированной тематической обработки и описывается в главе 4.

3. МОДЕЛИ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ НАБЛЮДЕНИЙ

Идейную основу излагаемых в данной главе подходов и методов решения задач дистанционного спутникового зондирования составляют математическая теория и методы, разработанные Г.И. Марчуком и его учениками [40-45, 51], О.А. Ладыженской [35], В.В. Пененко [53, 54] и использованные ими прежде всего для моделей гидротермодинамики, в том числе атмосферы и океана. Поэтому при изложении мы будем придерживаться принятых в этих работах определений и терминологии.

3.1. Модели спутниковых наблюдений в облачной атмосфере

Основой восстановления характеристик облачной атмосферы по спутниковым данным является решение прямых и обратных задач переноса оптического излучения в облачной атмосфере. Сначала рассмотрим вопросы постановки и решения прямых задач. В данном случае это моделирование полей интенсивности оптического излучения, которое регистрируется радиометром, установленном на спутнике. Иными словами, ставится задача моделирования спутниковых многоспектральных наблюдений на верхней границе атмосферы (более точно, на высоте орбиты спутника). Будем в дальнейшем для краткости называть эти модели моделями наблюдений.

Прежде чем переходить к формулировке моделей наблюдений, заметим, что часть упрощений введена и используется ниже лишь для того, чтобы сконцентрировать основное внимание на идеологии и методологии построения, численной реализации и исследовании чувствительности предлагаемых моделей спутниковых наблюдений. При реализации и использовании разработанных моделей наблюдений на практике, когда следует учитывать, в частности, многослойность облачности, трансформацию излучения в надоблачном и подоблачном слоях, связанные с реальной обстановкой, от этих упрощений мы отказываемся.

Рассмотрим сначала модели наблюдений для видимого диапазона оптического спектра, что соответствует наблюдениям в первом канале радиометра AVHRR. Атмосферу считаем плоским слоем, внешним источником излучения для которого является Солнце. В этом случае в качестве основного уравнения модели можно использовать уравнение переноса излучения для плоскопараллельной ат-

атмосферы [6, 36, 87]. Введем ряд упрощающих предположений, не ограничивающих при этом общности излагаемого подхода. Будем считать что:

– радиация, поступающая от любой точки, лежащей в пределах поля зрения радиометра, рассматривается как приходящая от некоторой горизонтально-однородной поверхности;

– подстилающая поверхность для безоблачной части поля зрения сканера, а также расположенная под облачным слоем однородна и характеризуется изотропным отражением.

В этих условиях процесс переноса коротковолновой рассеянной радиации может быть описан уравнением переноса излучения в виде [84, 85, 87]

$$\begin{aligned} \mu \frac{\partial I(\tau, \mu, \phi)}{\partial \tau} = & I(\tau, \mu, \phi) - \\ & - \frac{1}{4\pi} \int_0^{2\pi+1} \int_{-1}^1 p(\mu, \phi, \mu', \phi') I(\tau, \mu', \phi') d\mu' d\phi' - \\ & - \frac{1}{4} F_0 p(\mu, \phi, \mu', \phi') \exp(-\tau / \mu_0) \end{aligned} \quad (3.1.1)$$

где I – интенсивность излучения, τ – оптическая толщина, F_0 – поток приходящей солнечной радиации; μ и μ_0 – косинусы вертикального угла спутника и зенитного угла солнца соответственно; ϕ и ϕ' – косинусы азимутальных углов; $p(\mu, \phi, \mu', \phi')$ – индикатриса рассеяния.

Пренебрегая азимутальной зависимостью, уравнение (3.1.1) перепишем в виде

$$\begin{aligned} \mu \frac{\partial I(\tau, \mu)}{\partial \tau} = & \\ = & I(\tau, \mu) - \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I(\tau, \mu') d\mu' - \\ & - \frac{1}{4} F_0 p(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0) \end{aligned} \quad (3.1.2)$$

В нашем случае модель наблюдения будем строить для единичного элемента разрешения (пикселя) либо свободного от облачно-

сти, либо частично или полностью покрытого однородным слоем облачности.

Задачу будем решать отдельно для безоблачной и облачной частей пикселя. При этом уравнение (3.1.2) и соответствующие граничные условия для безоблачной части пикселя записываются в виде

$$\begin{aligned} \mu \frac{\partial I_a(\tau, \mu)}{\partial \tau} &= \\ &= I_a(\tau, \mu) - \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p_a(\mu, \mu') I_a(\tau, \mu') d\mu' - \\ &- \frac{1}{4} F_0 p_a(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0) \end{aligned} \quad (3.1.3)$$

$$I_a(0, \mu) = 0 \quad \mu < 0$$

$$\begin{aligned} I_a(\tau_N^a, \mu) &= \left(\frac{A_s}{\pi} \right) \left[2\pi \int_{-1}^0 \mu' I_a(\tau_N^a, \mu') d\mu' + \right. \\ &\left. + \pi \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N^a / \mu_0) \right] \quad \text{при } \mu > 0 \end{aligned} \quad (3.1.4)$$

для облачной части пикселя (ослабление радиации в надоблачном слое не учитывается)

$$\begin{aligned} \mu \frac{\partial I_c(\tau, \mu)}{\partial \tau} &= I_c(\tau, \mu) - \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p_c(\mu, \mu') I_c(\tau, \mu') d\mu' - \\ &- \frac{1}{4} F_0 p_c(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0) \end{aligned} \quad (3.1.5)$$

$$I_c(0, \mu) = 0 \quad \text{при } \mu < 0$$

$$\begin{aligned} I_c(\tau_N^c, \mu) &= \left(\frac{A_s}{\pi} \right) \left[2\pi \int_{-1}^0 \mu' I_c(\tau_N^c, \mu') d\mu' + \right. \\ &\left. + \pi \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N^c / \mu_0) \right] \quad \text{при } \mu > 0 \end{aligned} \quad (3.1.6)$$

Здесь индекс «с» означает принадлежность к облачной части пикселя, A_{sc} – альbedo системы земная поверхность – нижняя граница облака – подоблачный слой. Эффекты, связанные с процессами переотражения радиации в подоблачном слое, и параметризация величины A_{sc} с помощью отражательных способностей и пропускания для земной поверхности и облака рассматриваются, например, в работах [30, 63, 64]. Нами выбор величины A_{sc} обсуждался в работе [25].

Интенсивность излучения на верхней границе атмосферы, регистрируемая радиометром в виде пиксельной величины энергетической яркости, будет представлять собой взвешенную сумму интенсивностей от безоблачной и облачной частей пикселя:

$$I(0, \mu) = (1 - \eta)I_a(0, \mu) + \eta I_c(0, \mu). \quad (3.1.7)$$

Здесь мы полагаем, что η – весовая функция, учитывающая относительный вклад облачности в интенсивность излучения для данной длины волны. Для видимого и ближнего ИК диапазонов значение этой функции в процентах по существу совпадает с традиционным для метеорологии понятием количества облаков.

Введем в рассмотрение функционал, который связан с показанием прибора на метеорологическом спутнике, и запишем его в общем виде с учетом спектральной функции чувствительности прибора $\phi(\nu)$ для конкретного канала радиометра

$$J_q(I) = \int_0^{\tau_N} d\tau \int_0^{\infty} d\nu \int_0^1 \phi(\nu) h(\mu) g(\mu) I(\tau, \mu) \delta(\tau - 0) d\mu, \quad (3.1.8)$$

или сокращенно

$$J_q(I) = \int_D I(\tau, \mu) q(\tau, \mu) dD. \quad (3.1.9)$$

Этот функционал представляет собой показания спутникового радиометра, регистрирующего интенсивность излучения на верхней границе атмосферы в спектральном диапазоне $\Delta\nu = \nu_2 - \nu_1$.

Здесь

$$q(\tau, \mu) = \phi(\nu) h(\mu) g(\mu) \delta(\tau - 0), \quad (3.1.10)$$

$$q(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3.1.11)$$

$D = \{0 \leq \tau < \infty, 1 \geq \mu \geq 0, -\infty < \nu < +\infty\}$ — область изменения τ, μ и ν . Функция $q(\tau, \mu)$ описывает положение и чувствительность измерительного прибора.

Далее для простоты будем считать, что излучение является монохроматическим, соответствующим эквивалентной длине волны [67] k -го канала AVHRR. На практике это означает, что можно отказаться от интегрирования по частоте. Для радиометра AVHRR это предположение вполне справедливо, поскольку спектральные характеристики каналов $\phi_i(\nu)$ имеют форму, близкую к прямоугольной [82], и, как показали специальные исследования, в частности, для видимого и ближнего ИК диапазонов [67, 79, 80], введение эквивалентной длины волны (частоты) является хорошим монохроматическим приближением для реально измеряемой радиометром AVHRR интенсивности. Это верно и для окна прозрачности 8-12 мкм, где сечение ослабления мало меняется в пределах рабочих измерительных диапазонов радиометра. В общем случае монохроматическое приближение не является справедливым [40], и тогда необходимо проводить интегрирование по частоте. При практических расчетах, в частности для третьего канала AVHRR, следует учитывать зависимость спектральной характеристики канала от частоты и проводить численное интегрирование по частоте в пределах рабочего диапазона данного канала радиометра, что и делается на практике.

Выберем $h(\mu) = \mu$. В этом случае функционал (3.1.9) будет представлять собой результаты измерения потока приходящего из атмосферы излучения $F^\uparrow(0)$. Если же функцию $h(\mu)$ выбрать в виде дельта функции Дирака $\delta(\mu - \mu_\nu)$, то функционал (3.1.9) даст значение искомой интенсивности излучения в видимом диапазоне, регистрируемой спутниковым радиометром на верхней границе под углом $\mu_\nu - I(0, \mu_\nu)$. Таким образом, окончательно для интенсивности излучения, измеряемой радиометром, установленном на спутнике, имеем:

$$J_q(I) = \int_0^1 I(0, \mu) \delta(\mu - \mu_\nu) d\mu = I(0, \mu_\nu) \quad (3.1.12)$$

В точности таким же образом вводятся в рассмотрение и функционалы наблюдений для других диапазонов оптического спектра (других каналов радиометра).

Например, для окна прозрачности 8-12 мкм инфракрасного диапазона модель наблюдений для безоблачной части пикселя может быть записана в виде

$$\mu \frac{\partial I(\tau, \mu)}{\partial \tau} = I(\tau, \mu) - \quad (3.1.13)$$

$$- \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I(\tau, \mu') d\mu' - B_v(T)$$

$$I(0, \mu) = 0 \quad \text{при } \mu < 0 \quad (3.1.14)$$

$$I(\tau_N, \mu) = A_{sv} \int_{-1}^0 I(\tau_N, \mu') d\mu' - B_v(T_0) \quad (3.1.15)$$

Здесь $B_v(T)$ – собственное излучение атмосферы, определяемое функцией Планка; T_0 – температура земной поверхности.

С учетом введенных функционалов наблюдений для многоканального радиометра, а также формулы (3.1.7) интенсивность излучения, регистрируемого прибором для конкретного пикселя, может быть представлена в виде

$$J_q(I) = (1 - \eta) J_a(I) + \eta J_c(I) \quad (3.1.16)$$

где $J_a(I)$ и $J_c(I)$ – функционалы наблюдений для безоблачной и облачной частей пикселя соответственно.

Теперь на основе изложенного можно дать общую формулировку задачи многоспектрального спутникового зондирования с помощью многоканального радиометра в операторном виде, и по аналогии с тем, как это сделано в работе В.В. Пененко [53], записать интегральное тождество и сформулировать решение задачи в слабом обобщенном смысле. Эти понятия в дальнейшем будут нам необходимы.

Поскольку формулировки моделей наблюдений для облачных и безоблачных условий в нашей постановке совпадают с точностью до обозначений индексов при искомым функциях и параметрах, далее там, где это не будет приводить к неправильному пониманию или двусмысленности, мы будем опускать индексы «а» и «с», относящиеся соответственно к безоблачным и облачным ситуациям. Таким

образом, мы будем рассматривать, например, модели наблюдений для безоблачных (облачных) условий, имея в виду, что все получаемые результаты справедливы с точностью до обозначений и для облачной (безоблачной) ситуации. Там, где это необходимо по смыслу изложения, мы снова будем переходить к индексации параметров.

Принимая во внимание последние замечания, общую формулировку уравнений модели наблюдений с помощью радиометра AVHRR можно записать в операторной форме

$$G(I, S) = 0, \quad I \in Q(D), \quad S \in R(D). \quad (3.1.17)$$

Здесь I – вектор состояния (его компонентами являются энергетические яркости для каждого канала радиометра); S – вектор параметров; D – область изменения переменных; $Q(D)$ – пространство функций, удовлетворяющих граничным условиям, которому принадлежит решение задачи; $R(D)$ – область допустимых значений параметров; G – матричный интегро-дифференциальный оператор

$$G = \{G_k(I, S) \quad (k = 1, \dots, 5)\}; \quad (3.1.18)$$

$G_k(I, S)$ ($k = 1, \dots, 5$) определяются левыми частями уравнений переноса радиации для пяти каналов радиометра, которые можно записать в виде:

$$LI - f = 0, \quad (3.1.19)$$

L – матричный диагональный интегро-дифференциальный оператор

$$L = \begin{pmatrix} L_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & L_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & L_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_5 \end{pmatrix}, \quad (3.1.20)$$

$$L_k = \mu \frac{\partial(\bullet)}{\partial \tau} - 1 \cdot (\bullet) + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} (\bullet) p_k(\mu, \mu') d\mu' \quad (k = 1, \dots, 5), \quad (3.1.21)$$

f – вектор функций источников. В случае AVHRR для видимого и ближнего ИК диапазонов составляющие вектора f представляют собой члены уравнений, описывающие однократно рассеянное излучение

$$f_{1,2} = -\frac{1}{4} F_0 p_{1,2}(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0), \quad (3.1.22)$$

в случае ИК диапазонов – это член уравнения, описывающий собственное излучение подстилающей поверхности

$$f_{4,5} = -B(T_{4,5}) \quad (3.1.23)$$

и, наконец, для среднего ИК диапазона (третьего канала AVHRR) – это сумма первых двух членов

$$f_3 = -\frac{1}{4} F_0 p_3(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0) - B(T_3). \quad (3.1.24)$$

Здесь $p_i(\mu, \mu')$ и $T_i (i = 1, \dots, 5)$ – соответственно индикатрисы рассеяния и температуры подстилающей поверхности для диапазонов спектра, соответствующих каналам AVHRR.

Система уравнений (3.1.17) дополняется граничными условиями для каждого спектрального диапазона, которые уже были сформулированы выше.

Воспользуемся определением скалярного произведения

$$(\Phi, \Psi) = \int_D \Phi \Psi dD, \quad \Phi \Psi \in Q(D), \quad (3.1.25)$$

Теперь на основе идей и подходов, изложенных в работах О.А. Ладыженской и В.В. Пененко [35, 54], можно дать вариационную формулировку модели в виде интегрального тождества

$$J_0(I, S, I^*) = 0. \quad (3.1.26)$$

Выражение (3.1.26) для интегрального тождества получается как результат интегрирования по частям с использованием граничных условий для основных функций в уравнении

$$(G(I, S), I^*) = 0. \quad (3.1.27)$$

Если для I^* , пока произвольной функции из (3.1.27), выполняются определенные условия гладкости [54], то интегральное тождество (3.1.26) определяет обобщенное решение задачи (3.1.18).

Например, интегральное тождество для модели наблюдений в видимом диапазоне спектра может быть представлено в виде:

$$\begin{aligned} J_0(I, I^*) = & \int_{-1}^1 \int_0^{\tau_N} \left\{ I \left[-\mu \frac{\delta I^*}{\delta \tau} - I^* + \right. \right. \\ & \left. \left. + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu \mu') I^* d\mu' \right] - f I^* \right\} d\mu d\tau + \\ & + \int_{-1}^0 I(\tau_N \mu) \left[I^*(\tau_N \mu) + 2 A_s \int_0^1 I^*(\tau_N \mu') \mu' d\mu' \right] \mu' d\mu + \\ & A_s \int_0^1 I^*(\tau_N \mu) \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N / \mu_0) \mu d\mu - \\ & - \int_0^1 I(0, \mu) I(0, \mu) \mu d\mu = 0. \end{aligned} \quad (3.1.28)$$

Выражение (3.1.32) получено в результате интегрирования по частям с использованием краевых условий (3.1.7) в уравнении (3.1.6). Абсолютно аналогично можно получить интегральные тождества для других спектральных диапазонов. В силу их громоздкости мы их здесь не приводим, но в дальнейшем будем активно использовать.

3.2. Сопряженные задачи спутниковых наблюдений

Прямую задачу о переносе радиации для различных каналов радиометров можно сформулировать и решить, используя некоторые характерные, заранее известные значения оптико-метеорологических характеристик облачной атмосферы, таких, например, как отражательная способность подстилающей поверхности и облачности, их температура, основные оптические характеристики

среды. Эти задачи, их решения и соответствующие им функционалы наблюдений называются невозмущенными [40].

Радиометры на метеорологическом спутнике регистрируют истинные функционалы задач, отличающиеся от функционалов невозмущенных задач на определенную величину, которая называется вариацией функционала [54]. Вариации могут быть детерминированными и случайными. Наличие случайных возмущений обусловлено тем, что значения параметров вычисляются по данным измерений, содержащим как случайные, так и систематические ошибки. Кроме того следует принимать во внимание присущие каждой модели ошибки аппроксимации и ошибки округления при решении задач на ЭВМ, приводящие к дополнительным случайным возмущениям.

При таком подходе задачу восстановления оптико-метеорологических характеристик можно сформулировать как определение вариаций параметров и состояния по известным вариациям функционалов наблюдений. Необходимо связать отклонения показаний прибора непосредственно с отклонениями восстанавливаемых параметров атмосферы. Тогда ошибка в восстанавливаемой характеристике будет прямо пропорциональна ошибке в показании радиометра, и, следовательно, при восстановлении будет использоваться максимальная информация, поступающая от радиометра.

Таким образом, в предлагаемом нами подходе решение обратной задачи восстановления оптико-метеорологических характеристик на основе спутниковых данных разбивается на три основных этапа:

- прямое моделирование спутниковых наблюдений, нахождение множества невозмущенных решений и искомым функционалов;
- «грубое» восстановление вектора параметров методом подбора по условию минимума невязки между наблюдаемыми и предвычисленными значениями функционалов спутниковых наблюдений;
- «уточнение» (если необходимо) восстанавливаемых значений оптико-метеорологических характеристик на основе определения их вариаций по известным вариациям функционалов наблюдений с использованием формул теории возмущений.

При предлагаемой нами трехэтапной процедуре восстановления искомым оптико-метеорологических параметров для решения указанных задач важную роль играют сопряженные функции и формулы теории возмущений для функционалов. Рассмотрим и те и другие, опираясь на фундаментальную работу [40].

Возьмем уравнение переноса излучения (3.1.3) в операторной форме

$$LI = f, \quad (3.2.1)$$

где L – интегро-дифференциальный оператор переноса излучения, I – интенсивность излучения (энергетическая яркость), f – источники излучения. Эти две последние функции удовлетворяют граничным условиям (3.1.5).

Если ввести в рассмотрение скалярное произведение (I, I_q^*) , как интеграл от произведения функций I и I_q^* , и сопряженный оператор L^* , определяемый тождеством Лагранжа:

$$(I_q^*, LI) = (I, L^* I_q^*) \quad (3.2.2)$$

то, согласно [39], линейный функционал спутниковых наблюдений будет (3.1.11) иметь двойственное представление:

$$\left. \begin{aligned} J_q(I) &= (q, I) \\ J_q(I) &= (f, I_q^*) \end{aligned} \right\} \quad (3.2.3)$$

Здесь I_q^* – решение сопряженной (в смысле Лагранжа) задачи

$$L^* I_q^* = q, \quad (3.2.4)$$

принадлежащее к классу функций, удовлетворяющих определенным граничным условиям и свойствам дифференцируемости.

При этом задача (3.2.1) рассматриваются как невозмущенная.

Если теперь ввести в рассмотрение возмущенную задачу

$$L'I' = f', \quad (3.2.5)$$

где

$$L' = L + \delta L, \quad (3.2.6)$$

$$I' = I + \delta I, \quad (3.2.7)$$

$$f' = f + \delta f, \quad (3.2.8)$$

то для вариации функционала

$$\delta J_q = J(I') - J_q(I) \quad (3.2.9)$$

справедливы две эквивалентные формулы теории возмущений, связывающие изменения оператора δL , обусловленные изменениями оптико-метеорологических характеристик по отношению к

невозмущенной задаче, с изменениями функционала наблюдений δJ_q [39]

$$\delta J_q = -(I_q^*, \delta L I' - \delta f), \quad (3.2.10)$$

$$\delta J_q = -(I, \delta L^* I_q^*). \quad (3.2.11)$$

Функция I_q^* , являясь статистическим весом в формуле (3.2.10), характеризует область влияния возмущения $(\delta L I' - \delta f)$ во всем фазовом пространстве и носит название функции ценности информации по отношению к функционалу J_q или просто функции ценности [40].

Если изменения оператора δL , а следовательно, и изменения оператора δL^* малы настолько, что мало искажают функции I и I_q^* , то в формулах (3.2.10) – (3.2.11) их возмущенные значения можно заменить на невозмущенные, т.е. заменить I' на I , а I_q^* на I_q^* . Тогда получим две эквивалентные формулы для малых возмущений [39].

$$\delta J_q = -(I_q^*, \delta L I - \delta f), \quad (3.2.12)$$

$$\delta J_q = -(I, \delta L^* I_q^*). \quad (3.2.13)$$

При нашем подходе последние две формулы имеют определяющее значение, поскольку на первом этапе решения обратной задачи восстановления оптико-метеорологических характеристик в процессе реализации метода подбора невозмущенной модели (невозмущенного оператора) реализуется условие малости δL .

Структура формул (3.2.12) – (3.2.13) наглядно демонстрирует тот факт, что сопряженная функция I_q^* – решение сопряженной задачи – является функцией влияния в отношении к искомым вариациям. Поскольку сопряженное решение в конечном итоге является основным критерием значимости информации по отношению к рассматриваемому функционалу задачи, отсюда и его определение как ценности информации.

Не ограничивая общности, для наглядности по-прежнему, как и в п.3.1, будем считать, что мы имеем дело с монохроматическим из-

лучением. В этом случае выражение для функционала наблюдений может быть записано в виде

$$J_q(I) = \int_0^1 I(0, \mu) \delta(\mu - \mu_v) d\mu. \quad (3.2.14)$$

Для решения задач восстановления оптико-метеорологических характеристик поставим перед собой цель сформулировать сопряженные уравнения переноса излучения и сопряженную задачу по отношению к моделям наблюдений для соответствующих каналов радиометра AVHRR, опять-таки опираясь на изложенное в работах Г.И. Марчука и его учеников [40-45].

Следует еще раз подчеркнуть, что, поскольку формулировка уравнения переноса излучения (3.1.2) и граничных условий в прямой задаче переноса излучения для безоблачного и облачного слоев (соответственно для безоблачной и облачной частей пикселя) (3.1.4)-(3.1.5) и (3.1.6)-(3.1.7), совпадают в нашей постановке с точностью до обозначений, то в дальнейшем при выводе сопряженных уравнений для различных диапазонов спектра будем пользоваться уравнением переноса в виде (3.1.2).

Рассмотрим соответствующую задачу для коротковолнового (видимого) диапазона. Запишем ее в следующем виде:

$$\mu \frac{\partial I(\tau, \mu)}{\partial \tau} - I(\tau, \mu) + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I(\tau, \mu') d\mu' = f, \quad (3.2.15)$$

$$I(0, \mu) = 0 \text{ при } \mu < 0, \quad (3.2.16)$$

$$I(\tau_N, \mu) = \left(\frac{A_s}{\pi} \right) \left[-2\pi \int_{-1}^0 I(\tau_N, \mu') d\mu' + \right. \quad (3.2.17)$$

$$\left. + \pi \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N / \mu_0) \right] \text{ при } \mu > 0$$

Здесь $f = (1/4) F_0 p(\mu, \mu') \exp(-\tau / \mu_0)$, а остальные обозначения те же, что и в п.3.1.

Переходя к формулировке сопряженной задачи, следуя [39], введем в рассмотрение оператор основной задачи L , который представим в виде:

$$L = \mu \frac{\partial(\bullet)}{\partial \tau} - E(\bullet) + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} (\bullet) p(\mu, \mu') d\mu'. \quad (3.2.18)$$

Наряду с функцией I – решением задачи (3.2.1) введем функцию I_q^* и рассмотрим выражение

$$(I_q^*, LI) = \int_{-1}^1 d\mu \int_0^{\tau_N} d\tau I_q^* \left[\mu \frac{\partial I}{\partial \tau} - I + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I d\mu' \right]. \quad (3.2.19)$$

Раскрывая скобки в подынтегральном выражении, используя формулу интегрирования по частям для первого слагаемого и переставляя порядки интегрирования в остальных слагаемых из (3.2.19), получим:

$$(I_q^*, LI) = \int_{-1}^1 d\mu \int_0^{\tau_N} d\tau I \left[-\mu \frac{\partial I_q^*}{\partial \tau} - I_q^* + \right. \\ \left. + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I_q^* d\mu' \right] + \int_{-1}^1 d\mu \mu I_q^* I \Big|_{\tau=0}^{\tau=\tau_N} \quad (3.2.20)$$

Обозначим

$$L^* I_q^* = \mu \frac{\partial I_q^*}{\partial \tau} - I_q^* + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I_q^* d\mu'. \quad (3.2.21)$$

Нетрудно убедиться, что оператор L^* является сопряженным в смысле Лагранжа оператору L [39].

В этом случае (3.2.20) перепишем в виде

$$(I_q^*, LI) = (I, L^* I_q^*) = \int_{-1}^1 d\mu \mu I_q^* I \Big|_{\tau=0}^{\tau=\tau_N} \quad (3.2.22)$$

Потребуем выполнения равенства

$$L^* I_q^* = 0, \quad (3.2.23)$$

т.е. потребуем, чтобы сопряженное уравнение было однородным.

Тогда, принимая во внимание основное уравнение (3.2.1), выражение (3.2.22) можно переписать в виде

$$(I_q^*, f) = \int_{-1}^1 d\mu \mu I_q^* I \Big|_{\tau=0}^{\tau=\tau_N}. \quad (3.2.24)$$

Преобразуя последнее выражение с учетом граничных условий (3.2.16) – (3.2.17), опуская ряд громоздких промежуточных выкладок, для функционала спутниковых наблюдений J_q получим

$$J_q = A_s \int_0^1 I_q^* \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N / \mu_0) \mu d\mu + \frac{1}{4} \int_{\tau}^0 d\tau \int_{-1}^1 I_q^* F_0 p(\mu, \mu') (\exp(-\tau / \mu_0)) d\mu. \quad (3.2.25)$$

Тогда окончательно сопряженная задача для модели спутниковых наблюдений в видимом диапазоне может быть сформулирована следующим образом:

$$-\mu \frac{\partial I_q^*}{\partial \tau} - I_q^* + \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I_q^* d\mu' = 0, \quad (3.2.26)$$

$$\int_0^1 I_q^*(0, \mu) \mu d\mu = 1 \quad \text{при } \mu > 0 \quad (3.2.27)$$

$$I_q^*(\tau_N, \mu) = -2 A_s \int_0^1 I_q^*(\tau_N, \mu') \mu' d\mu' \quad \text{при } \mu < 0 \quad (3.2.28)$$

Аналогично основная задача для инфракрасного диапазона формулируются в виде:

$$\mu \frac{\partial I(\tau, \mu)}{\partial \tau} = I(\tau, \mu) - \frac{1}{2} \int_{-1}^{+1} p(\mu, \mu') I(\tau, \mu') d\mu' - B_v(T) \quad (3.2.29)$$

$$I(0, \mu) = 0 \quad \text{при } \mu < 0 \quad (3.2.30)$$

$$I(\tau_N, \mu) = A_{sv} \int_{-1}^0 I(\tau_N, \mu') d\mu' + B_v(T_0) \quad \text{при } \mu > 0 \quad (3.2.31)$$

для интенсивности теплового излучения, а сопряженная в этом случае с точностью до обозначений совпадает с сопряженной задачей для видимого диапазона (3.2.26-3.2.28).

При сформулированном нами подходе к решению задачи восстановления оптико-метеорологических характеристик важное значение приобретает исследование чувствительности моделей спутниковых наблюдений. Кратко методы исследования чувствительности этих моделей рассматриваются в следующем параграфе.

3.3. Методы исследования чувствительности и определение вариаций параметров моделей спутниковых наблюдений.

Наиболее полное в настоящее время и последовательное изложение теоретических основ и методов исследования чувствительности математических атмосферных моделей приводится в монографии В.В. Пененко [54]. Описанный выше математический формализм касающийся задач многоспектрального спутникового зондирования позволяет эффективно применить описанные в упомянутой работе методы исследования чувствительности к нашим моделям спутниковых наблюдений и получить важные для практики дистанционного зондирования результаты. Покажем это, следуя изложенному в [54].

Математически определение функций чувствительности сводится к вычислению частных производных от искомого решения или от функционалов, определенных на множестве решений, по параметрам модели в окрестности невозмущенных значений.

Метод прямого моделирования является наиболее распространенным методом исследования чувствительности решения моделей и функционалов. Суть метода в том, что основная задача решается при невозмущенном и возмущенном значениях векторов параметров. После этого производятся оценка вариации вектора состояния или расчет оценки значений функции чувствительности, как отношения вариации вектора состояния к вариации соответствующего параметра.

Рассмотрим метод прямого моделирования для нашего случая.

Определим вектор состояния как функцию независимых переменных и входных параметров S

$$I = I(\tau, \mu, S). \quad (3.3.1)$$

Вектор S можно определить следующим образом:

$$S = (\mu_0, p, A_s, F_0, T_0, \tau_N, f) \quad (3.3.2)$$

Предположим, что задача (3.1.17) поставлена корректно. Тогда малым возмущениям δS вектора S соответствуют малые возмущения δI вектора интенсивности I . Вектор δS представляет собой вектор вида

$$\delta S = \{\delta S_i\} \quad (i = 1, \dots, N); \quad S + \delta S \in R(D). \quad (3.3.3)$$

При этом

$$|\delta S| \ll |S| \quad \text{или} \quad |\delta S_i| \ll |S_i|. \quad (3.3.4).$$

Символ δ означает вариацию. Поскольку по своему физическому смыслу компоненты вектора S являются разнородными, целесообразно их покомпонентное сравнение. Вектор δS с учетом (3.3.2) можно представить следующим образом:

$$\delta S = (\delta\mu_0, \delta p, \delta A_s, \delta F_0, \delta T_0, \delta\tau_N, \delta f). \quad (3.3.5)$$

При этом допускается, что часть вариаций в (3.3.5) равна нулю.

Теперь можно сформулировать алгоритм метода прямого моделирования (**алгоритм А**).

1. Для невозмущенного значения вектора параметров S_1 и возмущенного значения $S_2 = S_1 + \delta S$ находим два значения векторов состояния I_1 и I_2 , которые могут быть представлены следующим образом:

$$I_1(\tau, \mu) = I(\tau, \mu, S_1) \text{ и } I_2(\tau, \mu) = I(\tau, \mu, S_2). \quad (3.3.6)$$

2. Искомая вариация вектора состояния находится как разность

$$\delta I(\tau, \mu) = I_1(\tau, \mu) - I_2(\tau, \mu), \quad \tau, \mu \in D. \quad (3.3.7)$$

При $\tau = 0$ формула дает оценку вариации искомого функционала наблюдений δJ_q .

Расчет оценок функций чувствительности осуществляется по той же схеме. При этом при каждом решении системы уравнений (3.1.21) одному из компонентов S_i вектора параметров S дается небольшое приращение δS_i относительно невозмущенного значения, т.е. повторяются операции (3.3.6). Далее вариация вектора состояния $\delta T^{(i)}$ делится на δS_i . В результате получаем оценку функции чувствительности по отношению к параметру S_i .

С точки зрения практической реализации метод прямого моделирования достаточно прост и надежен в ситуациях, когда, как и в нашем случае, размерность вектора параметров модели S невелика. Основным ограничением при его использовании для оценки δJ_q в моделях спутниковых наблюдений является случай малых возмущений вектора состояния, когда (3.3.7) представляет собой малую разность двух близких и относительно больших по сравнению с возмущением величин, определяемых с заданной ошибкой. В этих ситуациях для оценки вариаций функционалов можно воспользоваться формулами теории возмущений (3.2.12) – (3.2.13), подробно рассмотренными в п.3.2.

Вариационная формулировка модели многоспектральных спутниковых наблюдений в виде интегрального тождества (3.1.26) и сформулированные в предыдущем параграфе сопряженные задачи позволяют в полной мере использовать метод и алгоритм для определения вариаций функционалов, определенных на множестве решений основной задачи, детально описанные в работе В.В.Пененко [54]. Важную роль при этом играет так называемое основное соотношение чувствительности, которое заключается в том, что если в качестве меры чувствительности берется ограниченный, непрерывный и дифференцируемый на множествах функций $I \in Q(D)$ и $S \in R(D)$ функционал $\mathfrak{Z}(I)$, то его вариация при варьировании вектор функции S может быть представлена в виде [54]:

$$\delta\mathfrak{Z}(I) = (\text{grad}_s \mathfrak{Z}(I), \delta S), \quad (3.3.8)$$

где

$$\text{grad}_s \mathfrak{Z}(I) \equiv \delta\mathfrak{Z}(I) / \delta S.$$

Уравнение (3.3.8) связывает вариации функционала с вариациями входных параметров. Компоненты вектора $\text{grad}_s \mathfrak{Z}(I)$ представляют собой функции чувствительности модели к вариациям входных параметров, если в качестве меры чувствительности взят функционал $\mathfrak{Z}(I)$.

Пусть, например, в качестве меры чувствительности выступает основной функционал наблюдений $J_q(I)$. В этом случае, согласно [54], функция чувствительности модели спутниковых наблюдений, характеризуется величиной

$$\text{grad}_s J_q(I) \equiv \frac{\partial}{\partial \delta S} \Phi(\delta S, I_0, I^*), \quad (3.3.9)$$

где: $\Phi(\delta S, I_0, I^*)$ – функционал, определяемый с помощью интегрального тождества (3.1.26), I_0 – вектор наблюдения характеризующий невозмущенное состояние, I^* – решение сопряженной задачи.

Рассмотрим пример конкретного представления функционала $\Phi(\delta S, I_0, I^*)$, который участвует в определении вариации функционала наблюдений $\delta J_q(I)$. Воспользуемся для этого интегральным тождеством (3.1.28). Учитывая, что $I^* = I_q^*$ является решени-

ем сопряженной задачи (3.2.26)-(3.2.28), запишем соотношение, позволяющее оценить вариацию интересующего нас функционала J_q , выступающего в роли меры чувствительности модели наблюдений:

$$\begin{aligned} \Phi(\delta S, I_0, I^*) = & \\ = \frac{1}{2} \left[\delta A_s \int_0^1 I^*(\tau_N, \mu) \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N / \mu_0) \mu d\mu \right] - & \quad (3.3.10) \\ - \int_{-1}^1 \int_0^{\tau_N} I^* \delta f d\mu d\tau & \end{aligned}$$

Компоненты вектора вариаций параметров δS не участвующие в (3.3.10), предполагаются равными нулю.

Теперь получить оценки для функций чувствительности не представляет труда. Запишем, например, выражение для $\frac{\partial J_q(I)}{\partial A_s}$:

$$\frac{\partial J_q(I)}{\partial A_s} = \frac{1}{2} \mu_0 F_0 \exp(-\tau_N / \mu_0) \int_0^1 I^*(\tau_N, \mu) \mu d\mu \quad (3.3.11)$$

Аналогично можно получить выражения для функций чувствительности и для других составляющих вектора параметров S .

Теперь рассмотрим вопрос о решении обратных задач по отношению к вариациям параметров. Основываясь на идеях и математическом аппарате, изложенных в работе [43], и результатах, полученных выше, сформулируем алгоритм решения обратной задачи определения вариаций искомых оптико-метеорологических параметров.

При постановке задачи в форме (3.1.15) предполагается, что модель строится для единичного элемента разрешения изображения (пикселя), и, следовательно, само изображение, его фрагменты или отдельные кластеры можно рассматривать как упорядоченные наборы функционалов (измерений) $J_{qi}(I)$ ($i = 1, \dots, n$). Будем также считать, что статистические погрешности отсутствуют и мы имеем дело с данными, прошедшими этап восполнения и коррекции в процедуре первичной обработки.

Поставим каждому функционалу J_{q_i} в соответствие функцию ценности $I_{q_i}^*$ (решение сопряженной задачи) для невозмущенной задачи. Тогда придем к необходимости решения n различных сопряженных уравнений вида

$$L^* I_{q_i}^* = 0 \quad (3.3.12)$$

с граничными условиями (3.2.40) – (3.2.41) или согласно [43] эквивалентных им неоднородных уравнений вида

$$L^* I_{q_i}^* = q_i \quad (3.3.13)$$

с соответствующими граничными условиями.

Решим теперь основную задачу с модельным "невозмущенным" оператором L . В качестве параметров этого "невозмущенного" состояния, возьмем значения, характеризующие, например, ядра кластеров, полученные на первом этапе процедуры восстановления в результате применения метода подбора (могут быть и другие варианты выбора параметров "невозмущенного" состояния, о чем речь пойдет ниже (см. главу 4).

Итак, пусть, как и раньше, модель спутниковых наблюдений описывается уравнением (3.2.1):

$$LI = f. \quad (3.3.14)$$

Построим n формул теории малых возмущений вида

$$\delta J_{q_i} = -(I_{q_i}^*, \delta LI - \delta f) \quad (3.3.15)$$

где δL разность между конкретным изучаемым оператором (измерением) L' и модельным невозмущенным оператором L . Оператор L в нашем случае запишем в виде:

$$L = \left[D + \alpha A + B \sum_{k=1}^m \beta_k C_k \right] \quad (3.3.16)$$

где A , B , C_k и D – элементарные линейные операторы дифференцирования, интегрирования, единичные или их дискретные аналоги. Сравнивая (3.2.15) и (3.3.16), легко сформулировать выражения для операторов A , B , C_k и D , а также явно определить соответствующие параметры α и β_k . Для рассматриваемой нами модели наблюдений

$$D = \mu \frac{\partial(\bullet)}{\partial \tau}, \quad A = C_k = E; \quad B = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 (\bullet) d\mu, \quad (3.3.17)$$

E – единичный оператор, а параметры α и β_k представляют собой соответствующие составляющие вектора (3.3.5) в общем случае известные для невозмущенного состояния. Продолжим рассмотрение задачи в операторном виде. Запишем аналогичное выражение для “возмущенного” оператора.

$$L' = \left[D + \alpha' A + B \sum_{k=1}^m (\beta_k' C_k) \right] \quad (3.3.18)$$

На основании (3.3.16) и (3.3.18) получим выражение для вариации оператора

$$\delta L = \left[\delta \alpha A + B \sum_{k=1}^m (\delta \beta_k C_k) \right] \quad (3.3.19)$$

где $\delta \alpha = \alpha' - \alpha$; $\delta \beta_k = \beta_k' - \beta_k$.

Подставляя (3.3.19) в (3.3.15) приходим к системе уравнений:

$$(I_{qi}^*, \delta \alpha A I) + (B^* I_{qi}^*, \sum_{k=1}^m \delta \beta_k C_k I) - (I_{qi}^*, \delta f I) = -\delta J_{qi} \quad (3.3.20)$$

$i = 1, \dots, n$.

Далее в зависимости от представления (параметризации) вариаций параметров моделей наблюдения $\delta \alpha_k$ и $\delta \beta_k$ полученная система (3.3.20) может быть решена с помощью тех или иных известных и хорошо разработанных методов[43].

Обращаясь к выражению (3.3.20), видим, что оно есть не что иное как частный случай основного соотношения чувствительности моделей спутниковых наблюдений. Учитывая это, для решения поставленной нами задачи восстановления вариаций параметров моделей спутниковых наблюдений, может быть использован уже упоминавшийся выше метод оценки функций чувствительности моделей наблюдений. Назовем этот алгоритм **алгоритмом “В”**. Основные этапы его реализации можно сформулировать следующим образом:

1) Решается прямая задача переноса излучения, моделирующая спутниковые наблюдения для невозмущенных значений параметров. В результате определяются невозмущенные значения интенсивности на верхней границе атмосферы;

- 2) многократно решается сопряженная задача;
- 3) вычисляются вариации функционала $\delta J_{q_i}(I_j)$;
- 4) по формуле (3.3.9) вычисляются функции чувствительности – компоненты вектора $grad_s J_q(I)$;
- 5) строится и решается система (3.3.20).

3.4. Численные методы и оптико-микрофизические характеристики, используемые в ИСОД

Для численной реализации моделей спутниковых наблюдений и решения сопряженных задач использовался метод дискретных ординат (МДО).

Этот метод был предложен С. Чандрасекаром в 1950 году и на протяжении 50-60-х годов последовательно развивался в работах целого ряда как отечественных, так и зарубежных ученых. В СССР эти работы были обобщены в монографии [2]. МДО активно использовался, например, в работах, посвященных математическому моделированию переноса радиации в растительном покрове [57]. За рубежом, если говорить о задачах переноса излучения в облачной атмосфере, МДО рассматривался в последнее время прежде всего в статьях и монографиях Ку-Нан Лиоу и его соавторов [84-90].

Основными достоинствами МДО, определившими наш выбор его как основного для решения поставленных перед нами задач, являются следующие.

1. МДО относится к точным методам решения уравнения переноса излучения, позволяющим получить решение в аналитическом виде.

2. Предлагаемая ниже вычислительная схема МДО удовлетворяет основным требованиям, предъявляемым теорией численных решений к подобным схемам, а именно обеспечивает выполнение свойств консервативности, устойчивости, положительности и однородности [2].

3. МДО обеспечивает решение в явном виде, и следовательно, сами расчеты как рассеянной радиации, так и потоков не зависят от оптической толщины облачных и аэрозольных слоев.

4. МДО лежит в основе известного аналитического решения в форме двухпоточкового приближения [70, 87], которое также используются нами в модельном блоке ИСОД при восстановлении параметров облачности.

5. Модифицированная нами вычислительная схема МДО может быть использована для решения сопряженных задач переноса излучения с сохранением основных свойств консервативности, устойчивости, однородности и положительности.

Обсуждение особенностей практического применения МДО представляет собой отдельный вопрос, который выходит за рамки настоящей монографии. Интересующимся можем порекомендовать уже упомянутые выше работы, в частности статьи Ку-Нан Лиоу [84-86].

Вопросам моделирования и расчета оптических и микрофизических характеристик облачности и замутненной атмосферы, необходимых для реализации алгоритмов восстановления оптико-метеорологических характеристик в ИСОД, в последние 20 лет было посвящено большое число работ [9, 13-17, 37, 39, 49, 52, 71, 75, 95, 96, 98, 99]. В связи с этим мы посчитали целесообразным пойти по пути модернизации уже существующих и хорошо зарекомендовавших себя методик, формируя оперативный банк радиационных (оптических и микрофизических) характеристик облачности на основе использования уже имеющихся и опубликованных расчетных данных, полученных в упомянутых выше работах. При необходимости этот банк оперативно дополняется оригинальными данными, получаемыми нами с помощью тех новых подходов и методов, которые изложены в предыдущих параграфах этой главы.

Одними из фундаментальных работ в области моделирования радиационных свойств аэрозольной и облачной атмосферы, послужившими основой для большинства дальнейших исследований целого ряда ученых, были уже упоминавшаяся монография Д. Дейрменджана [9] и работа Г. Ханта [75]. Мы также взяли их за основу, используя приведенные в них расчетные данные и дополняя их собственными.

Реальная и мнимая части коэффициентов преломления воды и льда как функции длины волны брались из таблиц, представленных в работе [76]. В качестве функции распределения облачных частиц по размерам берется модифицированное гамма-распределение, используемое в упомянутой ранее работе [9].

Необходимые для проведения радиационных расчетов на основе моделей наблюдений значения факторов эффективности рассеяния, поглощения и ослабления, соответствующие объемные коэффициенты ($\beta_s, \beta_a, \beta_e$) и индикатрисы рассеяния $P(\Theta)$ рассчитываются с помощью алгоритмов, также описанных в работе [9].

При расчетах многократно рассеянного излучения особое внимание уделяется выбору числа угловых точек для расчетов рассеяния. Как показал Хант [75], угловые распределения весьма чувствительны к этому параметру. Результаты расчета отражения, излучения и пропускания, приводимые в его статье и используемые нами, имеют точность одну стомиллионную. Результаты расчета тех же характеристик, полученные нами на основе метода дискретных ординат, в дополнение к приводимым в работе [75], имеют, по оценке Ку-Нан Лиоу [36] и нашим оценкам, точность до 4-5 знаков после запятой и зависят от количества рассчитываемых дискретных потоков. При этом число членов разложения индикатрисы, используемых при расчетах многократного рассеяния, также определяется числом дискретных потоков. Таким образом, гарантированная расчетная точность используемых нами данных из банка радиационных облачных характеристик составляет одну сотысячную.

3.5. Поведение моделей спутниковых наблюдений в пространстве параметров

3.5.1. Поведение моделей наблюдений по отношению к основным восстанавливаемым параметрам. Функции ценности информации

Сформулированные выше подходы и алгоритмы позволяют детально и всесторонне исследовать чувствительность разработанных моделей многоспектральных спутниковых наблюдений во всей полноте и многообразии. В данном случае в полном объеме такая задача не ставилась. Ниже рассматриваются лишь те особенности поведения моделей спутниковых наблюдений в пространстве параметров, которые играют определяющую роль в разработке методов восстановления оптико-метеорологических характеристик облачной атмосферы.

Представление о поведении моделей спутниковых наблюдений по отношению к важнейшим параметрам облачной атмосферы, подлежащим восстановлению, дают приведенные на рис.3.1 – 3.3 результаты. Особый интерес представляют наблюдения в первом и третьем каналах AVHRR. Существенная и однозначная зависимость интенсивности отраженного излучения, регистрируемого в первом канале AVHRR (эффективная длина волны монохроматического излучения 0,63 мкм), от оптической толщины рассматриваемого атмосферного слоя для малых и средних значений τ_N ($\tau_N < 10$), представ-

ленная на рис.3.1, дает нам в руки метод восстановления оптических толщин облаков. А представленная на рис.3.2 связь между эффективным радиусом облачных капель и интенсивностью отраженной части излучения в 3-м канале AVHRR (эффективная длина волны 3,74 мкм) служит для восстановления самого эффективного радиуса и на его основе остальных оптико-микрофизических характеристик облачности. Все значения оптических толщин, приведенные выше, нормированы на удвоенное среднее значения фактора эффективности ослабления для данной длины волны и соответствуют оптическим толщинам в видимом диапазоне. Это сделано для удобства сравнения результатов моделирования для различных диапазонов спектра и размеров рассеивателей. Индикатрисы рассеяния при заданных микрофизических параметрах рассчитывались по методике, описанной в работе [9].

Следует особо отметить впервые рассчитанные на основе решения сопряженных задач оценки значений функции ценности информации для различных каналов AVHRR (соответствующий пример представлен на рис.3.3). Анализ полученных результатов показывает, что ценность многоспектральной спутниковой информации в первую очередь и главным образом зависит от оптических и микрофизических свойств капель в облаках и частиц аэрозоля в безоблачной атмосфере (альbedo однократного рассеяния, фактора эффективности ослабления, индикатрисы рассеяния) и практически не зависит от остальных составляющих вектора S . Полученные результаты в соответствии с физическим смыслом функции ценности информации [40], позволяют количественно оценить вероятность существенных изменений функционала наблюдений в зависимости от рассеивающих и поглощательных свойств среды и условий наблюдений. Наиболее информативными являются данные наблюдений в видимом, ближнем и, с определенными оговорками, среднем (принимается во внимание лишь отраженная часть излучения в третьем канале AVHRR) инфракрасных диапазонах оптического спектра. Отсюда следует, что наблюдения в каналах, соответствующих этим диапазонам, следует в первую очередь использовать для восстановления оптико-микрофизических характеристик облачной и аэрозольной атмосферы при многоспектральном спутниковом зондировании. Практические методы решения этих вопросов обсуждаются в главе 4 на примере восстановления характеристик облачности.

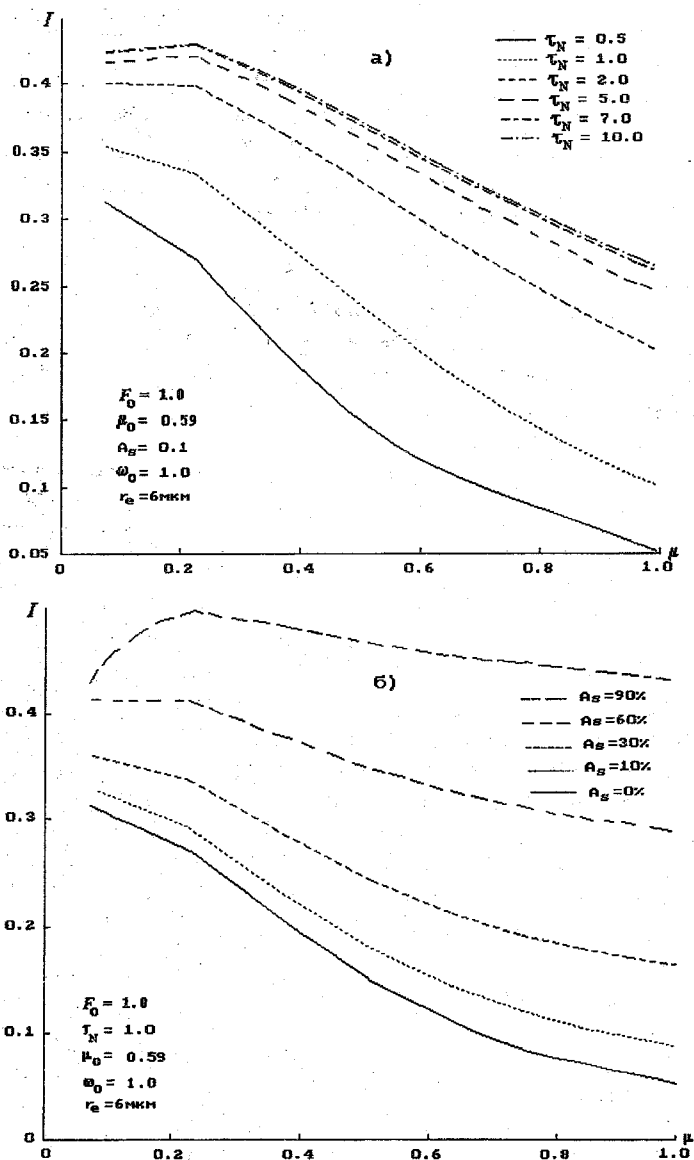


Рис.3.1. Теоретически рассчитанная интенсивность отраженного излучения с длиной волны 0,63 мкм на высоте орбиты спутника для различных значений оптической толщины облачного слоя (а) и альbedo земной поверхности (б), как функция вертикального угла наблюдений.

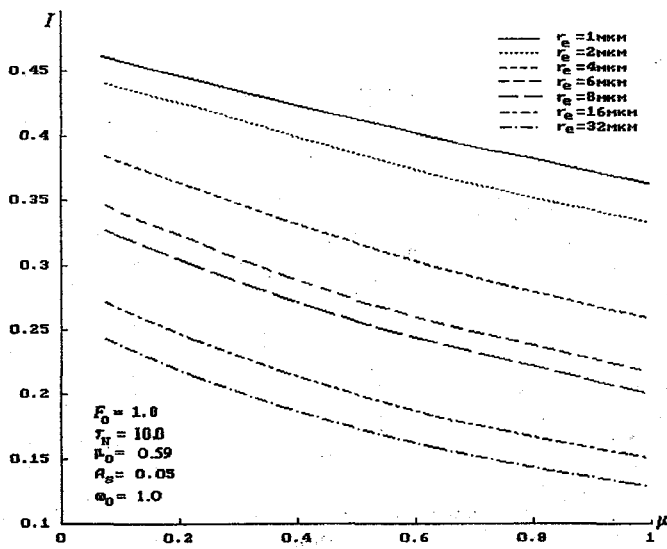
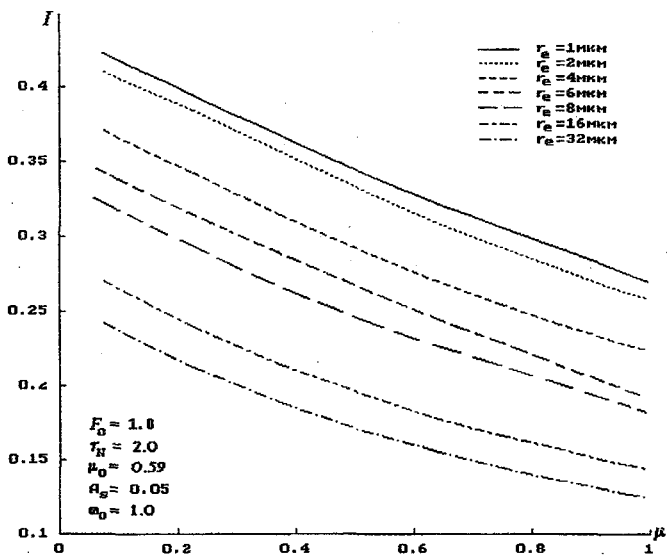


Рис.3.2. Теоретически рассчитанная интенсивность отраженной части излучения с длиной волны 3,74 мкм на высоте орбиты спутника для различных значений оптической толщины облачного слоя и эффективного радиуса облачных капель, как функция вертикального угла наблюдений.

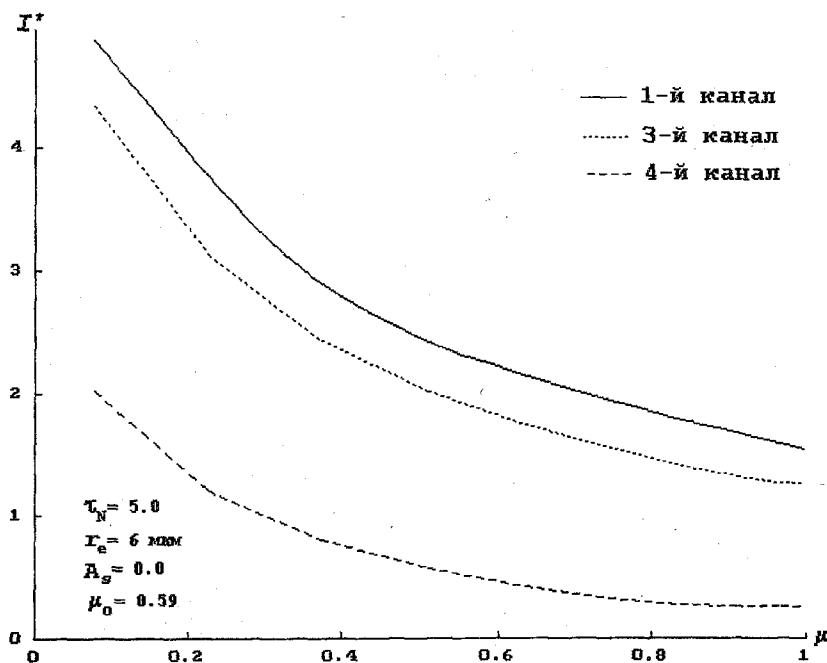


Рис.3.3. Теоретически рассчитанные функции ценности информации для различных каналов AVHRR.

Рассмотренные выше примеры представляют собой лишь малый фрагмент созданного и постоянно пополняемого модельного архива оптико-микрофизических и оптико-метеорологических характеристик облачной и аэрозольной атмосферы, который положен в основу практических методов восстановления последних.

Подчеркнем еще раз, что разработанные и реализованные выше модели спутниковых наблюдений позволяют не только создать архив данных, необходимых для восстановления оптико-метеорологических характеристик облачной и аэрозольной атмосферы, но и получить оценки функции ценности информации. Качественное поведение последних и их количественные значения служат дополнительным обоснованием избранного подхода к решению задач восстановления параметров атмосферы. По отношению к многоспектральным спутниковым наблюдениям с помощью радиометров типа AVHRR оценки функций ценности информации получены по существу впервые. Фундаментальным выводом при этом является количественно подтвержденный факт приоритетной роли наблюдений в видимом, ближнем и среднем ИК диапазонах для восстановления

оптико-микрофизических параметров среды. К этим оптико-микрофизическим характеристикам относятся в первую очередь альbedo однократного рассеяния, коэффициент экстинкции и индикатриса.

3.5.2 Адекватность моделей и оценка точности восстановления оптико-микрофизических характеристик

Следует отметить полное качественное и хорошее количественное совпадение наших результатов с расчетными и экспериментальными данными, приведенными в работах целого ряда авторов [85, 91, 99]. Наблюдается незначительная разница (во втором-третьем знаках после запятой) между данными, полученными на основе описанных выше моделей спутниковых наблюдений, и результатами, представленными в работе [85]. Последнее связано с разными численными процедурами нахождения собственных чисел. Это же относится и к расчету потоков излучения, пропускания и отражательной способности. Сравнение наших результатов и данных, приводимых в работе Ку-Нан Лиоу [36] показывает, что, несмотря на различные численные процедуры, используемые при нахождении собственных значений, разница в точности рассчитанных потоков не выходит за пределы третьего знака после запятой, а пропускание и отражательные способности практически совпадают с точностью до третьего-четвертого знаков. Принимая во внимание точность самих спутниковых наблюдений и точность расчета функционалов и восстановления параметров, такое расхождение можно признать несущественным. Последнее обстоятельство, если учесть неоднократно подчеркиваемый в упомянутых выше работах Ку-Нан Лиоу [85,87] факт хорошего соответствия приведенных там расчетных данных результатам экспериментальных исследований, а также результаты, представленные в п.3.4, дают основания утверждать, что предлагаемые модели спутниковых наблюдений являются адекватными с точки зрения решения задач интерпретации изображений и восстановления важнейших оптико-метеорологических параметров на основе многоспектральных спутниковых наблюдений.

В качестве примера оценки такого важного параметра как точность восстановления оптико-микрофизических и оптико-метеорологических характеристик на рис.3.4 представлены оценки относительных ошибок восстановления оптической толщины и эффективного радиуса для водно-капельных облаков по данным AVHRR. Они показывают, что расчетная точность восстановления этих двух основных параметров на основе предложенных моделей меняется в зависимости от точности определения альbedo земной поверхности и облачного слоя в видимом диапазоне и оценки интенсивности от-

раженной части излучения в 3-м канале AVHRR. Отсюда следует, что при восстановлении оптической толщины и эффективного радиуса особое внимание следует уделять точности оценки отраженной радиации в соответствующих каналах AVHRR.

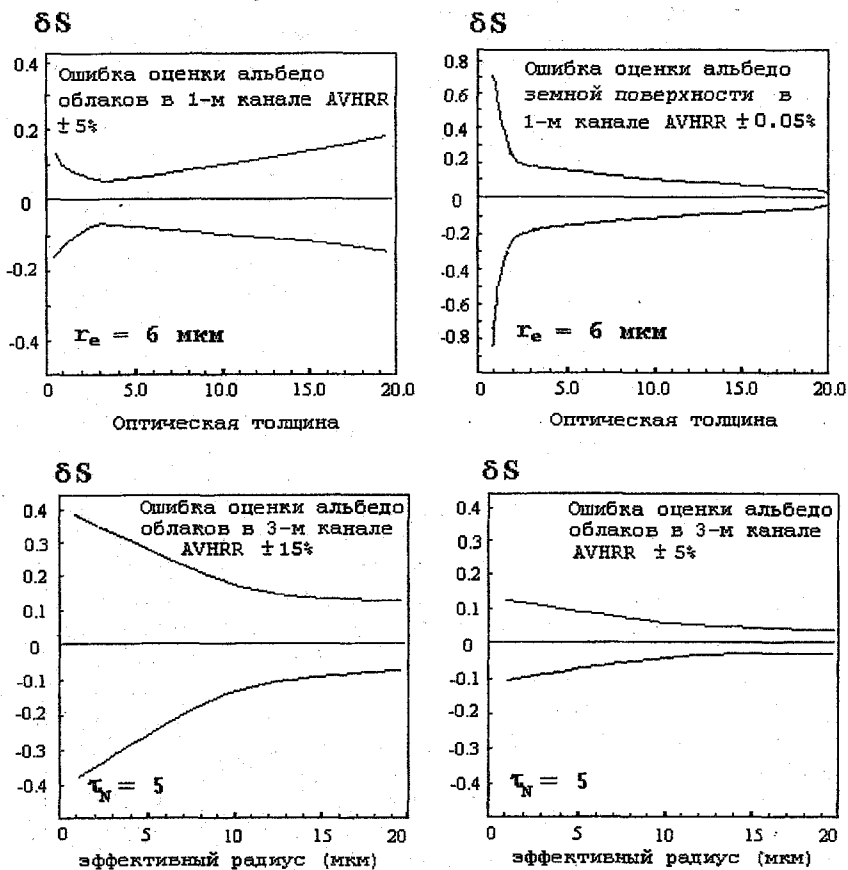


Рис.3.4. Относительные ошибки (δS) восстановления оптической толщины облачного слоя по данным 1-го канала и эффективного радиуса облачных капель по данным 3-го канала AVHRR.

В целом же можно сделать вывод, что обеспечиваемая с помощью предлагаемых методов точность восстановления оптико-метеорологических характеристик достаточно высока, особенно для оптически плотных облаков.

4. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЛАЧНОСТИ НА ОСНОВЕ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ AVHRR/NOAA

4.1. Общая схема обработки данных об облачности

В последнее время в различных областях хозяйственной деятельности, науки и техники, так или иначе связанных с атмосферой, все большую роль стала играть информация об облачности и прежде всего о таких ее параметрах, как пространственные (геометрические), физические и географические характеристики, особенности пространственно – временной изменчивости последних и т.д. Данные об облачности играют определяющую роль при моделировании и исследовании чувствительности климата; при прогнозировании погоды на различные сроки; в задачах авиации, космических исследований и т.п. Стало совершенно очевидным, что в настоящее время получение необходимой количественной и качественной информации об облачном покрове возможно практически лишь на основе спутниковых данных [28, 47, 48, 69, 93, 94]. Поэтому при разработке ИСОД спутниковых наблюдений одним из приоритетных направлений было создание теоретических основ и практических методов обработки ЦМСИ для анализа облачности, реализуемых в виде отдельной подсистемы. Данная подсистема в полной мере отражает все те подходы и методы, которые были изложены в предыдущих главах. В этом смысле она наиболее наглядно демонстрирует на практике все преимущества предложенного и реализованного подхода к построению ИСОД спутниковых наблюдений, а также методов интерпретации и восстановления оптико-метеорологических характеристик.

Данная глава целиком посвящена описанию указанной подсистемы, результатам ее практического использования и верификации последних.

Блок-схема объективного анализа облачности на основе много-спектральной спутниковой информации представлена на рис.4.1.



Рис. 4.1. Блок-схема интерпретации и восстановления характеристик облачного покрова на основе цифровой многоспектральной спутниковой информации.

Первый вариант подсистемы обработки информации AVHRR для анализа облачности был предложен и описан автором еще в 1987 году [25]. С тех пор в процессе совершенствования ИСОД она претерпела существенные изменения [3, 20, 25-27, 101], которые, однако, коснулись содержания отдельных блоков, а не структуры подсистемы в целом.

Процесс обработки и анализа информации, отраженный на представленной схеме, включает в себя три основных этапа:

- этап выделения основных типов подстилающей поверхности;
- этап интерпретации (идентификации облачных кластеров и расчета количества облаков);
- этап восстановления характеристик выделенных типов облачности.

Первый этап был подробно описан в главе 2 и в дополнительных комментариях не нуждается.

Второй этап (этап интерпретации) является естественным продолжением первого, когда метод иерархических классификаторов (МИК) используется для предварительной идентификации типов облаков. В данном случае под предварительной идентификацией подразумевается определение типов облаков по отношению к выделенным облачным кластерам лишь с помощью классификационных признаков МИК. При этом в первую очередь используются энергетические и статистические признаки и на заключительной стадии этапа предварительные оценки таких облачных параметров, как альbedo, температура и высота верхней границы, которые выступают в роли специальных классификационных признаков МИК. После того как облачные кластеры в первом приближении идентифицированы по типам рассчитывается количество облаков для них и всего изображения в целом.

На третьем, заключительном, этапе на основе решения обратных задач определяются и уточняются оптико-микрофизические, метеорологические и геометрические характеристики предварительно выделенных типов облаков. На основе полученных данных осуществляется окончательная идентификация выделенных облачных кластеров по типам облаков с привлечением упомянутых выше восстановленных характеристик.

4.2. Интерпретация изображений облачного покрова.

4.2.1 Оптимальная схема распознавания типов облачности.

На рис.4.2 представлена схема идентификации типов облачности на основе энергетических и статистических классификационных признаков. Последние обозначены на схеме как признаки группы **TEXTURE** (см.п.2.3). Данная схема оптимальна по отношению к процедурам, реально используемым в ИСОД, в том смысле, что в последних для достижения аналогичного конечного результата в зависимости от конкретной ситуации общее количество используемых классификационных признаков и/или шагов может быть больше или меньше, чем в приводимой на рис.4.2.

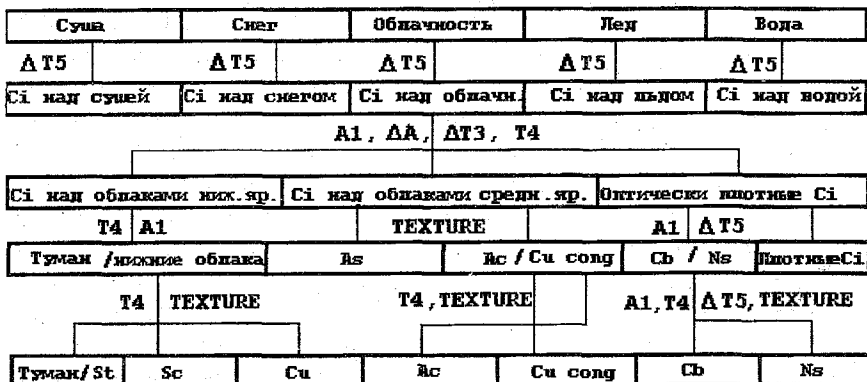


Рис. 4.2. Выделение типов облаков на основе МИК. (Приведены энергетические (см.табл.2.1) и статистические признаки, используемые на каждом шаге МИК).

Вместе с тем, схема, представленная на рис.4.2, полностью отражает логику и принципы распознавания основных типов облаков, заложенные в ИСОД. При выборе данной схемы использовались и суммировались, как собственный десятилетний опыт работы автора с данными AVHRR [3, 19, 24-26, 100], так и результаты практического применения целого ряда схем обработки ЦМСИ, которые были разработаны за рубежом в течение последних 20 лет [67-69, 72, 73, 77, 79, 80, 83-91, 100]. В частности, использовался богатый статистический материал обработки данных AVHRR, накопленный в Шведском гидрометеорологическом институте (SMHI) более чем за пятнадцать лет [79, 83]. Учитывая географическую близость двух регионов – Северо-Запада России и Швеции, эти данные представляют особый интерес. Отметим, что приводимые ниже численные оценки пороговых значений классификационных критериев относятся именно к Северо-Западному региону, хотя легко могут быть пересчитаны и для любого другого.

Процедура распознавания типов облачности традиционна для данного класса иерархических дискриминантных схем и осуществляется в рамках МИК в виде иерархии последовательных шагов. На каждом шаге используются определенные критерии и решающие правила-классификаторы, предназначенные для выделения одного конкретного типа облачности, представляющего собой разновидность (подтип) подстилающей поверхности, выделенной на преды-

душем шаге. В процессе пошаговой процедуры всем кластерам, для которых эти критерии удовлетворяются на данном шаге, присваивается этот тип (категория), и они соответствующим образом маркируются. Если для каких-либо кластеров эти критерии на данном шаге не удовлетворяются, то за такими кластерами сохраняется тот тип (категория), который они имели на предыдущем шаге.

Напомним, что в результате первого этапа МИК, все выделенные на изображении кластеры были отнесены к одному из пяти видов основных подстилающих поверхностей: суше, водной поверхности, снегу, льду и оптически плотной облачности. В данном случае дальнейшей идентификации подлежат кластеры, отнесенные после выполнения первого этапа МИК к облачным. Но прежде чем переходить к классификации оптически плотной облачности, необходимо установить наличие или отсутствие тонкой перистой облачности. Поэтому **первый шаг** процедуры идентификации типов облачности заключается в обнаружении перистых облаков. Для этой цели используется классификационный признак ΔT_5 . Отрицательные значения этого признака меньше заданного порога, лежащего в пределах от -1 до -6°C , свидетельствуют о наличии перистой облачности, не обнаруживаемой на снимках в видимом и ИК диапазонах над основными типами земной поверхности (сушей, снегом, льдом и водой). В сочетании с тестом на принадлежность к облачным кластерам на основе признаков $A_1 > A_{\text{порог}}$ и ΔT_3 , когда первый превосходит значение (установленное для заданной высоты Солнца) порога отражательной способности для земной поверхности $A_{\text{порог}} \cong 10\%$, а второй, соответственно, величину $5 - 6^\circ \text{C}$, признак $\Delta T_5 < -5^\circ \text{C}$ позволяет также выделить перистые облака на фоне облачности среднего и нижнего ярусов. На этом шаге МИК все облачные кластеры маркируются как «тонкие полупрозрачные C_i ».

Второй шаг заключается в том, что из категории «тонкие полупрозрачные C_i », с помощью набора признаков, состоящего из A_1 , ΔA , ΔT_3 и T_4 , на основе их свойств, подробно описанных в п.2.3, выделяются разновидности перистых облаков: « C_i над облаками нижнего яруса», « C_i над облаками среднего яруса» и «Оптически плотные C_i ». Здесь следует отметить специфику именно этого шага классификации, которая заключается в том, что каждая из первых двух категорий включает в себя по существу два типа: перистые облака и облака нижнего яруса. В силу прозрачности первых кластеры, удовлетворяющие используемым в данном случае критериям, с одной стороны, уже отнесены к типу « C_i » и могут быть исключены

из дальнейшей процедуры выделения типов облачности, а с другой – могут участвовать в последующих шагах МИК и впоследствии быть второй раз классифицированы, как одна из разновидностей облаков нижнего или среднего яруса. В этом на самом деле нет никакого противоречия, и решение о том, использовать или не использовать эти кластеры в дальнейшем, принимается пользователем в зависимости от конечных целей и задач, перед ним стоящих.

На **третьем шаге** на основе признака $T4 > TLC_{\text{порог}}$ из категории «тонкие Ci над облаками нижнего яруса» выделяется категория «туман и нижние облака». $TLC_{\text{порог}}$ зависит от времени суток, сезона, высоты Солнца и характера нижележащей подстилающей поверхности и выбирается из соответствующего банка данных (банка климатических данных, банка данных наблюдений, банка модельных данных и т.п.). Здесь же с помощью признаков группы **TEXTURE**, включающей в себя результаты применения текстурных фильтров и методов пространственного корреляционно-спектрального анализа к анализируемому изображению, из категории «Ci над облаками среднего яруса» выделяются типы «As» и «Ac/Cu cong». Первый из них характеризуется низкими значениями пространственной дисперсии, относительно высокими пространственными радиусами корреляции и спектрами типа «красного шума» или спектрами с преобладанием низкочастотных составляющих. Второй – относительно высокими значениями пространственной дисперсии, небольшими радиусами пространственной корреляции и наличием хорошо выраженных узкополосных энегронесущих зон для средних и высоких пространственных частот в спектрах.

Наконец, на этом же шаге из категории «оптически плотные Ci» с использованием признака $A1 > APR_{\text{порог}}$, где $APR_{\text{порог}} \approx 55\%$, и признака $\Delta T5 > -1^\circ\text{C}$ выделяется категория осадконесущих облаков «Cb/Ns».

На **четвертом шаге** категория «Туман/нижняя облачность» посредством признаков группы **TEXTURE** и признака $\Delta T5$ разделяется на кучевую облачность (группа «Cu») с высокими значениями пространственной дисперсии, слоисто-кучевую облачность (группа «Sc»), имеющую приблизительно в два раза меньшие, по сравнению с кучевой, значения пространственной дисперсии T , и на слоистую облачность, к которой отнесен и туман (группа «Туман/St»). Для последней значения дисперсии малы, а $|\Delta T5| < 1^\circ\text{C}$. Облака из категории «Ac/Cu» с помощью признаков $T4$ и **TEXTURE** делятся на группу «Ac» и группу «Cu cong», из которой на этом же шаге выде-

ляются облака с высокими значениями признака $A1 > APR_{\text{порог}}$ и значениями признака $T4 < TPR_{\text{порог}} \approx -12 \text{ }^\circ\text{C}$, рассматриваемые как небольшие кучево-дождевые облака и относящиеся к группе «Cb». Последняя группа выделяется из категории осадконесущих облаков «Cb/Ns», в первую очередь на основе признака $T4$, который для группы «Cb» должен быть ниже, чем для группы «Ns».

Таким образом, в результате реализации схемы идентификации облачности, приведенной на рис.4.2, в процессе реализации второго и завершающего этапа МИК все множество облачных кластеров может быть разбито на следующие типы:

тонкие полупрозрачные перистые облака ($Ci1$);

оптически плотные перистые облака ($Ci2$);

высоко-слоистые облака (As);

высоко-кучевые облака (Ac);

туман и слоистая облачность (St);

слоисто-кучевые облака (Sc);

кучевые облака (Cu);

мощные кучевые облака ($Cu \text{ cong}$);

кучево-дождевые облака (Cb);

слоисто-дождевые облака (Ns).

Приведенная процедура относилась к светлому времени суток. Ночью принципы идентификации не претерпевают каких-либо изменений и идут практически по той же самой схеме, что представлена на рис.4.2. При этом следует учесть, что ночью в качестве классификационных используются лишь энергетические признаки $T4$, $\Delta T3$, $\Delta T5$, а также признаки группы TEXTURE, рассчитываемые на основе данных ИК каналов AVHRR. При этом возрастает роль признака $\Delta T3$, поскольку в измерениях третьего канала AVHRR отсутствует отраженная коротковолновая радиация. Значения $\Delta T3 > 1 \text{ }^\circ\text{C}$ используются в дополнение к признаку $\Delta T5$ на первом шаге для идентификации перистых облаков над сушей и морем. Летом значения $\Delta T3 < -2 \text{ }^\circ\text{C}$ также могут быть успешно использованы на третьем шаге процедуры идентификации для дискриминации воднокапельных облаков типа St , Sc , Cu и главным образом Ac и $Cu \text{ cong}$ [79].

Описанные выше процедуры идентификации являются, как сказано выше, оптимальными. В конкретных ситуациях естественным представляется отступление от этой схемы как в ту, так и в другую

сторону. В зависимости от сезона, размеров анализируемого много-спектрального изображения; количества и типа облаков любой из шагов второго этапа МИК может быть модифицирован и модифицируется путем привлечения дополнительных классификационных признаков или, наоборот, отказа от использования некоторых, из приведенных в оптимальной схеме. Подключение дополнительных признаков, а также расчет некоторых из них в процессе процедуры идентификации программно предусмотрены в ИСОД. Следует также учесть, что описанная здесь версия ИСОД постоянно совершенствуется, в том числе, и в направлении более детальной типизации облачности.

4.2.2. Определение количества облаков и характерных кластерных значений

Наряду с распознаванием типа облачности важнейшим этапом интерпретации изображений облачного покрова является определение количества облачности как для отдельных пикселей, кластеров и небольших фрагментов, так и для всего изображения в целом.

Согласно результатам ряда исследований [5, 52], включая и работы автора [25, 26], вероятность наличия многослойной облачности уменьшается с уменьшением размера обрабатываемого фрагмента. Так, например, для участка размером 250×250 км эта вероятность для трехслойной облачности составляет более 20 %, а для участка 60×60 км она уже менее 5 % [52]. При этом возрастает и степень пространственной однородности облачного покрова в пределах рассматриваемого фрагмента. Следуя этой логике, будем считать в первом приближении, что облачность в каждом облачном или частично облачном пикселе представляет собой пространственно однородный облачный слой. В этом случае мы приходим по существу к условиям, отвечающим сформулированной нами в главе 3 модели спутниковых наблюдений.

Для расчета количества облаков все множество облачных кластеров разделим на две большие группы: слоистообразную облачность и кучевообразную облачность.

Все пиксели, относящиеся к кластерам, идентифицируемым как слоистообразная облачность, считаются полностью облачными. Изменения регистрируемого радиометром излучения от пикселя к пикселю в этом случае обусловлены изменениями оптической толщины сплошного слоя облаков. Все расчеты, связанные с определением

количества облаков, сводятся к подсчету абсолютного или относительного числа пикселей данного типа и площади ими занимаемой.

Во второй группе ситуация иная. В относящихся к ней кластерах пиксели могут быть как полностью облачными, так и частично облачными, что вполне объяснимо с метеорологической точки зрения. Соответственно число пикселей в кластере и площадь, ими занимаемая, уже не характеризуют общее количество облаков данного типа. В этом случае для оценки количества облаков можно воспользоваться формулой, вытекающей из выражения (3.1.10). Для пикселя с номером i , принадлежащего облачному кластеру, относящемуся ко второй группе, формулу (3.1.10) запишем в виде

$$I^i(0, \mu) = [1 - \eta_i I_a^i(0, \mu)] + \eta_i I_c^i(0, \mu). \quad (4.2.1)$$

Согласно этому выражению количество облачности для данного пикселя (далее индекс i опускаем) можно определить формулой

$$\eta = \frac{I(0, \mu) - I_a(0, \mu)}{I_c(0, \mu) - I_a(0, \mu)}. \quad (4.2.2)$$

Из формулы (4.2.1) и анализа результатов исследования чувствительности моделей спутниковых наблюдений, следует что регистрируемая AVHRR величина $I(0, \mu)$ для данного пикселя при прочих равных условиях прежде всего определяется количеством облаков, интенсивностью радиации, отраженной или излучаемой поверхностью Земли и облачным слоем.

Для второй группы облачных кластеров полностью облачными считаются пиксели, характеризующиеся в двумерном пространстве основных энергетических признаков более высокими значениями отражательной способности и более низкими значениями температуры по сравнению с характерными кластерными значениями, определяемыми в данном случае значениями I_c . Остальные пиксели рассматриваются как частично облачные и количество облаков для каждого из них рассчитывается по формуле (4.2.2). Определение и методика расчета характерных кластерных величин рассматриваются в конце настоящего параграфа.

Поставим теперь вопрос об определении среднего количества облаков для облачного кластера, относящегося ко второй группе. Для любого пикселя, принадлежащего данному облачному кластеру, аналогично (4.2.1) можно записать

$$I + I' = [1 - (\eta + \eta')I_\alpha + (\eta + \eta')(I_c + I_c')], \quad (4.2.3)$$

где, величины без штрихов представляют собой средние кластерные значения, а величины со штрихом отклонения от этих средних значений. Суммируя далее (4.2.3) по всем пикселям, входящим в данный кластер и статистически осредняя получим

$$I = (1 - \eta)I_\alpha + \eta I_c + \overline{\eta' I_c'}, \quad (4.2.4)$$

где черта означает статистическое осреднение.

Таким образом, среднее количество облачности для кластера, идентифицируемого как разновидность кучевообразной облачности, определяется выражением:

$$\eta = [I - I_\alpha - \overline{\eta' I_c'}] / (I_c - I_\alpha), \quad (4.2.5)$$

Нетрудно видеть, что среднее количество облаков для данного кластера зависит не только от альbedo подстилающей поверхности, альbedo облачности и измеряемой отражательной способности, но и от коэффициента ковариации между количеством облаков и интенсивностью излучения облачной части пикселя.

Если отвлечься от конкретики сделанных выше предположений относительно различного характера распределения количества облаков в слоистообразных и кучевообразных облаках, а именно отказаться от несколько упрощенного представления о 100%-ных облачных пикселях в слоистообразных облаках, то следует отметить, что полученные выше формулы (4.2.1)-(4.2.5), строго говоря, справедливы для обеих групп облачных кластеров.

В заключение рассмотрим важный вопрос о характерных кластерных значениях и методах их определения. Под характерными кластерными значениями будем понимать статистические характеристики кластера, характеризующие в чистом виде тот тип подстилающей поверхности, который представляет данный кластер. Речь идет, например, о величинах I_α и I_c , входящих в формулы (4.2.3) – (4.2.5) и характеризующих типичные значения интенсивности радиации отраженной или излучаемой соответственно земной поверхностью и слоем облачности. Строго говоря, характерные кластерные значения представляют собой статистические характеристики (средние, дисперсии и т.д.) признаков, используемых в кластерном анализе и при интерпретации изображений. Эти характеристики рассчитаны лишь на основе полностью облачных пикселей. Для

первой группы облачных кластеров в качестве таких значений можно взять средние значения ядер последних. Для второй группы кластеров статистические характеристики ядер не являются в вышеупомянутом смысле репрезентативными из-за наличия в данных кластерах частично облачных пикселей. Поэтому характерные кластерные значения в этом случае рассчитываются из предположения, что все пиксели, температура которых ниже, а альbedo выше значений, соответствующих ядру данного кластера, являются полностью облачными. Такое предположение вполне естественно и позволяет легко определить искомые характерные кластерные значения для различных кучевообразных типов облачности.

4.3. Восстановление характеристик облачности

4.3.1. Схемы и методы восстановления характеристик облачности

В рассматриваемой ИСОД предусмотрено два варианта схем восстановления оптико-метеорологических характеристик облачного покрова. На блок-схеме (см. рис.4.1) основные этапы восстановления обозначены большими буквами латинского алфавита. Первый вариант соответствует схеме «ABCDE» (сокращенно «AE»), а второй – схеме «AFG». Второй вариант «AFG» в свою очередь может включать или не включать блок А и тем самым иметь два подварианта – полный («AFG») (сокращенно «AG») и сокращенный («FG»). Сокращенный вариант мы назвали экспресс-методом. Вариант «AE» является более трудоемким как с вычислительной точки зрения, так и с точки зрения реализации используемого алгоритма восстановления. Вместе с тем он является наиболее корректным и обеспечивает более высокую точность восстановления по сравнению с вариантом «AG». С другой стороны, схемы «AFG» и «FG» более быстрые и при соответствующей мощности компьютера могут работать в реальном масштабе времени. Более того, схема «FG» требует минимальной настройки всей ИСОД к конкретным условиям региона и может работать без использования баз данных и блока численного моделирования.

Рассмотрим основные методы восстановления оптико-метеорологических параметров облачности, являющиеся ядром всех рассматриваемых схем. Для этого обратимся к основам теории метода подбора решения некорректных задач [61] и запишем основное

уравнение, которое служит для описания косвенных, в том числе и спутниковых, наблюдений в виде

$$Az = y, \quad (4.3.1)$$

Здесь y – вектор измеряемых величин (вектор наблюдения), принадлежащий метрическому пространству Y (с расстоянием $\rho_Y(\cdot, \cdot)$) и представляющей в нашем случае вектор, компонентами которого являются измеренные интенсивности излучения в различных каналах AVHRR; z – вектор состояния системы (вектор параметров), принадлежащий множеству всех возможных решений Z метрического пространства \tilde{Z} (с расстоянием $\rho_z(\cdot, \cdot)$); A – оператор задачи описывающий модель косвенных (спутниковых) наблюдений.

Учитывая, что мы ищем приближенное решение \tilde{z} уравнения

$$Az = \tilde{y}, \quad (4.3.2)$$

где \tilde{y} – приближенное значение y , суть обоих вариантов схем восстановления оптических и метеорологических параметров облачности, отраженных на упомянутой выше блок-схеме, в части реализации метода подбора решения некорректной обратной задачи, сводится к последовательной практической реализации следующих шагов:

- **указанию множества** Z – класса возможных решений и определению компактного множества $M \subset Z$, представляющего собой подкласс множества Z , на котором ищется решение нашей
- **нахождению множества** $N = AM$, которому принадлежит y – правая часть уравнения (4.3.1);
- **нахождению** (в общем случае) квазирешения \tilde{z} , минимизирующего при данном значении \tilde{y} функционал $\rho_Y(Az, \tilde{y})$ на множестве M .

Это общая схема. Реально для каждого из вариантов восстановления множества Y, Z, M, N и оператор A свои.

Первый шаг алгоритма восстановления общий для обоих вариантов. Это реализация этапа «А» на блок-схеме (см. рис.4.1). В случае реализации варианта «АЕ», использующего модели спутниковых наблюдений, описанные в главе 3, в качестве множества Z берется все множество возможных значений параметров моделей. Из этого множества выбирается подмножество $R(D)$ допустимых значений

параметров. В силу свойств вектор-функций параметров $S \in R(D)$ это множество является компактным и может быть выбрано в качестве искомого компакта M . Аналогично, вводя пространство допустимых значений параметров и накладывая определенные условия гладкости и ограниченности на вектор-функции параметров, в случае моделей наблюдений, использующих параметризацию радиационных и оптических свойств облачности, вводится множество M во втором варианте схемы восстановления параметров облачности (варианте «AG»). Этот вопрос обсуждается в п.4.3.3.

4.3.2. Восстановление характеристик облачности на основе оперативного архива данных

Вернемся к первому варианту «AE». Принимая во внимание тот факт, что мы решаем конечно-разностную задачу, множества Z, M, N заменяются множествами сеточных функций Z^h, M^h, N^h , а оператор A и функционал $\rho_Y(Az, \tilde{y})$ – их дискретными аналогами A^h и $\rho_Y^h(Az, \tilde{y})$, определяемыми на соответствующих сеточных аналогах функциональных пространств.

Как указывалось выше, в качестве пространства Z^h выступает пространство всех возможных значений параметров радиационных моделей облачной атмосферы. В данной версии ИСОД это параметры микрофизических и оптических моделей, оптико-метеорологические параметры основных типов поверхности Земли, количество облаков и т.д., т.е. наборы параметров, содержащиеся в основных базах данных ИСОД, заранее заданные как, например, общий вид функции распределения частиц по размерам или помещаемые туда в результате реализации процедуры интерпретации (например, количество облаков). В блоке «А» на основе этих баз данных осуществляется формирование рабочей библиотеки тех характеристик, которые используются в оперативном режиме при решении прямых задач переноса излучения, будь то численная реализация описанных в главе 3 моделей наблюдений или реализация моделей наблюдений, основанных на параметризации радиационных характеристик, рассматриваемых ниже в п.4.3.3. Иными словами, блок «А» на рис.4.1 реализует процедуру формирования специального подмножества множества M^h . А именно на основе результатов интерпретации многоспектральных спутниковых изображений путем выборки

из основной базы данных ИСОД формируется библиотека, в которой содержатся диапазоны изменения и значения таких характеристик, как альbedo и температура подстилающей поверхности, оптическая толщина облаков, сечения и коэффициенты поглощения и рассеяния (коэффициенты экстинкции), альbedo однократного рассеяния для облачных капель, индикатрисы рассеяния и другие составляющие вектора восстанавливаемых параметров (в данном варианте – вектора S из главы 3). Очевидно, что в силу построения множество M^h соответствует множеству $R^h(D^h)$ – области допустимых значений параметров модели спутниковых наблюдений (3.1.17), а формируемая библиотека является ее подобластью M_1^h .

Теоретически в блоках «В» и «С» должно осуществляться формирование дискретного аналога множества N – множества N^h . В реальной же ИСОД путем многократного численного решения прямой задачи при заданных входных параметрах из сформированной на шаге «А» рабочей библиотеки формируется подмножество $N_1^h \subset N^h$. При этом используются алгоритм и численные методы решения прямых задач переноса излучения в облачной атмосфере, моделирующие многоспектральные спутниковые наблюдения, описанные в главе 3. В результате на шаге «С» формируется рабочий архив результатов моделирования многоспектральных спутниковых наблюдений, содержащий модельные значения интенсивности излучения, регистрируемой спутниковым радиометром для различных диапазонов спектра. Эти значения соответствуют набору вектор-функций параметров S из банка оперативных данных с компонентами, определяемыми выражением (3.3.2). Множество N^h в данном случае является подмножеством множества $Q^h(D^h)$ из (3.1.17), представляющего собой пространство удовлетворяющих граничным условиям вектор-функций I , которому принадлежат решения прямой задачи моделирования многоспектральных спутниковых наблюдений. Наряду с модельными значениями вектора состояния I важную роль в дальнейшем играют рассчитанные на их основе значения пропускания, отражательной и излучательной способностей для различных каналов радиометра, также хранящиеся в этом архиве.

На шаге «D» осуществляется последовательное покомпонентное восстановление искомого вектора параметров S на основе минимизации разностного функционала

$$\Phi(I) = \|I - I_m\|_D^h, \quad (4.3.3)$$

где норма определяет меру отклонения между измеренными I и вычисленными с помощью модели I_m значениями вектора состояния, которые находятся в банке оперативных данных.

На этом этапе при восстановлении характеристик облачности активно используются результаты исследования чувствительности, основанные на методах, изложенных в главе 3, и на возможности декомпозиции моделей наблюдений по диапазонам спектра.

Последовательность действий при восстановлении облачных параметров в данном случае следующая.

Минимизируя функционал $\Phi(I)$, представляющий разность измеренных и модельных значений отражательной способности в третьем канале AVHRR (3.7 мкм), рассчитанных на шаге "В" как функции эффективного радиуса облачных капель и содержащихся в рабочем архиве результатов моделирования спутниковых наблюдений, определяется эффективный радиус облачных капель. При этом используется специальная процедура, аналогичная описанной в работах [74, 89, 97] и позволяющая на основе данных четвертого канала AVHRR (11 мкм) оценить вклад радиации, излучаемой подстилающей поверхностью в диапазоне 3.7 мкм, и вычленив из измеряемой радиометром суммарной (отраженной и излучаемой) радиации в третьем канале долю отраженной. В данном случае используется известная и подтвержденная нами в процессе исследования чувствительности моделей спутниковых наблюдений (см. главу 3) зависимость интенсивности отраженной от облака радиации в диапазоне 3.7 мкм от размера облачных капель.

Оценки значений эффективного радиуса капель, полученные на предыдущем шаге, при известных значениях показателя преломления как функции длины волны позволяют восстановить такие микрофизические и оптические характеристики облачности (часть из которых является компонентами вектора S), как функция распределения капель по размерам, коэффициент экстинкции, альbedo однократного рассеяния и индикатриса рассеяния. Эти параметры, предварительно рассчитанные на основе формул теории Ми, используются при решении прямых задач на этапе «В» и как функции эффективного радиуса облачных капель содержатся в оперативном банке данных.

При известных, восстановленных на предыдущих шагах, оптических и микрофизических характеристиках облачности далее на основе измеренных и модельных значений интенсивности излучения в видимом и дальнем ИК диапазонах, используя ту же процедуру минимизации функционала (4.3.3), без труда восстанавливаем оставшиеся компоненты вектора параметров: оптическую толщину и температуру верхней границы облачности, альбедо подстилающей поверхности для безоблачных кластеров.

Таким образом, все компоненты вектора параметров S , характеризующие различные типы облачности, выделенные на этапе интерпретации многоспектрального спутникового изображения, оказываются восстановленными.

И наконец, на последнем шаге "Е" рассматриваемого варианта восстановления облачных параметров, взяв в качестве "невозмущенных" компоненты вектора параметров, относящиеся, например, к ядрам кластеров или к характерным кластерным значениям, при необходимости можно уточнить значения вектора параметров для каждого из входящих в рассматриваемый кластер облачных пикселей. При этом используется **алгоритм В**, который подробно описан нами в п.3.3. Основанный на формулах теории возмущений этот алгоритм позволяет восстановить значения вариаций искомым параметров для облачных пикселей, принадлежащих рассматриваемому кластеру, по отношению к их "невозмущенным" значениям. Этот этап алгоритма восстановления независим от предыдущих, хотя и используется в данной версии ИСОД совместно с ними.

В общем случае метод восстановления параметров, основанный на **алгоритме В**, может быть полностью альтернативным по отношению к другим используемым здесь методам и послужить основой для отдельного научно-прикладного исследования, выходящего далеко за рамки обсуждаемого здесь вопроса. Нашей же целью было показать перспективность и реальную возможность его сугубо практического использования при решении рассматриваемого класса задач оперативной обработки спутниковых данных.

4.3.3. Восстановление основных оптико-метеорологических параметров облачности на основе параметризационных схем

Описанный в предыдущем параграфе метод восстановления характеристик облачности требует наличия мощного компьютера,

больших затрат машинного времени, большой подготовительной работы по формированию архивов и банков данных и достаточно высокой квалификации пользователя. В целом он в значительной степени ориентирован на решение научно-исследовательских и узкоспециализированных задач, связанных с исследованием облачного покрова.

Вместе с тем часто возникают задачи, когда вопросы идентификации облачности и восстановления ее характеристик требуется решить быстро и при этом требования к точности восстановления характеристик не столь высоки, как в предыдущем случае. Такие задачи характерны для пользователей, связанных с оперативным или прикладным гидрометеорологическим обеспечением. Решение такого рода задач уже не требует использования точных, но при этом достаточно громоздких и трудоемких вычислений на основе моделей спутниковых наблюдений и применения сложных математических методов решения некорректных обратных задач. В этом случае основные требования, предъявляемые практикой, – это оперативность и относительная простота используемых методов восстановления. Этим требованиям отвечают разработанные автором методы интерпретации и восстановления параметров облачности, основанные на параметризации оптических свойств облаков и на использовании ряда упрощающих предположений при формулировке и решении уравнения переноса оптического излучения в облачной атмосфере [25, 26, 101]. Такого рода методы ранее мы условились называть экспресс-методами. Один из них, касающийся кластерного анализа многоспектральных изображений, был подробно описан в п.2.2 и связан с вопросом интерпретации спутниковых данных. Здесь же мы рассмотрим экспресс-метод восстановления характеристик облачности. В сочетании с экспресс-методом, описанным в п.2.2, он решает сформулированные выше задачи оперативного мониторинга облачного покрова. Этот метод достаточно прост, оперативен, не требует использования высокопроизводительных компьютеров и больших затрат машинной памяти и времени. Ориентирован он на пользователя средней квалификации и поэтому может быть рекомендован как основной практический метод для использования в региональных гидрометцентрах.

Если обратиться к основной схеме восстановления оптико-метеорологических характеристик облачного покрова (рис.4.1), то рассматриваемый нами в данном случае метод соответствует варианту «AFG».

Следуя работе [25], рассмотрим упрощенную модель спутниковых наблюдений, используя как и ранее терминологию и формализм, принятые в теории оптимизации, идентификации и моделирования сложных систем [65]. Запишем уравнение модели в виде

$$I = U(S), \quad (4.3.4)$$

где I – вектор измеряемых величин (вектор наблюдений); S – вектор состояния исследуемой системы; U – оператор, описывающий модель наблюдений.

Искомые оптико-метеорологические параметры облачности по-прежнему являются компонентами вектора состояния, а полученные в результате калибровки значения спектрального альbedo и радиационной температуры – компонентами вектора наблюдений.

В рассматриваемом случае в качестве вектора состояния возьмем

$$S = (f, \tau, T_c, m), \quad (4.3.5)$$

а в качестве вектора наблюдений

$$I = (R_v, T_B). \quad (4.3.6)$$

Здесь f – количество облаков в долях единицы; τ – оптическая толщина облаков; T_c – температура верхней границы облачности; m – параметр, в обобщенной форме характеризующий используемую при расчетах микрофизическую модель облака; R_v и T_B – измеряемые значения альbedo и радиационной температуры.

Нетрудно видеть, что задача (4.3.6) по-прежнему является некорректной. Однако в рассматриваемой нами схеме «AFG» на этапе «А», являющемся по своему смыслу, но не по конкретному содержанию общим для обеих рассматриваемых в данном параграфе схем восстановления, осуществляется формирование специальной библиотеки оптических и микрофизических моделей для различных типов облачности. Эта библиотека формируется в предположении, что каждому конкретному выделенному на этапе идентификации типу облачности можно поставить в соответствие конкретную оптико-микрофизическую модель m_i . Набор таких моделей $\{m_i\}$ может быть заимствован из сторонних источников (как это имело место в ранних версиях ИСОД [26], где использовались модели для различных типов облаков, заимствованные, например, из [30]) или получен на основе разработанных нами и описанных выше моделей многоспектральных спутниковых наблюдений.

Таким образом, имея набор моделей $\{m_i\}$ и вычисленные заранее на этапе интерпретации с помощью МИК значения величины f , вместо задачи (4.3.6) мы приходим к уравнению

$$(R_v, T_B) = U_{fm}(\tau, T_c), \quad (4.3.7)$$

где U_{fm} – оператор U при фиксированных f и m .

Обратная задача для оператора наблюдений U_{fm} является корректной, т.е. оператор U_{fm} имеет единственный обратный U_{fm}^{-1} .

Введем дополнительные упрощающие предположения относительно условий наблюдений, а именно, будем предполагать, что:

- излучающая поверхность в пределах поля зрения сканера является параллельной некоторой горизонтально однородной средней поверхности;
- облачность в пределах единичного элемента изображения представляет собой горизонтально и вертикально однородный слой конечной толщины с постоянной температурой, характеризующийся диффузным отражением;
- подстилающая поверхность для безоблачной части поля зрения сканера, а также расположенная под облачным слоем однородна и характеризуется ламбертовым отражением;
- оптическими эффектами безоблачной атмосферы можно пренебречь.

При данных предположениях и с учетом многократного переотражения между нижней границей облака и земной поверхностью, принимая во внимание возможность декомпозиции уравнения переноса излучения в облачной атмосфере по отношению к различным участкам оптического спектра, можно получить явные выражения, для решения этого уравнения, связывающие компоненты вектора наблюдений и вектора состояния:

$$R_v(\tau)_{fm} = (1-f)R_v^s + f \left[R_v^c + \frac{(T_v^c)^2 R_v^s}{1 - R_v^c R_v^s} \right], \quad (4.3.8)$$

$$T_B(\tau, T_c) = B^{-1} \left\{ (1-f)I_B^s + f \left[\varepsilon_B^c B_l(T_c) + T_B^c I_b^s \right] \right\}, \quad (4.3.9)$$

где I_b^s – значение измеряемой радиометром интенсивности ИК излучения; R_v^s – функция отражения для земной поверхности в видимом диапазоне оптического спектра; $B_I(T_c)$ – функция Планка; R_i^c , T_i^c , ε_i^c – функции отражения, пропускания и излучения, расчет которых осуществляется на основе либо параметризационных формул, либо с использованием описанных в главе 4 уравнений переноса излучения.

Параметризационные формулы для величин R_i^c , T_i^c , ε_i^c , используемые в ИСОД, детально описаны в работе [101]. Эти формулы построены на основе хорошо зарекомендовавшего себя на практике двухпоточкового приближения, используемого при решении уравнения переноса излучения [70].

Далее в рассматриваемом экспресс-методе для заданного диапазона значений τ рассчитывается правая часть выражения (4.3.8). Затем в процессе сканирования цифрового изображения в видимом диапазоне спектра рассчитанные значения $R_v(\tau)_{fm}$ сравниваются с наблюдаемыми с помощью специальной процедуры просмотра таблицы предвычисленных значений (процедуры LUT) и методом подбора определяется величина τ .

На следующем шаге, после того как оптическая величина τ определена, находится значение T_c на основе инвертирования функции Планка в выражении (4.3.9).

Далее могут быть вычислены геометрическая толщина облачности на основе соотношения, которое связывает ее с оптической толщиной через коэффициент экстинкции; высота верхней границы облачности на основании заранее заданного или известного из аэрологических наблюдений вертикального градиента температуры; водозапас облачности на основе параметризационных формул, связывающих оптическую толщину облаков и водозапас [8, 96].

4.3.4. Примеры практического применения ИСОД и верификация результатов обработки.

Ниже приводятся результаты применения описанной ИСОД для анализа облачного покрова. В качестве примера взят уже рассматривавшийся ранее фрагмент изображения Балтийского моря, полученный со спутника NOAA-12 17.05.93 г. (см. рис.2.1). На рис.4.3-4.6

Cloud clusters

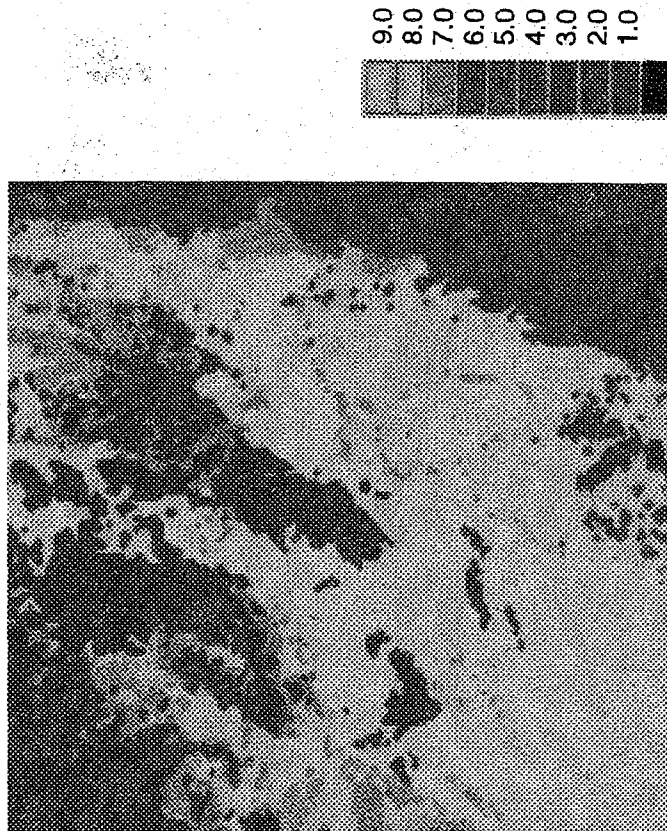


Рис. 4.3. Результаты кластерного анализа исходного многоспектрального изображения AVHRR/NOAA от 17.05.93 г. (см. рис. 2.1). Справа даны номера кластеров, характеристики которых приведены в табл. 4.1.

cloud top temperature (Cels.) (930517.14 GMT)

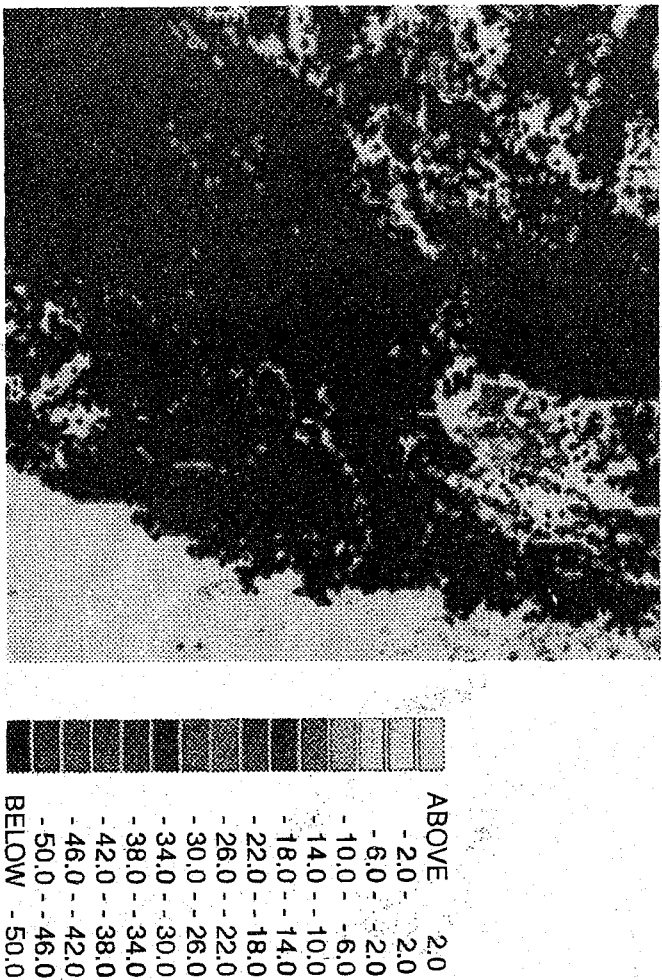


Рис. 4.4. Результаты восстановления температуры верхней границы облаков на основе исходного изображения AVHRR/NOAA от 17.05.93 г. (см. рис. 2.1). Справа дана шкала температур в °С.

Cloud depth (km) (930517.14 GMT)

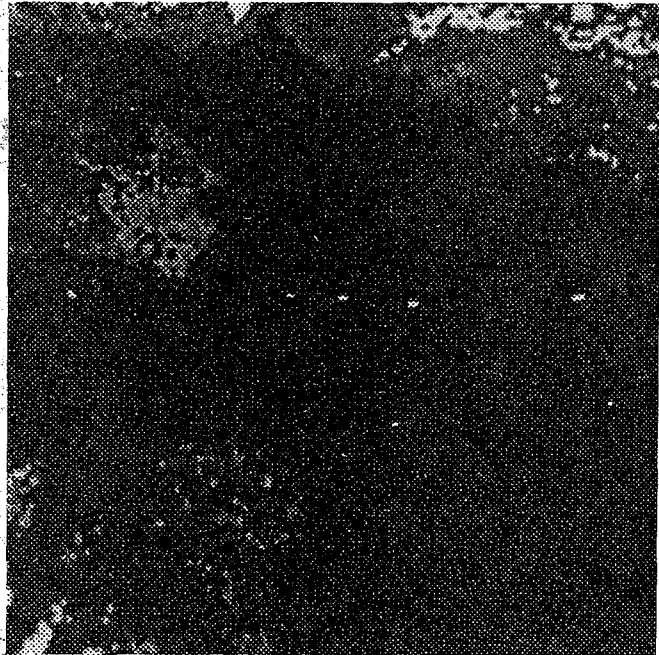
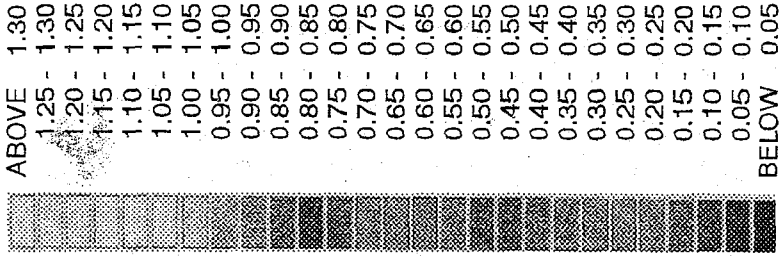
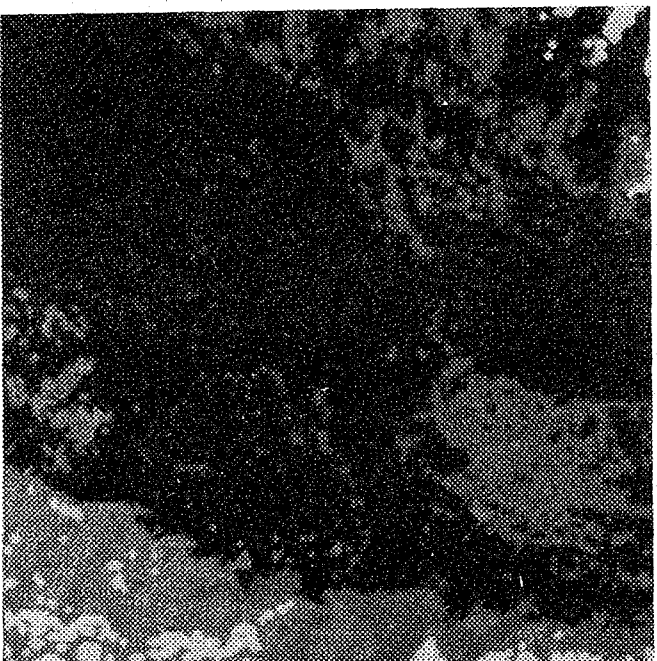


Рис. 4.5. Результаты восстановления толщины облаков на основе исходного изображения AVHRR/NOAA от 17.05.93 г. (см. рис. 2.1). Справа дана шкала толщин облаков в километрах.

LWR (g/cm*2) (930517.14 GMT)



ABOVE 95
90 - 95
85 - 90
80 - 85
75 - 80
70 - 75
65 - 70
60 - 65
55 - 60
50 - 55
45 - 50
40 - 45
35 - 40
30 - 35
25 - 30
20 - 25
15 - 20
10 - 15
5 - 10
0 - 5
BELOW 0

Рис. 4.6. Результаты восстановления водозатаса облаков на основе исходного изображения AVHRR/NOAA от 17.05.93 г. (см. рис. 2.1). Справа дана шкала значений водозатаса облаков в г/см².

и в табл.4.1 представлены результаты идентификации типов и восстановления количества облаков, температуры и высоты верхней границы облаков (ВГО), их оптической и геометрической толщины.

Сравнение результатов классификации (см. рис. 4.3) и исходного изображения, приведенного на рис. 2.1, наглядно демонстрирует эффективность, предложенных алгоритма кластерного анализа и метода иерархических классификаторов. Например, необнаруживаемые визуально на снимке в видимом диапазоне тонкие перистые облака четко идентифицируются с помощью кластерного анализа и МИК. Восстановленные характерные кластерные значения представлены в таблице 4.1, а на рис. 4.4 – 4.6 приводятся результаты по-пиксельного восстановления характеристик облачного покрова. Восстановление, проводилось по схеме «ABCD» (см. рис. 4.1), т.е. с использованием оперативного банка данных, но без привлечения алгоритма расчета вариаций облачных параметров, основанного на формулах теории возмущений. Эти рисунки дают наглядное представление о пространственном распределении восстановленных оптико-метеорологических характеристик и хорошо согласуются с результатами интерпретации, суммированными в табл.4.1.

Таблица 4.1

Характеристики облачных кластеров.

№ к л.	Стат-стические характеристики кластеров	Альбедо. 1 к. (%)	Альбедо. 2 к. (%)	Ярк.т ем-пе-ра-тура /°С/	Кол-во об-лак.	Тем-ра ВГО /°С/	Толщ .. об-лак. /км/	Вы-со-та ВГО /км./	Оп-тич. толщ. обла к.
1	среднее /ядро	3.6	2.3	-12.8		-18.3	0.3	3.0	2.0
1	σ / ядро	1.4	2.0	2.9					
1	сред. /кластер	3.6	2.3	-12.8	0.08	As			
2	среднее /ядро	6.9	10.9	0.2		-3.2	0.1	2.1	4.0
2	σ / ядро	1.4	4.0	2.5					
2	сред. /кластер	6.9	10.9	0.2	0.12	As			
3	среднее /ядро	9.4	10.9	-18.3		-18.3	0.4	3.7	12.5
3	σ / ядро	1.4	2.6	3.1					
3	сред. /кластер	9.4	10.9	-18.3	0.04	Ac			
4	среднее /ядро	20.6	20.8	-9.0		-9.0	2.0	3.3	112
4	σ / ядро	2.2	3.3	3.7					
4	сред. /кластер	20.6	20.8	-9.0	0.02	Cu cong			
5	среднее /ядро	17.0	16.5	-40.8		-40.8	6.8	6.8	75
5	σ / ядро	1.4	2.0	5.8					
5	сред. /кластер	17.0	16.5	-40.8	0.03	Cb			
6	среднее /ядро	14.5	16.5	-4.1		-4.5	0.4	2.8	10.7
6	σ / ядро	2.2	3.3	3.5					
6	сред. /кластер	17.0	16.5	-40.8	0.04	Ac			
7	среднее /ядро	5.1	6.3	-4.9		-14.9	0.35	4.3	2.0
7	σ / ядро	1.4	4.6	3.5					
7	сред. /кластер	5.1	6.3	-4.9	0.10	As			

8	среднее /ядро	5.4	10.6	1.9		-46.7	0.05	10.1	0.7
8	σ / ядро	1.4	4.6	2.5		Ci over sea			
8	сред. /кластер	5.4	10.6	1.9	0.25				
9	среднее /ядро	2.5	1.0	-5.8		-46.7	0.05	10.1	0.7
9	σ / ядро	0.7	1.3	2.7		Ci over land			
9	сред. /кластер	2.5	1.0	-5.8	0.33				

Чрезвычайно важным является вопрос о верификации описанных методов и всей системы в целом. Он представляет собой предмет отдельного исследования и выходит за рамки настоящей монографии. Вместе с тем оставить его без внимания в данном контексте тоже нельзя. Поэтому мы сошлемся лишь на данные, опубликованные за рубежом коллегами автора, использовавшими одну из ранних версий ИСОД в двух международных экспериментах по верификации схем параметризации облачности в численных атмосферных моделях [92, 93]. В этих исследованиях и анализе полученных результатов обработки автор непосредственного участия не принимал. Поэтому тем ценнее приводимые в [92, 93] результаты верификации предложенных методов восстановления и ИСОД в целом, которые получены норвежскими и шведскими учеными.

Как следует из работы [92], использование данной ИСОД в процессе анализа данных американо-норвежского эксперимента по исследованию ультраполярных циклонов в Северной Атлантике показало, что результаты интерпретации спутниковых изображений облачности и восстановления водозаписа облаков во фронтальной зоне изучаемого ультраполярного циклона находятся в хорошем соответствии с данными синоптического субъективного анализа (с точки зрения соответствия субъективно и объективно выделяемых типов облаков и их положению во фронтальных системах изучаемого циклона) и данными натурных измерений водозаписа облаков, проводимых в период данного эксперимента с помощью специального импактора, установленного на борту участвовавшего в эксперименте самолета-лаборатории НАСА.

В работе [93] сравнивались результаты моделирования перистой облачности на основе схем, используемых в модели HIRLAM, спутниковых микроволновых наблюдений и наблюдений с помощью AVHRR. Важным с точки зрения верификации ИСОД является в данном случае то, что оценки количества и типа облаков, полученные на основе микроволновых данных и данных AVHRR весьма близки между собой (разница в оценке, например, количества облаков составляют не более 20 %), что также свидетельствует об определенной надежности результатов. Авторами обеих работ делается однозначный вывод об обоснованности и перспективности предлагаемого подхода и надежности результатов, полученных на основе ИСОД.

ЛИТЕРАТУРА

1. Айвазян С.А., Бежаева З.И., Староверова О.В. Классификация многомерных наблюдений. – М.: Статистика, 1974.- 240 с.
2. Басс Л.П., Волощенко А.И., Гермогенова Т.А. Методы дискретных ординат в задачах о переносе излучения. М., 1986.- 231 с.
3. Бачинский В.В., Бельц П.Э., Калайда В.Т., Кондратьев А.В., Штикельмаер Е.Ф. Диалоговый алгоритм обработки данных в задачах спутникового мониторинга облачности и ТПО и его реализация с использованием многопроцессорных комплексов дистанционного зондирования для восстановления параметров облачности. – В кн.: Труды Ш Болгаро-Советского семинара «Лазерные и радиометоды контроля окружающей среды». София, 1990, с.299-304.
4. Бельц П.Э., Калайда В.Т., Кондратьев А.В. Концепция и структура информационно-программного обеспечения системы обработки данных дистанционного зондирования. – Оптика атмосферы, т.4, № 3, с.293-299.
5. Берлянд Т.Г., Строкина Л.А. Глобальное распределение количества облачности.- Л.: Гидрометеиздат, 1980, 70 с.
6. Ван де Хюлст. Рассеяние света малыми частицами. – М.: Изд-во иностр. Лит-ры., 1961. – 564 с.
7. Васильев В.А., Кондратьев А.В. Модели наблюдений в задачах интерпретации данных дистанционного зондирования, Оптика атмосферы, 1989, т.2, № 1, с.94-99.
8. Васищева М.А., Щукин Г.Г. Экспериментальные исследования водности облаков. Статистические модели атмосферы. Обзор. – Обнинск, ВНИИГМИ-МЦД, 1976.-92 с.
9. Дейрменджан Д. Рассеяние электромагнитного излучения сферическими полидисперсными частицами. -М.: Мир, 1971.-165 с.
10. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976.- 512 с.
11. Дюран Б., Оделл П. Кластерный анализ.-М.: Статистика, 1977. – 128 с.
12. Енюков И.С. Методы, алгоритмы, программы многомерного статистического анализа. – М.: Финансы и статистика, 1986.- 232 с.
13. Зак Е.Г. Температурная характеристика облаков верхнего яруса. – Труды ЦАО, 1964, вып.55, с. 32-53.
14. Зуев В.Е. Распространение лазерного излучения в атмосфере.- М.: Радио и связь, 1981.- 288 с.

15. Зуев В.Е., Кабанов М.В. Оптика атмосферного аэрозоля.- Л.: Гидрометеоиздат, 1986.- 254 с.
16. Зуев В.Е., Комаров В.С. Статистические модели температуры и газовых компонент атмосферы. – Л.: Гидрометеоиздат, 1986.- 264 с.
17. Зуев В.Е., Креков Г.М. Оптические модели атмосферы.- Л.: Гидрометеоиздат, 1986.- 256 с.
18. Информационно-программное обеспечение задач атмосферной оптики. Сб. научных трудов/Под ред. Г.М. Крекова.- Новосибирск: Наука., 1988.- 100 с.
19. Использование изображений со спутников в анализе и прогнозе погоды/Под ред. Р.К. Андерсон и Н.Ф. Вельтищева. - Техническая записка ВМО, 1974, N 124.- 275 с.
20. Калайда В.Т., Кондратьев А.В., Структура информационного обеспечения задач пассивного зондирования.- В кн.: Труды Ш Болгаро-Советского семинара «Лазерные и радиометоды контроля окружающей среды». София, 1990, с.215-220.
21. Кароль И.Л., Розанов В.В., Тимофеев Ю.М. Газовые примеси в атмосфере.- Л. Гидрометеоиздат, 1983.- 192 с.
22. Классификация и кластер /Под редакцией Дж. Райзина.- М.: Мир,1980.- 390 с.
23. Козодеров В.В., Карвовская Л.Б., Клещенко А.Д. Физические аспекты дистанционного изучения природной среды. В кн.: Природа Земли из космоса. Л.: Гидрометеоиздат, 1984, с. 7-15.
24. Колмогоров А.Н., Фомин С.В. Элементы теории функций и функционального анализа. – М.: Наука, 1976.- 543 с.
25. Кондратьев А.В. Распознавание и восстановление параметров облачности по данным дистанционного зондирования. – Оптика атмосферы, 1988, т.1, № 4, с.86-94.
26. Кондратьев А.В. Простейшая параметризация эффектов многослойной облачности в задачах дистанционного зондирования. – Оптика атмосферы, 1988, т.1, №6, с.78-82.
27. Кондратьев А.В. Методы восстановления оптико-метеорологических параметров облачности по данным радиометрической спутниковой информации с использованием моделей косвенных наблюдений. в кн.: Труды Ш Болгаро-Советского семинара «Лазерные и радиометоды контроля окружающей среды». София, 1990, с.288-283.
28. Кондратьев К.Я. Радиационные факторы современных изменений глобального климата. – Л.: Гидрометеоиздат, 1980.- 279 с.

29. Кондратьев К.Я., Тимофеев Ю.М. Метеорологическое зондирование атмосферы из космоса. – Л.: Гидрометеоиздат, 1978.- 280 с.
30. Кондратьев К.Я., Биненко В.И. Влияние облачности на радиацию и климат. – Л.: Гидрометеоиздат, 1984.- 240 с.
31. Кондратьев К.Я., Мелентьев В.В. Космическая индикация облаков и влагосодержания атмосферы. – Л.: Гидрометеоиздат, 1985. – 263 с.
32. Кондратьев К.Я., Козодеров В.В., Федченко П.П. Аэрокосмические исследования почв и растительности. – Л.: Гидрометеоиздат, 1986. – 231 с.
33. Кондратьев К.Я., Мелентьев В.В., Назаркин В.А., Космическая дистанционная индикация акваторий и водосборов. – СПб.: Гидрометеоиздат, 1992. – 248 с.
34. Кузнецов А.Д., Розанов В.В., Тимофеев Ю.М. Дистанционное зондирование атмосферы тропической зоны. – Л.: ЛГМИ, 1988. – 89 с.
35. Ладыженская О.А. Краевые задачи математической физики.- М.: Наука, 1970.- 288 с.
36. Лиоу Ку-нан. Основы радиационных процессов в атмосфере.- Л.: Гидрометеоиздат, 1984.- 376 с.
37. Мазин И.П., Шмелер С.М. Облака, строение и физика образования.- Л.: Гидрометеоиздат, 1983.- 279 с.
38. Малкевич М.С. Оптические исследования атмосферы со спутников.- М.: Наука, 1973.- 303 с.
39. Малкова В.С., Романова Л.М. Полиномиальное представление индикатрис рассеяния света в облаках.- Физика атмосферы и океана, 1970, том 4, №7, с.732-735.
40. Марчук Г.И. Уравнение для ценности информации с метеорологических спутников и постановка обратных задач.- Космические исследования, 1964, том 2, вып.3, с. 462-477.
41. Марчук Г.И. Численное решение задач динамики атмосферы и океана.- Л.: Гидрометеоиздат, 1974- 303 с.
42. Марчук Г.И. Моделирование изменений климата и проблема долгосрочного прогноза погоды.- Метеорология и гидрология, 1974, №7, с.25-36.
43. Марчук Г.И. Методы вычислительной математики.- М.: Наука, 1989.- 608 с.

44. Марчук Г.И., Пененко В.В. Исследование чувствительности дискретных моделей динамики атмосферы и океана. – Изв. АН СССР. Физика атмосферы и океана, 1979, т.15, № 11, с.1123-1131.
45. Марчук Г.И., Скиба Ю.Н., Проценко И.Г. Применение сопряженных уравнений в задачах оценки состояния случайных гидродинамических полей. – Изв. АН СССР. Физика атмосферы и океана, 1985, т.21, № 3, с.227-235.
46. Марчук Г.И., Кондратьев К.Я., Козодеров В.В., Хворостьянов В.И. Облака и климат.- Л.: Гидрометеоиздат, 1986.- 512 с.
47. Матвеев Л.Т. Динамика облаков.- Л.: Гидрометеоиздат, 1981.- 311 с.
48. Матвеев Л.Т., Матвеев Ю.Л., Солдатенко С.А. Глобальное поле облачности. – Л.: Гидрометеоиздат, 1986.- 280 с.
49. Мейсон Б.Д. Физика облаков./Пер. с англ. – Л.: Гидрометеоиздат, 1961.- 542 с.
50. Методы анализа данных/Под ред Э.Дидэ.- М.: Финансы и статистика, 1985.- 357 с.
51. Михайлов Г.А. Оптимизация весовых методов Монте-Карло.- М.: Наука, 1987.- 239с.
52. Облака и облачная атмосфера. Справочник/Под ред. И.П. Мазина, А.Х.Хргиана.- Л.: Гидрометеоиздат, 1989.- 647 с.
53. Пененко В.В. Оценка параметров дискретных моделей атмосферы и океана.- Метеорология и гидрология, 1979, №7, с.77-90.
54. Пененко В.В. Методы численного моделирования атмосферных процессов.- Л.: Гидрометеоиздат, 1981.- 352 с.
55. Покровский О.М. Оптимизация метеорологического зондирования атмосферы со спутников.- Л.: Гидрометеоиздат, 1984.- 264 с.
56. Прэтт У. Цифровая обработка изображений т.1.- М.: Мир, 1982.- 312 с.
57. Росс Ю.Х. и др. Математическое моделирование переноса радиации в растительных средах.- Л.: Гидрометеоиздат, 1992.- 197 с.
58. Смоктий О.М. Моделирование полей излучения в задачах космической спектрофотометрии.- Л.: Наука, 1986.- 352 с.
59. Степаненко В.Д., Щукин Г.Г. и др. Радиотеплолокация в метеорологии.- Л.: Гидрометеоиздат, 1979.- 279 с.
60. Титов В.И. Климатология облачности по спутниковым данным.- Труды ВНИИГМИ-МЦД, 1983, вып. 108, с.3-26.

61. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я., Методы решения некорректных задач.- М., Наука, 1974.- 223 с.
62. Тихонов А.Н., Гончарский А.В., Степанов В.В., А.Г. Ягола. Численные методы решения некорректных задач.- М.: Наука, 1990.- 230 с.
63. Фейгельсон Е.М., Радиационные процессы в слоистообразных облаках.- М.: Наука, 1964.- 231 с.
64. Фейгельсон Е.М., Краснокутская Л.Д. Потоки солнечного излучения и облака.- Л.: Гидрометеиздат, 1978.- 157 с.
65. Эйххофф П. Основы идентификации систем управления.- М.: Мир , 1975.- 676 с.
66. Ярославский Л.П., Введение в цифровую обработку изображений.- М.: Советское радио, 1979.- 312 с.
67. Arking A., Childs J. Retrieval of Cloud Cover Parameters from Multispectral Satellite Images.- J. Appl. Meteorol., 1985, v. 24, p. 322-333.
68. Chang, F.L., Coacley J. A., Jr., Estimating errors in fractional cloud cover obtained with infrared threshold method.- J.Geophys.Res.,1993, v.98(D5), p. 8825-8839.
69. Cloud analysis algorithm intercomparison.- World Climate Paper, 1984, N73.- 74 pp.
70. Coacley J.A., Chylek J.P. The Two-Stream Approximation in Radiative Transfer: Including the Angle of the Incident Radiation.- J. Atmos. Sci., 1975, v.32, p. 409-417.
71. Cox S.K. Observation of Cloud Infrared Effective Emissivity.- J. Atmos. Sci., 1976, v33, N2, p. 409-418.
72. Desbois M., Seze G., Szejwach G. Aytomatic classification of clouds on METEOSAT imagery: Application to high-level clouds.-J.Appl. Meteorol.,1982,v.21,N3,p.401-412.
73. Garand, L., Automated Recognition of oceanic cloud patterns and its application to Remote sensing of Meteorological Parameters.- PhD thesis. University of Winsconsin-Madison, 1986, 231 pp.
74. Han Q.W., et al. Near-Global survey of effective droplet radii in liquid water clouds using ISCCP data.- J.Climate, 1994, v.7, p. 465-467.
75. Hunt G.E. Radiative properties of terrestrial clouds at visible and infra-red thermal window wavelength.- Quart. J. R. Met. Soc., 1973, v.99, p.346-369.
76. Irvine,W.M., Pollack J.B., Infrared optical properties of water and ice spheres.- Icarus, 1968, v.8, p. 324 – 360.

77. Inoue, T. A cloud type classification with NOAA 7 split-window measurements.- *J. Geophys. Res.*, 1987, v.92(D4), p. 3991-4000.
78. Johnson D.B., Flamant P., Bernstein R.L., High-Resolution Satellite Imagery for Mesoscale Meteorological Studies.- *Bull. Amer. Meteorol. Soc.*, v.75, N 1, 1994, p.5-33.
79. Karlsson K-G., Liljas E. The SMHI model for cloud and precipitation analysis from multispectral AVHRR data.- *SMHI Promis Report*, Nr10, 1990, 74 pp.
80. Kaufman, Y.J., Sendra, C., Algorithm for atmospheric corrections of visible and near-IR satellite imagery.- *Int. J. Remote Sens.*, 1988, v.9, p. 1357-1381.
81. Kleespies T.J. The Retrieval of Marine Stratiform Cloud Properties from Multiple Observations in the 3.9- μm Window under Conditions of Varying Solar Illumination.- *J. Appl. Meteorol.*, 1995, v. 34, p. 1512-1535.
82. Lauritson L., Nelson G., Porto F. Data Extraction and calibration of TIROS/NOAA Radiometers. NOAA Technical Memorandum NESS,107, November, 1979.
83. Liljas E. Use of the AVHRR 3.7 micrometer channel in multispectral cloud classification.- *Swedish Meteor. and Hydrol. Institute/Swedish Space Corporation*, 1984.- 52 pp.
84. Liou K.N. J. Transfer of solar irradiance through cirrus cloud layers.- *Geophys. Res.*, 1973, v.78, p. 1408-1418.
85. Liou K.N. A Numerical experiment on Chandrasekhar's discrete-ordinate method for radiative transfer.- *J. Atmos. Sci.*, 1973, v.30, p. 1303-1326.
86. Liou K.N. J. Applications of the discrete-ordinate method for radiative transfer to inhomogeneous aerosol atmospheres.- *Geophys. Res.*, 1975, v.80, N 24, p. 3434-3440.
87. Liou K.N. Radiation and cloud processes in the atmosphere.- *Oxford University Press*, 1992.- 475 pp.
88. Liou K.N., Ou S.C. A Two-dimensional radiation-turbulence climate model. I: Sensitivity to Cirrus Radiative Properties. -*Int. J. Remote Sens.*, 1984, v.41, N 15, p. 2289-2309.
89. Liou K.N., Rao N.X., Ou S.C. Removal of the solar component in AVHRR 3.7- μm radiances for the retrieval of cirrus cloud parameters.- *J. Appl. Meteorol.*, 1995, v. 34, p. 482-499.

90. Minnis, P., K.-N.Liou., Y., Tokano., Inference of cirrus properties using satellite-observed visible and infrared radiances. Part I: Parametrization of radiance fields.- J. Atmos. Sci., v.50, p.1279-1304.
91. Platnick S., Valero F.-P.J. A Validation of a satellite cloud retrieval during ASTEX.- J. Atmos. Sci., 1995, v.52, N16, p. 2985-3001.
92. Raunstein E. Use of a clustering method for objective cloud classification and determination of cloud parameters from satellite data. Meteorological report series.- University of Bergen, 1989, N 2, 23 pp.
93. Raunstein E. et al. Quantitative comparison between simulated cloudiness and clouds objectively derived from satellite data.- Tellus, 1991, v.43a, p.306-320.
94. Rossow W. B., et al. International Satellite Cloud Climatology Project (ISSCP). Documentation of cloud data. WCRP rep.,1988.- 78 pp.
95. Slingo A.A. GCM parametrization for shortwave radiative properties of water clouds.- J. Atm. Sci.,1989, v.46, p. 1419-1427.
96. Stephens G.L. Radiation profiles in extended water clouds.- J. Atm. Sci., 1978, N35, p.2111-2132.
97. Taylor J.P,Sensitivity of remotely sensed effective radius of cloud droplets to changes in LOWTRAN version.- J.Atmos.Sci., 1992, v.49, p. 2564-2569.
98. Twomey S.K., Aerosols, clouds and radiation.- Atmos. Environ.,1991, v.254, p. 2435-2442.
99. Twomey S.K., Cocks T., Spectral reflectance of clouds in near-infrared: Comparison of measurements and calculations.- J.Meteor.Soc.Japan.,1982, v.60, p. 583-592.
100. Twomey S.K., Cocks T., Remote sensing of cloud parameters from spectral reflectance measurements in the near-infrared.- Beitr. Phys. Atmos., 1989, v.62, p. 172-179.
101. Zacke E., Holm E., Kondratiev A. Verification of cloud parameters using NOAA satellite images. Department of meteorology, Stockholm University. Report DM-72,1996.- 33p.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ПРЕДИСЛОВИЕ	3
ВВЕДЕНИЕ	5
1. СТРУКТУРА ИСОД И КОМПЛЕКСНЫЙ МЕТОД ОБРАБОТКИ МНОГОСПЕКТРАЛЬНОЙ СПУТНИКОВОЙ ИНФОРМАЦИИ	7
1.1. Структура ИСОД и исходные данные	7
1.2. Комплексный метод обработки цифровых многоспек- тральных спутниковых данных	11
2. КЛАССИФИКАЦИЯ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	15
2.1. Выбор метода классификации	15
2.2. Кластерный анализ многоспектральных спутниковых изображений	22
2.3. Идентификация основных типов подстилающей поверх- ности (метод иерархических классификаторов)	34
3. МОДЕЛИ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ НАБЛЮДЕНИЙ	43
3.1. Модели спутниковых наблюдений в облачной атмосфере	43
3.2. Сопряженные задачи спутниковых наблюдений	51
3.3. Методы исследования чувствительности и определение вариаций параметров моделей спутниковых наблюдений	58
3.4. Численные методы и оптико-микрофизические характе- ристики, используемые в ИСОД	64
3.5. Поведение моделей спутниковых наблюдений в про- странстве параметров	66
4. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЛАЧНОСТИ НА ОСНОВЕ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ AVHRR/NOAA	73
4.1. Общая схема обработки данных об облачности	73
4.2. Интерпретация изображений облачного покрова	75
4.3. Восстановление характеристик облачности	83
ЛИТЕРАТУРА	99

CONTENTS

FOREWORD	3
INTRODUCTION	5
1. STRUCTURE OF IDPS AND COMPLEX METHOD OF PROCESSING OF MULTISPECTRAL SATELLITE DATA	7
1.1 Structure of IDPS and input data	7
1.2. Complex method of processing of digital multispectral satel- lite data	11
2. CLASSIFICATION OF MULTISPECTRAL SATELLITE IMAGES ...	15
2.1. Selection of classification method	15
2.2. Cluster analysis of multispectral satellite images	22
2.3. Identification of main types of underlying surfaces (method of hierarchical qualifiers)	34
3. MULTISPECTRAL SATELLITE OBSERVATIONAL MODELS	43
3.1. Satellite observational models in cloudy atmosphere	43
3.2. Conjugate problems of satellite observations	51
3.3. Sensitivity investigation and estimation of variations of pa- rameters of satellite observational models	58
3.4. The numerical methods and opto-microphysical characteris- tics used in DPIS	64
3.5. Behavior of satellite observation models in space of pa- rameters	66
4. RETRIEVAL OF A CLOUD COVER CHARACTERISTICS USING MULTISPECTRAL AVHRR/NOAA DATA	73
4.1. The general scheme of a cloud cover data processing	73
4.2. The interpretation of a cloud cover images	75
4.3. Retrieval of the characteristics of a cloud cover	83
REFERENCES	99

НАУЧНОЕ ИЗДАНИЕ

Александр Витальевич КОНДРАТЬЕВ

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ЦИФРОВОЙ МНОГОСПЕКТРАЛЬНОЙ
СПУТНИКОВОЙ ИНФОРМАЦИИ

Монография

Редактор И.Г. Максимова

ЛР № 020309 от 30.12.96

Подписано в печать 02.10.97 Формат 60x90 1/16
Бумага офсетная. Печать офсетная. Печ.л. 6,8
Уч.- изд.л. 7,2 Тираж 200 Зак. 903
РГТМИ. 195196, СПб, Малоохтинский пр., 98
Отпечатано АОЗТ «АФЛАКОМ»
