

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОСМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ О ЗЕМЛЕ

### РАСПОЗНАВАНИЕ РАСТИТЕЛЬНОСТИ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО АЭРОЗОНДИРОВАНИЯ

© 2011 г. В. В. Козодеров<sup>1\*</sup>, В. Д. Егоров<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Москва

<sup>2</sup>Учреждение Российской академии наук Институт вычислительной математики РАН, Москва

\*E-mail: vkozod@mes.msu.ru

Поступила в редакцию 28.10.2010 г.

В задаче распознавания образов природно-техногенных объектов по данным дистанционной гиперспектральной съемки предлагается комбинированный подход, использующий не только критерий минимума евклидова расстояния относительно спектров некоторых “эталонных” объектов, но и особенности смещения по длине той области перехода от полосы хлорофилла к максимуму спектральной отражательной способности, которая характерна для растительности. База данных предлагаемого метода распознавания строится на основе гистограмм яркости пикселей для выбранных каналов. Гистограмма в области максимума различимости классов объектов, характерных для выбранной тестовой территории, разбивается на определенное число спектральных интервалов, для которых производится группирование спектров по величине указанного сдвига. На основе вычислительных процедур выделения таких групп спектров показаны новые возможности распознавания разных типов растительности по данным аэрозондирования высокого пространственного и спектрального разрешения.

**Ключевые слова:** обработка гиперспектральных изображений, распознавание объектов, характерные признаки растительности

#### ВВЕДЕНИЕ

Необходимость адаптации разрабатываемых программных средств обработки многоспектральных аэрокосмических изображений (обычно 6–7 спектральных каналов в видимой и ближней ИК-области (БИК)) к открывающимся новым возможностям обработки гиперспектральных изображений (сотни спектральных каналов) требует изучения особенностей формирования баз данных для распознавания природно-техногенных объектов (ПТО) и оценки параметров, характеризующих состояние этих объектов. В работах (Козодеров и др., 2007, 2008, 2010) показаны этапы трансформации соответствующего программно-алгоритмического обеспечения при переходе от обработки данных многоспектральной аппаратуры MODIS спутника Terra (пространственное разрешение около 500 м; семь спектральных каналов в рассматриваемой области спектра) к данным аппаратуры Landsat ETM+ спутника Landsat-7 (пространственное разрешение около 30 м; шесть спектральных каналов в указанной области спектра) и далее к данным самолетной гиперспектральной аппаратуры (пространственное разрешение достигает 1–2 м с высот 1–2 км; около 200 спектральных каналов).

В работе (Егоров, Козодеров, 2009) на примере обработки данных Landsat ETM+ продемонстрированы возможности создания эффективных алго-

ритмов оценки параметров состояния почвенно-растительного покрова для выбранной территории. Изображения, полученные этой аппаратурой, охватывают территории ~200 × 200 км с разрешением ~30 × 30 м. При обработке часто используются RGB-синтезированные изображения для улучшения изобразительных свойств обрабатываемых данных. Так, в работе (Beaubien et al., 1999) по данным трех каналов указанной аппаратуры генерируется “цветное” RGB-изображение изучаемого участка территории. Далее осуществляется сопоставление “цвета” данного участка “цветам” ряда обработанных заранее эталонных участков, в итоге чего участку присваивается тот или иной тип поверхности из присутствующих в эталонной выборке. В указанной работе показаны возможности выделения по данным Landsat ETM+ до 20–22 типов земной поверхности, в том числе до семи типов хвойных пород деревьев (от темных к светлым).

В отмеченных публикациях российских авторов, наряду с определением типа растительного покрова, вычисляется количественная характеристика — объем зеленой фитомассы и общей биомассы растительного покрова. Показано, в частности, что по данным аппаратуры ETM+ можно распознать до 11 типов лесной растительности от чисто хвойных пород до чисто лиственных с промежуточными градациями и, кроме того, до пяти-шести типов других

объектов (водная поверхность, городская застройка и т.п.). Заметим, что программа расчета объема биомассы начинает свою работу при запуске с определения принадлежности каждого текущего пиксела обрабатываемого изображения известным типам природно-техногенных объектов. И только если данный пиксел по выбранным критериям трактуется как соответствующий растительному покрову, включается собственно расчет объема биомассы для этого пиксела.

Новые возможности улучшения распознавания объектов дистанционными методами связывают с появлением гиперспектральной аппаратуры (Fuentes et al., 2001). Одной из первых была аппаратура “Самолетный видеоспектрометр видимой и инфракрасной области” (Airborne Visible and Infrared Imaging Spectrometer/AVIRIS), которая обеспечивала получение данных в 224 спектральных каналах в области длин волн 0,4–2,5 мкм с шириной каждого канала в 10 нм и выше. В (Fuentes et al., 2001) показаны особенности картографирования лесной растительности с учетом существования полос поглощения солнечного излучения хлорофиллом (основным пигментом вегетирующей растительности) и водяного пара атмосферы при обработке данных аппаратуры AVIRIS.

В работе (Zarco-Tejada, Miller, 1999) продемонстрированы результаты распознавания болотистой местности по данным самолетной гиперспектральной аппаратуры CASI/Compact Airborne Spectrographic Imager (“Компактная самолетная спектрографическая аппаратура, дающая изображения”). Акцент в этой работе сделан на изучение области перехода, названной “красной кромкой” (red edge), от полосы поглощения хлорофилла (620–680 нм) к максимуму спектральной отражательной способности растительности (720–750 нм). Возможный сдвиг всей этой области в сторону более коротких волн (назван “голубым смещением” — blue shift) может служить отличительным признаком разных типов растительности. Данное утверждение связано с экспериментально установленным фактом более значительной амплитуды указанного максимума для зеленой травы и лиственных пород деревьев по сравнению с этой же амплитудой для хвойных пород деревьев. На практике это означает, что данный максимум достигается для хвойных пород при длинах волн, на несколько нанометров более коротких, чем в случае лиственных пород. Установленный эффект тонкой структуры спектров может способствовать различению разных типов растительности по данным гиперспектрального зондирования.

В работах (Козодеров и др., 2009, 2010) по данным летных испытаний отечественной гиперспектральной аппаратуры реализованы алгоритмы распознавания наблюдаемых объектов. Большинство из этих алгоритмов основано на близости текущего спектра в евклидовой норме для каждого обрабаты-

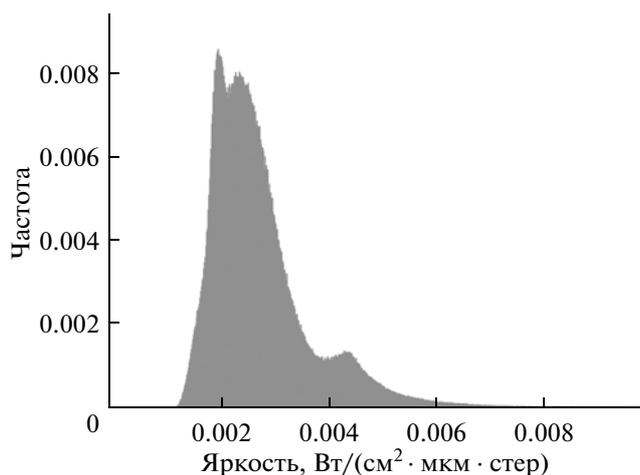
ваемого пиксела с исследуемого трека (участка пролета самолета над той или иной местностью) одному из спектров из ранее заготовленной базы данных. Мера близости характеризуется минимумом евклидова расстояния и определяется соответствием текущих спектров и спектров известных типов поверхностей (для водоемов, грунтовых дорог и дорог с твердым покрытием, для темных и светлых лесных массивов, лесных массивов с желтеющей листвой и др.).

В настоящей публикации развивается метод распознавания растительности, основанный на изучении указанного сдвига спектров по данным гиперспектрального аэрозондирования. Использовались данные гиперспектральной камеры образца 2008 г. (156 спектральных каналов) разработки НПО “Лептон”, г. Зеленоград, при ее установке на самолетный носитель вместе с аэрофотоаппаратурой и системой спутникового позиционирования. Спектральное разрешение данного типа гиперспектральной аппаратуры достигает 1 нм в коротковолновой области (400–470 нм), 8–10 нм в области (700–780 нм) и до 20 нм в длинноволновой области (950–980 нм). Высота полета самолета составляла от 1,5 до 2 км, пространственное разрешение не хуже 4 м вдоль трека полета самолета.

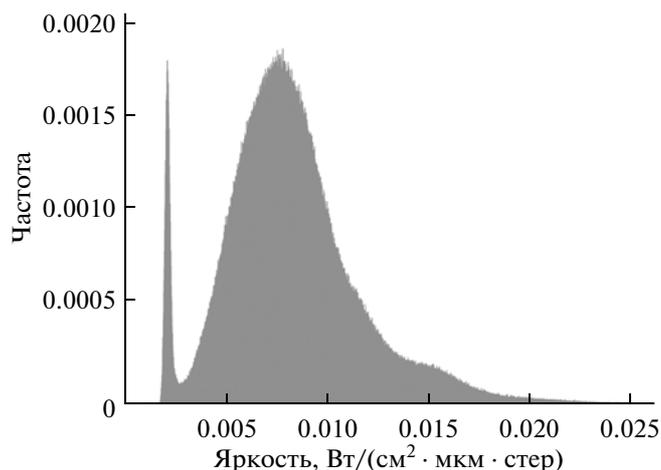
## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Одна из существенных, но не единственная сложность, которая возникает при обработке гиперспектральных данных, — это чередование на изображении ярких и темных соседних элементов разрешения (пикселов) вследствие высокого разрешения самолетной съемки местности. Соседние пикселы часто представляют собой ярко освещенную верхушку крон деревьев, менее освещенные участки в глубине крон, часть пикселов отражает слабо освещенные промежутки между кронами. Отмеченная особенность ухудшает качество распознавания типа лесного покрова, поскольку различие в интегральной яркости спектров отдельных пород (например, елового леса и леса соснового) может быть значительно меньше различия интегральных яркостей одной и той же породы, но по-разному освещенной (на вершине кроны или в глубине кроны). В противоположность этому, без особого труда выделяются объекты с заметно отличными спектральными свойствами — уверенно распознаются водная поверхность, болотистая местность, грунтовые дороги и дороги с твердым покрытием, другие объекты.

Имеющиеся данные наземной лесотаксации территории гиперспектрального аэрозондирования способствуют созданию базы данных “эталонных” спектров по разным породам лесной растительности. Вместе с тем, имеются картосхемы лесотаксации по преобладающей лесной породе в пределах отдельных выделов для заранее выделенных кварта-



**Рис. 1.** Гистограмма частот появления разных градаций яркости в канале 99 (длина волны 551.33 нм) гиперспектрометра.



**Рис. 2.** Гистограмма частот появления разных градаций яркости в канале 143 (длина волны 798.10 нм) гиперспектрометра.

лов, предшествующих наземных обследований. При высоком пространственном разрешении гиперспектральных данных неизбежно обновление соответствующих картосхем, поскольку в пределах отдельных выделов часто существуют смешанные породы деревьев. Появляются сложности использования “эталонных” спектров для лесной растительности смешанного породного состава.

В процессе создания новой базы данных по данным аэрогиперспектрометрии возникла проблема нахождения “чистых пород”, т.е. протяженных участков, внутри которых дисперсии регистрируемых спектров были бы невелики. Значения интегральных яркостей спектров могут служить отличительным признаком соответствующих объектов. В реальности интегральные яркости для отдельных пикселей некоторых объектов могут отличаться на порядок величины. В некотором смысле “эталонным” может быть, например, пространственное распределение спектров протяженных болот, для которых, как правило, спектры имеют значительно более высокие яркости, чем собственно лесная поверхность. По болотистым участкам территории удастся сгенерировать эталонные спектры, которые при использовании в алгоритмах распознавания по минимуму отклонения в евклидовой норме способствуют повышению достоверности распознавания соответствующих объектов.

В основе предлагаемых здесь алгоритмов распознавания объектов лежит использование особенностей гистограммы яркостей отдельных каналов некоторого тестового трека, на котором присутствуют разные типы лесной растительности. Гистограмма — это функция распределения вероятности яркостей пикселей, представленных на гиперспектральном изображении данного трека для выбранного канала. Исследуемая тестовая территория характеризу-

ется наличием хвойных и лиственных пород лесной растительности с преобладанием сосны и березы соответственно, а также наличием населенного пункта, дорожно-транспортной сети, открытых почвенных образований и заболоченной местности в бассейне р. Орша (Тверская обл.) вблизи ее впадения в р. Волга. Результаты гиперспектральной аэро съемки тестовой территории представлены матрицей  $5875 \times 500$  пикселей, формируемых вдоль и поперек самолетного трека, соответственно.

Гистограмма яркостей для выбранного трека тестовой территории (дата съемки 20.09.2008 г.) приведена на рис. 1 для гиперспектральных данных канала 99 (длина волны 551.33 нм) и на рис. 2 для канала 143 (длина волны 798.10 нм). Первый из каналов соответствует максимуму энергии приходящего солнечного излучения. Второй канал характеризует область максимальной различимости разных объектов: водная поверхность, разные типы растительности, почвы и т.д. В этом канале зарегистрированные яркости для объектов наблюдаемой территории различаются больше, чем в остальных каналах.

На гистограммах, представленных на рис. 1 и рис. 2, можно видеть наличие по крайней мере трех мод. Было установлено, что правый максимум на рис. 1 соответствует болотно-луговой растительности на обрабатываемом гиперспектральном изображении. Особенно заметный на рис. 2 первый (слева) максимум соответствует наличию водной поверхности. Средний максимум на гистограмме рис. 1, а также основной (второй слева) максимум на гистограмме рис. 2, как предполагается, относится преимущественно к лесной растительности, хотя отдельные моды гистограммы в области этих максимумов могут относиться также к грунтовым дорогам и другим объектам. Если исходить из имеющихся

Обработка спектров из гистограммы яркостей пикселей для канала 143 (длина волны 798.1 нм)

Яркости, Вт/(см <sup>2</sup> · мкм · стер)	Число спектров трека до обработки	Число спектров после обработки
$2.73 \times 10^{-3} - 3.27 \times 10^{-3}$	19 501	9021
$3.27 \times 10^{-3} - 3.82 \times 10^{-3}$	41 662	12 151
$3.82 \times 10^{-3} - 4.36 \times 10^{-3}$	68 372	13 565
$4.36 \times 10^{-3} - 4.91 \times 10^{-3}$	109 156	388
$4.91 \times 10^{-3} - 5.45 \times 10^{-3}$	144 842	1 534
$5.45 \times 10^{-3} - 6.00 \times 10^{-3}$	185 302	4 316
$6.00 \times 10^{-3} - 6.54 \times 10^{-3}$	209 599	2 771
$6.54 \times 10^{-3} - 7.09 \times 10^{-3}$	236 104	2 121
$7.09 \times 10^{-3} - 7.71 \times 10^{-3}$	272 925	1 435
$7.71 \times 10^{-3} - 8.26 \times 10^{-3}$	241 872	664

априорных сведений наземной лесотаксации о преобладании хвойных пород (преимущественно сосняки разного возраста) на исследуемой территории, то основной (широкий) максимум гистограммы рис. 2 должен соответствовать как раз таким породам.

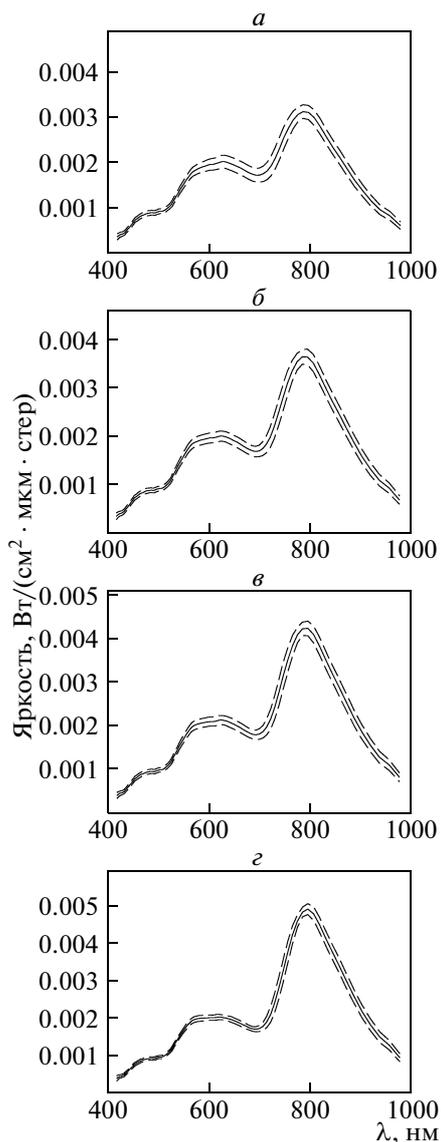
Оказалось, что ярко выраженных локальных максимумов, относящихся к разным типам лесной растительности, выделить по гистограммам рис. 1 и рис. 2 не удается. Было решено разбить область основного максимума рис. 2 на равные участки по интервалам яркости и с каждого участка записать координаты пикселей и соответствующие им спектры в отдельные файлы. Отбор производился в соответствии с указанным выше критерием различия в переходе от полосы поглощения хлорофилла к максимуму спектрального отражения вегетирующей растительности. Отсутствие такого перехода (изменения знака производной от регистрируемой амплитуды спектра по длине волны) служило основанием для того, чтобы не включать соответствующий спектр в класс “растительность”.

Число пикселей, попавших в каждый из 10 интервалов яркостей, соответствующих левой части основного максимума гистограммы рис. 2, представлено в таблице. Графа “до обработки” этой таблицы соответствует общему числу считанных пикселей для каждого из приведенных интервалов яркости, графа “после обработки” — числу отобранных (по описываемому здесь критерию) из них пикселей, относящихся к лесной или иной растительности. Можно видеть, что число спектров до обработки возрастает от нескольких десятков до нескольких сотен тысяч в соответствии с данными гистограммы рис. 2. Вместе с тем число отобранных спектров изменяется более сложным образом: например, достигает минимума для четвертого интервала разбиения гистограммы яркостей (388 спектров) и максимума для третьего интервала (13 565 спектров). Объяснение таких раз-

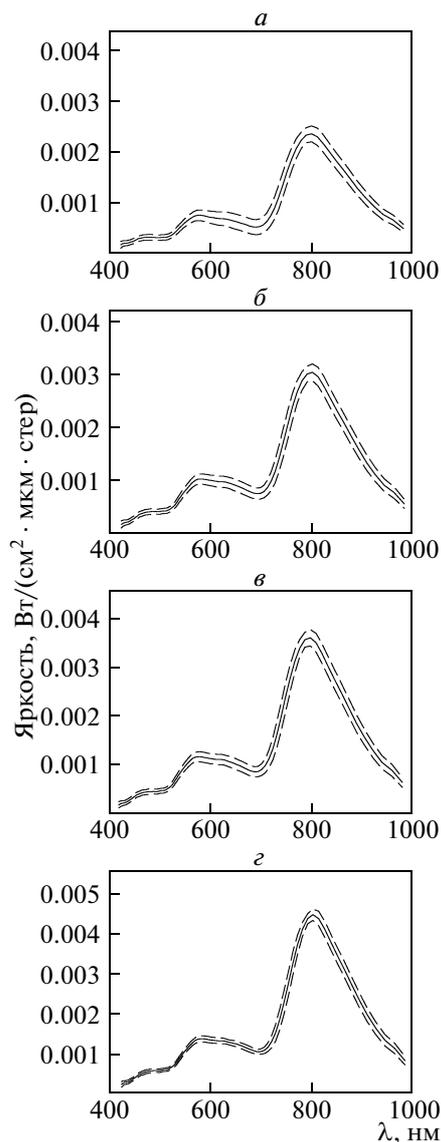
личий (близкие по величине яркости, но число отобранных спектров различается почти в 40 раз) следует искать в пространственном распределении яркостей объектов в области их максимальной различимости для выбранной сцены.

На основе указанных выборок спектров генерируется новая база данных с условно названными “эталонными” спектрами для использования схемой распознавания. Назовем ее базой данных по типам лесной растительности. Необходимость такого подхода диктуется требованием выделения разных классов растительности в области рассматриваемого максимума гистограмм. В базу данных по типам лесной растительности вошли не все спектры, первоначально представленные в записанных файлах. Как сказано выше, были отобраны лишь те из спектров, которые по величине смещения области “полоса хлорофилла — максимум отражательной способности” соответствуют разным типам растительности. Эти спектры имеют незначительный максимум в области длин волн 550–650 нм и более ярко выраженный максимум в области 780–800 нм. Первый из этих максимумов связан с влиянием атмосферы. Второй из них является характерным признаком вегетирующей растительности при переходе от полосы поглощения излучения хлорофиллом (690 нм) к более длинным волнам.

Спектры, соответствующие грунтовым дорогам или дорогам с твердым покрытием, а также спектры, отражающие городскую застройку, носят, как правило, более монотонный характер возрастания соответствующих кривых от коротковолнового диапазона длин волн к длинноволновому. Спектры таких объектов без труда могут быть включены в базу данных эталонных объектов в качестве отдельных классов, характеризующих указанные объекты. Ниже такие спектры и соответствующие им пиксели будут трактоваться как нераспознанные в рассматриваемой схеме формирования базы данных



**Рис. 3.** Распределение исходных спектров и их среднеквадратических отклонений для выбранных классов растительности со следующей нумерацией классов: *a* – класс 3 (интегральная яркость  $29.2 \text{ Вт/м}^2$ ); *б* – класс 4 ( $32.0 \text{ Вт/м}^2$ ); *в* – класс 5 ( $34.8 \text{ Вт/м}^2$ ); *г* – класс 6 ( $37.3 \text{ Вт/м}^2$ ).



**Рис. 4.** Распределение спектров после обработки и их среднеквадратических отклонений для выбранных классов растительности с той же нумерацией классов, что и на рис. 3.

разных типов растительности для обрабатываемых гиперспектральных изображений.

Возвращаясь к необходимости учета в расчетной схеме распознавания объектов факта чередования соседних ярких и темных пикселей, будем рассматривать особенности сдвига области перехода от минимума (полоса поглощения хлорофилла) к основному максимуму спектральной отражательной способности растительности как дополнительный признак проявления разных типов растительного покрова на гиперспектральных изображениях. Суть предлагаемой вычислительной процедуры – выделение сдвигов (обозначены далее как  $r$ ) этого перехода для всех изучаемых спектров, соответствую-

щих пикселям растительности, по координате длин волн. Оказалось, что положение этих сдвигов сильно маскируется искажающим влиянием рассеивающего слоя атмосферы в момент съемки. Проблема заключается в том, что влияние атмосферы уменьшает амплитуду перехода от минимума поглощения излучения в полосе хлорофилла (690 нм) к максимуму значений регистрируемых спектров (780 нм) вследствие завышенных значений спектральной яркости в области более коротких волн.

Была реализована процедура фильтрации атмосферного влияния путем построения специальной маски расчета атмосферного рассеяния. На рис. 3, 4 приведены примеры средних спектров (исходных и

модифицированных спектров после учета влияния атмосферы, соответственно) и среднеквадратических отклонений для четырех иллюстрируемых классов состояния растительности. Классы на рис. 3 соответствуют первым четырем интервалам яркостей, представленных в таблице, по интегральной яркости изменяясь от 29.2 до 37.3 Вт/м<sup>2</sup>. Как видно из данных рис. 3 и 4, среднеквадратические отклонения исходных и модифицированных спектров невелики. Из сравнения данных рис. 3а и рис. 3г следует, что увеличение интегральной яркости исходных спектров происходит за счет роста амплитуды основного максимума (длины волн 700–800 нм) при уменьшении максимума для длин волн 550–650 нм. Из сравнения данных рис. 4а и 4г можно сделать другой вывод о том, что для соответствующих модифицированных спектров происходит общее возрастание интегральной яркости для обоих наблюдаемых максимумов.

Всего было выделено 10 классов растительности, исходя из данных таблицы по характерному признаку разной интегральной яркости спектров. Далее это число удваивалось в соответствии с предлагаемой ниже сдвиговой процедурой для модифицированных спектров.

Из сравнения данных рис. 3 и 4 можно видеть, что после устранения влияния атмосферы открываются более широкие возможности различения разных состояний растительного покрова по сдвиговому признаку  $r$ : на рис. 4 область перехода кривых от минимума 690 нм к максимуму 780 нм составляет 12–15 точек спектра, в то время как на рис. 3 – всего две–три точки.

На рис. 5 приведены примеры модифицированных спектров, аналогичные рис. 4, но для классов 7–10 (нижние четыре строки таблицы). Интегральные яркости исходных спектров для классов 7 и 10 изменяются от 40.4 до 50.0 Вт/м<sup>2</sup> соответственно. Аналогично результатам сравнения данных рис. 4а и 4г при переходе от данных рис. 5а к данным рис. 5г можно отметить, что различия иллюстрируемых спектров заметны как в длинноволновой, так и в коротковолновой области.

Для реализации рассматриваемой здесь вычислительной процедуры разделения объектов, относящихся к классу “растительность”, осуществлялся выбор спектров по близости значений параметра  $r$  по группам. При общем числе таких выборочных групп данных  $n$  из общего числа спектров в заданном интервале  $N$  гистограммы рис. 2 (в конкретных расчетах использовались  $n = 10$ ,  $N \approx 50000$ ) находились минимальный и максимальный параметры смещения ( $r_{\min}$ ,  $r_{\max}$ ), а все спектры были представлены в виде  $n$  групп по принадлежности параметра  $r$  текущего спектра

$$r \in (r_1, r_2),$$

где

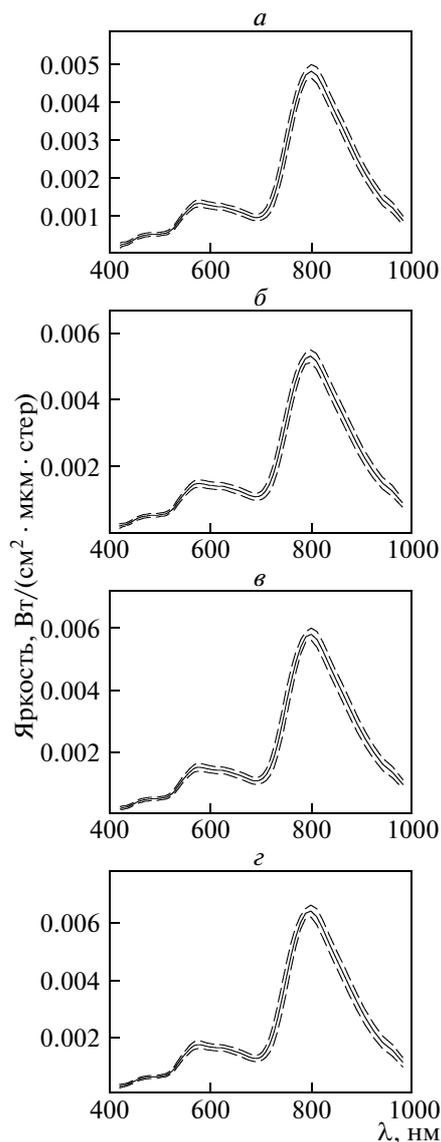


Рис. 5. Распределение спектров после обработки и их среднеквадратических отклонений для следующих классов растительности: а – класс 7 (интегральная яркость исходных спектров 40.4 Вт/м<sup>2</sup>); б – класс 8 (43.8 Вт/м<sup>2</sup>); в – класс 9 (46.9 Вт/м<sup>2</sup>); г – класс 10 (50.0 Вт/м<sup>2</sup>).

$$r_1 = r_{\min} + \frac{r_{\max} - r_{\min}}{n} i; \quad r_2 = r_{\min} + \frac{r_{\max} - r_{\min}}{n} (i + 1);$$

где  $i \in [1, n - 1]$ . Если  $i = 0$ , то  $r \in [r_1, r_2]$ .

Суммарное число спектров в соответствующих интервалах гистограммы рис. 2 осталось неизменным, но в результате предлагаемой процедуры спектры были упорядочены по возрастанию (убыванию) интегральных значений спектров. Это дает возможность вводить в рассмотрение градации яркостей для групп спектров с близкими смещениями по длинам волн  $r$ . Ниже приведены результаты рас-

четов, которые соответствуют двум градациям (0–50%), (50–100%). Таким образом, каждая градация яркости для выборки с близкими смещениями из  $(r_1, r_2)$  может трактоваться как отдельный класс (тип растительности). Кроме того, в предлагаемой схеме распознавания первые две подгруппы яркости зарезервированы за водными объектами (наиболее темными), а последние две подгруппы зарезервированы за болотно-луговой растительностью (здесь наиболее яркие объекты). При этом промежуточные  $n \times 2 = 20$  классов по предположению представляют разные типы лесной растительности. Всего база данных включает 24 осредненных классов объектов.

Для спектров, характеризующих лесную растительность, в базу данных наряду со средними спектрами помещены средние значения интегральной яркости спектров и средние значения их параметра смещения  $r$ , рассчитанные по модифицированным спектрам. Для тех спектров, для которых параметр смещения не рассчитывался (водные объекты, болотно-луговая растительность), значения смещения принимались равными нулю. Это означает, что если текущий обрабатываемый спектр трека по некоторым предварительным условиям (аналогичным вышеуказанному алгоритму фильтрации) не соответствует спектру лесной растительности, то он, как и ранее, обрабатывается на основе использования минимального расстояния в евклидовой норме относительно спектров водной поверхности и болотно-луговой растительности. Если же текущий спектр по предварительному анализу оказался соответствующим спектру лесной растительности, то для него рассчитывается модифицированный спектр, определяется параметр смещения и по близости значения этого параметра одному из значений этого параметра из базы данных определяется принадлежность этого спектра (и соответствующего пиксела обрабатываемого трека) одному из типов растительности. Тем самым удается увязать разные признаки, характеризующие состояние растительного покрова (интегральная яркость и смещение по оси длин волн максимума отражательной способности) в общей схеме распознавания объектов.

## ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Результаты расчетов по описанному алгоритму распознавания типов лесной и другой растительности для двух частей исследуемого трека представлены на рис. 6 и 7 (на цв. вклейках). На рис. 6а дано исходное изображение канала 143 гиперспектрометра (длина волны 798,1 нм). Данные рис. 6б характеризуют результаты попиксельного распознавания объектов по 24-м классам. Для сравнения на рис. 6в приведено аэрофотоизображение выбранной территории.

Водные объекты и нераспознанные пикселы рис. 6б и 7б соответствуют левому краю шкалы яр-

кости, болотно-луговая растительность – правому краю шкалы. Центральная часть шкалы от значения 2 до значения 22 соответствует разным типам растительности, выделенным на основе указанных выше вычислительных процедур. Если исходить из априорных сведений предшествующих лесотаксационных обследований и аналогичных текущих обследований территории, которые проводились в период летно-полевой кампании для исследуемого трека, то можно отметить следующее. Градации 2–4 (красно-оранжевые оттенки) данных рис. 6б и 7б соответствуют травянистому покрову, молодому лесу и отдельным полянам, градации 5–8 (желтые и светло-зеленые оттенки) – преимущественно листовым породам деревьев с преобладанием березняков, градации 9–22 (темно-зеленые и синие) – преимущественно хвойным породам с преобладанием сосняков.

Из данных рис. 6 можно видеть, что выбранная территория содержит населенный пункт (слева), дорожную сеть и открытые почвы (слева внизу), лесные массивы (вверху справа), а на фотоизображении рис. 6в видна также река (внизу справа). Одна часть строений в населенном пункте на рис. 6б соответствует данным рис. 6а и отображается черным цветом (как вода). Здесь можно говорить о несовершенстве работы гиперспектрометра при близком к зеркальному отражению света от кровли домов и других объектов. Другая часть строений отображается серым цветом (как нераспознанные объекты). Можно заметить: как болотно-луговые отображаются объекты, покрытые травянистой растительностью (в нижней центральной части рис. 6). К таким же объектам используемая расчетная схема относит и значительную часть лесной растительности ближе к верхней части (справа от дороги) рис. 6б. Аэрофотоснимок рис. 6в показывает, что в этой части изображения виден лесной массив красно-коричневого цвета, отличающийся от соседних с ним массивов (ближе к реке и слева от дороги в центральной части снимка).

По данным наземной лесотаксации, все наблюдаемые на рис. 6 лесные массивы представляют собой преобладающие сосняки. В реальности указанный массив красно-коричневого цвета на рис. 6в соответствует заросшей вырубке (на дату съемки там отмечается преобладание пожелтевших листовых пород). Сосновые насаждения сравнительно небольшого возраста (около 50 лет) заметны слева от указанной дороги (светло-зеленые оттенки при наличии красных оттенков), а более великовозрастные сосняки (темно-зеленые и синие оттенки) заметны в нижней правой части рис. 6б. Из сказанного можно отметить необходимость более тонкой настройки расчетной схемы распознавания на смешанные породы лесной растительности с тем, чтобы отличать заросшую вырубку от травянистого покрова. Лесная растительность в нижнем правом углу рис. 6б иная в сравнении с остальной частью терри-

тории. Из данных аэрофотосъемки (рис. 6в) можно заметить здесь наличие пожелтевших листовых пород, несмотря на отмеченное преобладание в этих выделах сосновых насаждений.

Данные, представленные на рис. 7, характеризуют еще одну часть территории исследуемого самолетного трека. Здесь р. Орша уже видна со щели гиперспектрометра (течет слева направо при отображении на рис. 7), а не только по данным аэрофотосъемки. На картах справа по течению реки по-прежнему преобладают сосняки, а слева видны дорожная сеть и древостой преимущественно листовых пород. В правом нижнем углу рис. 7 в р. Орша впадает р. Дубенка, образуя на противоположном берегу р. Орша плавни при наличии болот. По данным наземной лесотаксации, здесь находится выдел с преобладающей породой еловой растительности (большая часть еловых насаждений находится внутри наблюдаемого V-образного контура водной поверхности).

Можно отметить две характерные особенности территории между двумя излучинами реки на рис. 7в. Прилегающий к береговой прогалине лесной массив выглядит более темным на данном рисунке, чем остальной массив соснового леса. Здесь в большей степени, чем для остальной части рассматриваемой территории, можно различить вкрапления листовых пород (желтые оттенки на рис. 7в). Другая особенность — наличие заросшей вырубке вблизи основного изгиба реки (сразу слева от центра изображений рис. 7). Первый из упомянутых эффектов можно объяснить более сильным увлажнением сосновых и березовых насаждений (отображаются синим цветом на рис. 7б), что приводит к отличию этой части лесного массива относительно расположенной выше части лесного массива приблизительно того же породного состава (желто-зеленые оттенки). Упомянутая заросшая вырубка явно выделяется на данных рис. 7б сравнительной однородностью цветового отображения (светло-зеленые оттенки).

Как видно из данных рис. 6 и 7, чередование ярких и темных пикселей, заметно ухудшившее качество схем распознавания ранее, здесь практически отсутствует. Это обусловлено используемой расчетной схемой отнесения конкретного пикселя к классу “растительность” по критерию наличия выраженного перехода от полосы хлорофилла к основному максимуму регистрируемых спектров для этого класса. Критерий срабатывает для соседних пикселей, освещенных и затененных, так что указанного чередования пикселей не наблюдается. Принятая схема распознавания объектов по их гиперспектральным изображениям до некоторой степени является альтернативой общепринятой нормализации спектров (нормирование на интегральную яркость).

Любопытно, что объекты с грациями 21–22 практически отсутствуют на изображениях рис. 6б и 7б. Это связано с тем, что число спектров, отобранных в соответствии с данными таблицы для соответствующего класса (нижняя строка, 664 спектров, 10-й интервал разбиения гистограммы рис. 2), мало в сравнении с остальными грациями яркости. Число таких спектров сравнимо лишь с их числом для 4-го интервала разбиения (таблица). В итоге оказывается, что гистограмма рис. 2 в области основного максимума формируется за счет объектов, не относящихся к данным двум классам растительности.

В заключение отметим, что все разработанные алгоритмы в значительной степени являются вычислительно эффективными. Так, при использовании предложенной схемы распознавания обработка гиперкуба данных  $5875 \times 500 \times 156$  для описанного выше трека измерений занимает примерно 15 мин на компьютере с процессором 3.2 ГГц.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Показаны особенности разработанного алгоритма распознавания разных типов растительности по величине смещения спектров в зависимости от длины волны в области перехода от полосы хлорофилла к максимуму спектральной отражательной способности растительности. Основу предлагаемого подхода составляет анализ гистограммы яркости в спектральной области максимальной различимости разных классов наблюдаемых объектов. Для регистрируемых яркостей, характерных для максимума гистограммы, проведен отбор спектров по величине указанного смещения с коррекцией атмосферного влияния в коротковолновой области спектра. Приведенные примеры обработки гиперспектральных изображений для тестовой территории демонстрируют новые возможности распознавания объектов на основе создаваемой базы данных гиперспектрального аэрозондирования.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Егоров В.Д., Козодеров В.В.* Повышение эффективности расчетных программ оценки состояния почвенно-растительного покрова по данным многоспектрального и гиперспектрального аэрокосмического зондирования // Исслед. Земли из космоса. 2009. № 5. С. 11–21.
- Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Дмитриев Е.В., Егоров В.Д., Борзяк В.В.* Инновационная технология обработки многоспектральных космических изображений земной поверхности // Исслед. Земли из космоса. 2008. № 1. С. 56–72.
- Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Казанцев О.Ю., Бобылев В.И., Щербаков М.В., Борзяк В.В., Дмитриев Е.В., Егоров В.Д., Каменцев В.П., Беляков А.Ю., Логинов С.Б.* Обработка и интерпретация данных гиперспектральных аэрокосмических измерений для дистанцион-

ной диагностики природно-техногенных объектов // Исслед. Земли из космоса. 2009. № 2. С. 36–54.

*Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Косолапов В.С., Головкин В.А., Дмитриев Е.В.* Восстановление объема фитомассы и других параметров состояния почвенно-растительного покрова по результатам обработки многоспектральных спутниковых изображений // Исслед. Земли из космоса. 2007. № 1. С. 57–65.

*Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Райкунов Г.Г., Казанцев О.Ю., Белоцерковский А.В., Асташкин А.А., Бобылев В.И., Дмитриев Е.В., Каменцев В.П., Борзяк В.В., Щербаков М.В., Лесуновский А.А.* Аэрокосмическая гиперспектрометрия: летные испытания аппаратуры, про-

граммно-алгоритмическое обеспечение обработки данных // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 5. С. 59–68.

*Beaubien J., Cihlar J., Simard G., Latifovic R.* Land cover from multiple thematic mapper scenes using a new enhancement-classification methodology // J. Geophys. Res. 1999. V. 104. № D22. P. 27909–27920.

*Fuentes D.A., Gamon J.A., Qui H.-L., Sims D.A., Roberts D.A.* Mapping Canadian boreal forest vegetation using pigment and water absorption features derived from the AVIRIS sensor // J. Geophys. Res. 2001. V. 106. № D24. P. 33565–33577.

*Zarco-Tejada P.J., Miller J.R.* Land cover mapping at BOREAS using red edge spectral parameters from CASI imagery // J. Geophys. Res. 1999. V. 104. № D22. P. 27921–27933.

## **Vegetation Pattern Recognition Using Data of Hyperspectral Airborne Remote Sensing**

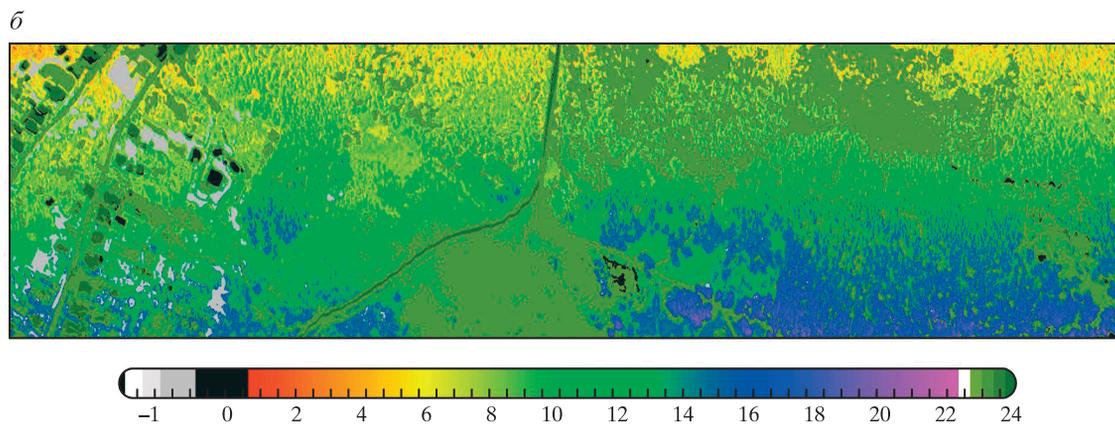
**V. V. Kozoderov<sup>1</sup>, V. D. Egorov<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>*M.V. Lomonosov Moscow State University*

<sup>2</sup>*Institute of Numerical Mathematics of the Russian Academy of Sciences, Moscow*

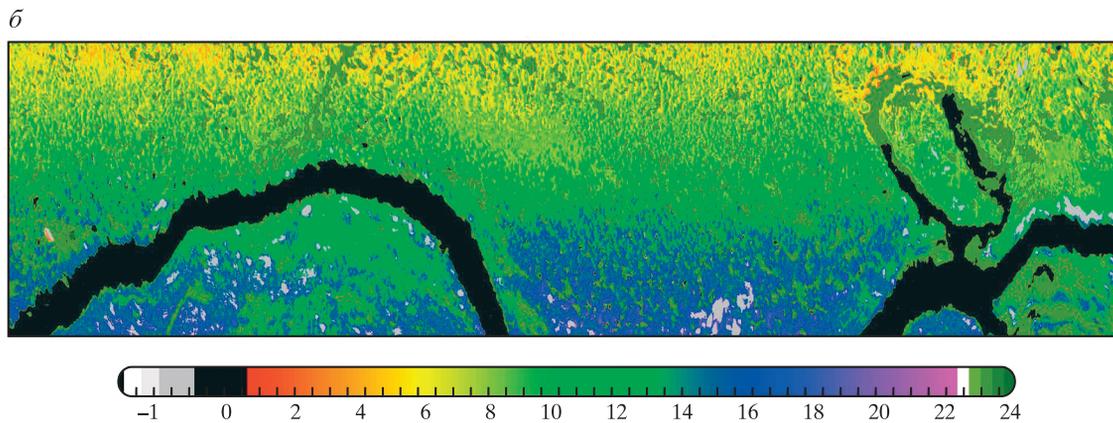
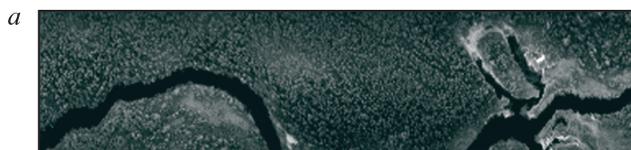
A combined approach in the pattern recognition of natural and anthropogenic objects using remote sensing hyperspectral data is proposed to use not only the minimal Euclidean distance criteria relative to spectra of some reference objects, but specific features as well of the wavelength shift in the transition region from the chlorophyll absorption band to the spectral reflectivity maximum that is characterized for vegetation. Data basis of the proposed pattern recognition method is build using the pixel-by-pixel radiance histograms for particular spectral channels. The histogram in the maximal separability wavelength of the object classes is divided on a certain number of intervals which are grouped by the related spectra according to the mentioned shift. New opportunities are revealed of various vegetation type recognition while applied data of airborne remote sensing with high spatial and spectral resolution based on the proposed computational procedures to select the relevant groups.

**Keywords:** hyperspectral imagery processing, pattern recognition, vegetation characteristic features



**Рис. 6.** *a* – Отображение первой части тестовой территории в виде гиперспектрального изображения в канале 143 (длина волны 798.1 нм); *б* – результаты распознавания изображения; *в* – аэрофотоснимок тестовой территории.





**Рис. 7.** *a* – Отображение второй части тестовой территории в виде гиперспектрального изображения в канале 143 (длина волны 798.1 нм); *б* – результаты распознавания изображения; *в* – аэрофотоснимок тестовой территории.

