

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОСМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ О ЗЕМЛЕ

КЛАССИФИКАЦИЯ ЛЕСНОГО ПОКРОВА ТВЕРСКОЙ ОБЛАСТИ НА ОСНОВЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ АЭРОИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2013 г. Е. В. Дмитриев

Институт вычислительной математики РАН, Москва

E-mail: yegor@inm.ras.ru; yegor@mail.ru

Поступила в редакцию 29.08.2012 г.

В течение последних лет проводятся исследования, направленные на создание системы гиперспектрального аэрозондирования лесной растительности на региональных масштабах. Для отработки элементов системы используются данные, получаемые в ходе измерительных кампаний для тестовых участков Тверского лесхоза. Для проведения гиперспектральной аэросъемки используется российский видеоспектрометр производства НПО “Лептон”. Применяемая методика распознавания наземных объектов основана на принципах байесовской классификации с учетом оптимизации признакового пространства. Выбор наиболее информативных спектральных каналов основывается на методе последовательного включения. Предлагается подход, позволяющий сделать выбор каналов более устойчивым. Приводятся результаты сравнения классификации древостоев на основе гиперспектральных изображений и наземной информации, показывающие состоятельность разрабатываемой системы.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения, распознавание образов, классификация растительного покрова, оптимизация спектральных каналов

DOI: 10.7868/S0205961413030019

ВВЕДЕНИЕ

Лесной покров является комплексной трехмерной структурой с большими вариациями породного состава, ориентации фитоэлементов, их вертикального распределения. На сегодняшний день активно развиваются эмпирические и физические приближения, используемые для оценки параметров, характеризующих элементы этой структуры, по данным дистанционного зондирования (ДЗ).

В эмпирических моделях производится поиск меры связи спектральной отражательной способности или вегетационных индексов с теми или иными переменными данной структуры на основе уравнений регрессии. Ограничения этого подхода связаны с соответствующими модельными представлениями, применимыми только для конкретных условий получения дорогостоящих наземных измерений параметров, характеризующих указанную структуру (Asner et al., 2003).

Физическое приближение описания взаимодействия излучения с параметрами растительного покрова способствует пониманию особенностей рассматриваемой проблемы, но требуется учет таких факторов, как затенения и анализ смеси спектральных образов разных компонентов этой структуры. Основное преимущество этого приближения перед эмпирическим приближением – в примени-

мости модельных описаний для разных объектов и выборочных условий (Jaquinta et al., 1997).

С начала 1970-х гг. ведется разработка различных моделей переноса излучения в растительном покрове (Goel, 1988; Roberts, 2001). Геометрические модели описывают растительный покров как мутную среду с геометрическими формами (конусы или цилиндры), которые отбрасывают тени на окружающие их фоны. Соответственно прозрачность крон представляется равной нулю. Эти модели чаще всего используются для разреженной растительности, когда основную роль играет затенение.

В аналитических моделях (Suits, 1972; Verhoef, 1984) растительный покров описывается как горизонтально однородный полубесконечный слой, в котором фитоэлементы рассматриваются как рассеивающие и поглощающие частицы при заданных геометрии и плотности. Соответствующие модели применимы для описания однородного, плотно покрытого листьями растительного покрова. При этом взаимное затенение фитоэлементов не принимается во внимание.

Рассматривают также гибридные модели мутной среды с соответствующими возмущениями за счет рассеивающих и поглощающих частиц. Одним из примеров служит модель взаимодействия света с лесной растительностью (Forest Light Interaction Model/FLIM) (Rosema et al., 1992). В работе (Atzberger, 2000) предлагается более сложная мо-

дель, допускающая обращение расчета отражательной способности лесной растительности (Invertible Forest Reflectance Model/INFORM). Компьютерная модель трассирования лучей падающего излучения (Gastellu-Etchegorry et al., 1996) рассчитывает пути отдельных фотонов в растительном покрове в лучевом приближении. Однако, как оказалось, данную модель достаточно сложно обратить.

При проведении тематической обработки данных ДЗ с целью классификации и восстановления характеристик лесного покрова часто возникает необходимость решения прямых и обратных задач переноса излучения в системе “растительный покров–атмосфера”. При решении прямых задач проводятся модельные расчеты спектральной отражательной способности фитоэлементов и растительного покрова в целом. Если указанные модельные параметры измеряются в полевых условиях, то это дает возможность проведения количественной валидации результатов модельных расчетов. Анализ численных решений прямых задач способствует также пониманию причин различия данных модельных расчетов и измерений. Открываются возможности изучения влияния растительности на ее спектральные сигнатуры, проявляющиеся в отражательной способности, с точки зрения влияния биохимической структуры растительности на поле излучения (Vasour et al., 2002; Rautiainen et al., 2004).

Традиционные процедуры обращения моделей переноса излучения в растительном покрове используют процедуры оптимизации для оценки параметров моделей при минимизации некоторой функции, характеризующей информационную меру связи сравниваемых данных. Основные трудности получения оптимальных оценок параметров в соответствующем итерационном процессе связаны с необходимостью достижения глобального минимума функционала ошибки, зависящего от многих переменных (Gong et al., 1999), с вычислительной неэффективностью используемых попиксельных процедур в региональных и глобальных исследованиях (Kimes et al., 2002). Соответствующим образом возрастает компьютерное время реализации вычислительных процедур обращения при большой размерности (спектральной и/или угловой) обрабатываемых данных. Альтернативой этим численным методам оптимизации расчетов служат так называемые “таблицы быстрого просмотра” (lookup-tables/LUT) результатов модельных расчетов (Combal et al., 2002; Weiss et al., 2000). Для оценки характеристик растительного покрова с помощью этих таблиц каждый измеренный спектр отражательной способности сравнивается со всеми спектрами, сохраненных в базе данных LUT. Окончательное решение принимается в виде комбинации наилучшего соответствия между измеренными и расчетными данными по спектральной отражательной способности растительности, т.е. соответствует наименьшему значению выбранной ин-

формационной меры близости. Преимущества такого подхода – в нахождении наиболее вероятных решений с использованием выбранной меры. Недостаток – в довольно большом пространстве параметров используемых выборок, что приводит к необходимости поиска решений для отдельных элементов разрешения при существенных затратах компьютерного времени.

При обращении модели спектральной отражательной способности применяются эффективные подходы, использующие аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) (Gong et al., 1999; Kimes et al., 2002; Udelhoven et al., 2000). В этом случае модельные спектры отражения растительного покрова и соответствующие параметры его состояния используются для обучения с точки зрения нахождения нелинейной связи между измерительными данными (входные данные) и биофизическими переменными покрова, которые восстанавливаются по данным модельных расчетов (выходные данные). Преимущества указанных подходов – в вычислительной эффективности процедур нахождения связей между входными и выходными переменными (Demuth, Beale, 2003). Основные недостатки связаны с трудно предсказуемым поведением ИНС, если реальные спектральные характеристики исследуемых объектов не являются репрезентативными для модельных спектров.

По мере развития современных технологий восстановления количественных параметров состояния объектов аэрокосмического мониторинга на основе методов вычислительной математики стала очевидной необходимость создания подхода промежуточной степени сложности, который, с одной стороны, обладал бы значительными возможностями по сравнению с крайне упрощенными подходами, основанными на вегетационных индексах, а с другой, был бы реально реализуем на практике, в отличие от подходов, основанных на полных моделях радиационного режима лесной растительности. За последние годы был предложен новый подход к решению задачи восстановления биологических и продукционных характеристик на основе многоспектральных и гиперспектральных аэрокосмических изображений. Подход основан на решении прямых и обратных задач переноса излучения в системе “растительный покров–атмосфера” и полностью удовлетворяет изложенным выше требованиям. Результаты исследований с использованием данных методов опубликованы в работах (Kozoderov, Dmitriev, 2008, 2011; Козодеров и др., 2007–2010). В настоящей статье обсуждаются результаты работы по усовершенствованию подходов, применяемых для классификации лесной растительности на основе изображений с высоким пространственным и спектральным разрешением. Рассматривается проблема выбора оптимального набора спектральных каналов с целью повышения вычислительной эффективности

обработки данных ДЗ и обеспечения устойчивости решения задачи распознавания.

ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫЕ ДАННЫЕ И ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ АППАРАТУРА

Для получения детальных региональных изображений поверхности Земли применяют мультиспектральные (до 10 каналов) и гиперспектральные (сотни каналов) видеокамеры, установленные на воздушные летательные аппараты. Относительно низкая высота полета обеспечивает возможность совмещения высокого пространственного и спектрального разрешения и позволяет существенно уменьшить искажающее влияние атмосферы. В качестве примера наиболее известных зарубежных гиперспектральных камер (ГСК) можно привести AisaEAGLET (Spectral Imaging Ltd, Финляндия) и CASI-1500, (ITRES Research Ltd, Канада), которые имеют соответственно 150 и 210 каналов в видимом- и ближнем ИК-диапазонах (ВБИК), при пространственном разрешении примерно 0.4 м при вировании в надира с 1 км.

Развитие отечественных систем аэрокосмического мониторинга является одной из стратегических задач Российской Федерации. На сегодняшний день этот процесс идет с некоторым отставанием. Один из лучших образцов действующих отечественных сканеров, установленный на спутнике “Ресурс-ДК1”, имеет пространственное разрешение от 2 до 3 м (эллиптическая орбита) и имеет лишь два канала в видимом и один в ближнем ИК-диапазоне.

Конкуренция с западными разработчиками в нынешних условиях сложна, но все же принципиально возможна. Гиперспектрометры разработки НПО “Лептон” (г. Зеленоград, г. Москва), данные которых рассматриваются в настоящей работе, не уступают по основным параметрам ведущим западным образцам (CASI-1500) и превосходят аналогичные известные отечественные приборы, такие как “Фрегат” (НИУ ИТМО, г. Санкт-Петербург), имеющий 70 каналов при пространственном разрешении 1 м с высоты 1 км, “Реагент” (ЗАО “Реагент”, г. Москва) – 106 каналов при пространственном разрешении 1.4 м с высоты 1 км и “Сокол-ГЦП” (ФНПЦ ОАО Красногорский завод им. С.А. Зверева, г. Красногорск, Московской обл.) – 105 каналов при пространственном разрешении 0.75 м с высоты 1 км.

В последние годы нами используется призматическая авиационная ГСК высокого разрешения РНКП.64.00.00.00, разработанная и откалиброванная в НПО “Лептон” (Козодеров и др., 2012). Диспергирующим элементом является сложная призма (призма прямого зрения, Амичи), состоящая из семи оптически склеенных простых призм

(производится в НПО “Лептон”). Данную призму отличают повышенная линейность дисперсионной кривой и значительное приближение направления распространения светового пучка со средней длиной волны к оси прибора. Выполнение последнего условия исключительно актуально. Именно оно позволяет при диапазоне угловой дисперсии 2°–3° (диапазон углового разложения спектральных компонент входного светового потока) сформировать на фотоприемнике прямые изображения спектральных щелей на всех длинах волн спектральной полосы. За счет этого растр синтезированных моноспектральных изображений становится прямоугольным.

В качестве фотоприемника применяется ПЗС-матрица SONY ICX255AL, 1/3", имеющая 500 × 582 (291) активных элементов, размером 9.8 × 6.3 (12.6) мкм. Полученный спектр может отличаться от исходного спектра вследствие конечной ширины спектральной щели, абберационных и дифракционных искажений, вносимых входной, выходной и коллимационной оптическими системами, элементами фотоприемника.

Летом 2011 г. была проведена измерительная кампания, в ходе которой выполнялась авиационная съемка тестовых территорий Тверского лесхоза. При разработке полетного задания были выбраны участки с различным типом рельефа, водных объектов, растительных ассоциаций и антропогенных зон. Основным тестовым участком Тверского полигона по растительным ассоциациям был выбран район нового карьера около г. Тверь (рис. 1а на цветн. вклейках). Размер участка составил примерно 4 × 3 км (12 км²).

Такой выбор обусловлен, с одной стороны широким разнообразием ассоциаций, с другой – доступностью данного участка для наземных обследований. На этом же участке расположены водные объекты (рис. 1б – там же): 1 – искусственный песчаный карьер; 2 – участок р. Волга (до Ивановского водохранилища); 3 – противопожарный водоем; 4 – участок болота. Антропогенные зоны представлены городской ТЭЦ-3 и свалкой.

Съемки производились с борта самолета АН-2 Тверского областного авиационно-спортивного клуба РОСТО-ДОСААФ. Кроме ГСК в состав оборудования входят: блок питания; ноутбук с необходимым программным обеспечением; гиросtabilизированная платформа и прочие элементы подвески; фотокамера для получения цифровых снимков территории съемки. Техническое оборудование проходит обязательную проверку перед полетом и регламентные работы между полетами (зарядка аккумуляторов, юстировка ГСК на подвеске, проверка затяжки креплений, выставление уровня, пробная съемка перед вылетом и т.п.).

Перед полетом ГСК проходит серию специальных тестов, заключающихся в определении

интервала линейности текущей калибровки и зависимости уровня шума от уровня сигнала. Первый тест позволяет установить оптимальное для текущих условий время накопления, обеспечивающее наилучшую точность измерения спектральной плотности энергетической яркости (СПЭЯ). При слишком малом времени накопления измеряемые СПЭЯ существенно возмущаются собственным шумом ПЗС-матрицы, а при слишком большом, данные калибровки ГСК становятся недействительными из-за нелинейных эффектов. Второй тест позволяет определить эффективное радиометрическое и радиационное разрешение ГСК. Так для описанной выше кампании измерений было установлено, что спектральное разрешение должно быть редуцировано к значению из диапазона от 5 до 30 нм посредством объединения каналов.

Подготовка оператора воздушных съемок проводилась разработчиками ГСК и программного обеспечения (НПО "Лептон"). При возникновении проблем во время съемки и первоначальной обработки спектров проводились консультации с разработчиками и устранение проблем (как в г. Зеленограде, так и с выездом разработчиков в г. Тверь).

Маршрут каждого полета указывался в полетном задании. Определялись координаты начала и конца каждого трека (участка съемки), которые корректировались в зависимости от погоды (облачности, ветра), разрешения на полеты над определенными участками в день полетов, результатов предыдущих съемок (неудачные съемки отдельных треков). Разработанный маршрут заносился штурманом самолета в навигатор АН-2 и совместно с пилотом устанавливалась очередность прохода треков и необходимое расстояние до точки начала трека (чтобы обеспечить точность прохождения трека). Для каждого полета предусматривались запасные варианты на случай изменения ситуации в полете.

МЕТОДИКА КЛАССИФИКАЦИИ НАЗЕМНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ АЭРОИЗОБРАЖЕНИЙ

При решении задачи классификации наземных объектов на основе гиперспектральных данных, классифицируемыми объектами являются пиксели изображения. Множество классов содержит названия распознаваемых объектов (например, растительность, почва, водная поверхность, асфальт, бетон и т.п.). На практике вместо непосредственно классифицируемых объектов рассматривают их характеристики (признаки), при этом соответствующее множество называют признаковым пространством.

В рассматриваемом случае в качестве признаков будем рассматривать значения СПЭЯ отраженного излучения видимого и ближнего ИК-диапазонов, измеряемые с помощью ГСК. По данным измерений, для каждого пиксела изображения можно построить соответствующий спектр. Один из способов формирования признакового пространства заключается в том, что каждый спектральный канал рассматривается в качестве отдельного измерения пространства признаков. Таким образом, каждый спектр пиксела гиперспектрального изображения представляется точкой в N -мерном пространстве, где N – число спектральных каналов.

Следует отметить, что при решении данной задачи не всегда возможно использовать непосредственно яркости отраженного излучения. Часто становится необходимым осуществить переход в подпространство, элементы которого получены из исходного пространства с помощью некоторого заданного нетривиального и ненулевого преобразования: отбор наиболее информативных спектральных каналов, переход в пространство спектральных плотностей яркости нормированных на интегральную яркость, проецирование в пространство коэффициентов разложения по эмпирическим ортогональным функциям и т.д.

Формирование спектров излучения отраженно-го от распознаваемых объектов определяется множеством факторов – оптическими свойствами элементарных однородных компонент объектов. Так, например, если элементу разрешения гиперспектрального прибора соответствует участок лесного полога, то даже при однородном породном и возрастном составе, измеряемый спектр будет зависеть от объемного распределения листвы и ветвей, вариаций отражающей способности листвы, ветвей и подстилающей поверхности, и соотношения указанных элементов. Поскольку на практике нет точной информации о процентном соотношении элементарных компонент и их взаимном пространственном расположении, то можно считать, что формирование спектра пиксела ГСК имеет случайный характер. Таким образом, для построения алгоритмов классификации вполне естественно использовать вероятностный подход.

Общая постановка задачи в этом случае может быть сделана следующим образом. В качестве вероятностного пространства рассматривается множество $X \times Y$, которое содержит все возможные пары элементов множеств X (признаки) и Y (классы). Включение в вероятностное пространство всех возможных пар классов и признаков обосновано тем, что при определенных условиях, касающихся распределения элементарных компонент распознаваемых объектов, спектры различных классов могут совпадать. Учитывая конечность множества Y , совместную плотность распределения можно представить в виде $p(x, y) = P(y)p(x|y)$, где

$P(y) \equiv P_y$ – вероятность класса y на рассматриваемой сцене (априорная вероятность класса), $p(x|y) \equiv p_{y,x}$ – плотность вероятности распределения признаков внутри класса y (функция правдоподобия класса). В рамках вероятностного подхода, требуется построить алгоритм, который приводит к минимальной вероятности ошибки классификации.

Если известны точные P_y и $p_{y,x}$, то оптимальный, в вероятностном смысле (байесовский), алгоритм строится на основе принципа наибольшего правдоподобия

$$s = a(x) = \arg \max_{y \in Y} P(y)p(x|y).$$

В графической интерпретации построение алгоритма четкой классификации сводится к разбиению признакового пространства на непересекающиеся области, каждая из которых ставится в соответствие одному из ответов. Разбиение производится с помощью некоторых поверхностей, называемых дискриминантными. В случае непрерывного распределения признаков, попадание точно на дискриминантную поверхность является событием с нулевой вероятностью. На практике, ввиду наличия некоторой фиксированной точности измерений, вероятность попадания на дискриминантную поверхность отличается от нуля. В этом случае классификация производится случайным образом между классами, для которых данный участок дискриминантной поверхности является граничным.

Для практического построения алгоритма классификации нам необходимо получить оценки априорных вероятностей классов и распределений признаков внутри классов. Задание априорных вероятностей является своеобразным процессом настройки “жесткости” отбора признаков, производимой классификатором для того или иного класса. Для ограниченных дискриминантных поверхностей происходит преобразование с сохранением формы – гомотетия. Так, например, если некоторый класс дискриминируется эллиптической поверхностью, то увеличение априорной вероятности данного класса эквивалентно приводит к пропорциональному увеличению всех его осей.

Априорные вероятности могут быть заданы на основе предположений, например, объект “песчаная почва” появляется на данной сцене с вероятностью в 3 раза больше, чем объект “торфяная почва”, либо вычислены на основе априорной информации, например, по частотам вхождения классов в обучающую выборку. Последнее в нашем случае неприменимо, поскольку обучающие спектры получаются на основе оконтуривания соответствующих объектов, что является независи-

мой выборкой лишь относительно данного класса, но никак не относительно всей сцены.

Оценивание плотностей вероятностей распределения признаков внутри классов производится с помощью двух принципиально различных подходов. В случае если нет никакой информации о форме совместного распределения (семейство распределений не определено), то в качестве оценки используется нормализованная гистограмма или оценка Парзена–Розенблатта (непараметрический подход). В случае применения данного метода к обработке гиперспектральных изображений практически неизбежно возникает проблема, известная как “проклятие размерности”. Проблема возникает в связи с тем, что для гистограммной аппроксимации многомерной функции плотности совместного распределения требуется большое количество независимых реализаций признаков для каждого рассматриваемого класса, получить которое в нашем случае не представляется возможным. При этом редукция размерности признакового пространства должна быть настолько существенной, что теряется смысл привлечения гиперспектральных данных. Таким образом, непараметрический подход в нашем случае не оправдан.

Параметрический подход предполагает, что функция плотности вероятности известна с точностью до параметров – $p(x) = \varphi(x, \theta)$, т.е. задано параметрическое семейство распределений Φ^θ . Если $p(x) \in N(\mu, \Sigma)$, т.е. принадлежит семейству нормальных распределений, то совокупность получаемых алгоритмов составляет нормальный дискриминантный анализ. Известно, что плотность многомерного нормального распределения определяется выражением

$$p_{N(\mu, \Sigma)}(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \det(\Sigma)}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)}{2}\right),$$

где $\mu = [Ex^1, Ex^2, \dots, Ex^n]^T$ – вектор математических ожиданий; $\Sigma = E(x - \mu)(x - \mu)^T$ – ковариационная матрица.

Если имеется m выборочных реализаций случайного вектора $x \sim N(\mu, \sigma)$ размерности n , то несмещенные оценки неизвестных статистических моментов имеют вид

$$\hat{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \quad \hat{\Sigma} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \hat{\mu})(x_i - \hat{\mu})^T.$$

Получение оценок статистических моментов собственным и есть процесс обучения.

При поиске максимума апостериорной вероятности можно использовать монотонные преобразования. В рассматриваемом случае удобно использовать логарифмирование. Таким образом, об-

ший байесовский алгоритм преобразуется к виду $a(x) = \arg \max_{y \in Y} (\ln P_y + \ln p_y(x))$. Подставляя функцию плотности многомерного нормального распределения, имеем алгоритм классификации

$$a(x) = \arg \max_{y \in Y} \left(\ln(P_y) - \frac{1}{2}(x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1}(x - \hat{\mu}_y) - \frac{1}{2} \ln(\det(\hat{\Sigma}_y)) \right),$$

известный как квадратичный дискриминантный анализ или квадратичный дискриминант (Местецкий, 2002). Название связано с тем, что дискриминантные поверхности, разделяющие каждую пару классов, задаются полиномами второй степени

$$F = x^T Qx + Lx + K,$$

$$\text{где } Q = \hat{\Sigma}_2^{-1} - \hat{\Sigma}_1^{-1}, \quad L = 2(\hat{\mu}_1^T \hat{\Sigma}_1^{-1} - \hat{\mu}_2^T \hat{\Sigma}_2^{-1}) \quad \text{и} \quad K = 2 \ln \left(\frac{P_1}{P_2} \right) + \ln \left(\frac{\det \hat{\Sigma}_2}{\det \hat{\Sigma}_1} \right) + \hat{\mu}_2^T \hat{\Sigma}_2^{-1} \hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1^T \hat{\Sigma}_1^{-1} \hat{\mu}_1.$$

Если ковариационные матрицы классов равны ($\Sigma_y = \Sigma, \forall y \in Y$), то $Q = 0$ и квадратичные дискриминантные гиперповерхности становятся гиперплоскостями. В этом случае говорят о линейном дискриминанте. Если предположить, что ковариационные матрицы Σ_y имеют диагональный вид, то говорят о квадратичном или линейном наивном байесовском классификаторе.

Из всех рассмотренных вариаций нормального дискриминантного анализа наиболее пригодным методом для обработки гиперспектральных данных является квадратичный дискриминант. С одной стороны, данный метод наиболее подвержен проблеме переобучения и обладает наиболее низкой устойчивостью. Однако ранее проведенные тесты показывают, что точность линейного дискриминанта и наивного байесовского классификатора в нашем случае часто является неприемлемо низкой. Линейное приближение является достаточно грубым для разделения сложных подклассов лесной растительности. Применение наивного метода оправдано, когда можно заранее обосновать независимость используемых признаков. Для нашей задачи этого, очевидно, сделать нельзя.

Проблема “проклятия размерности” имеет место и для нормального байесовского классификатора. При наличии высокой коррелированности спектральных каналов ковариационная матрица $\hat{\Sigma}_y$ становится плохо обусловленной, и возникают трудности при ее обращении. Одним из способов решения данной проблемы является эффективное сокращение размерности признакового пространства на основе отбора наиболее информативных признаков. Для этого можно использовать пошаговый метод “последовательного включения”.

Суть метода заключается в следующем. Выбираются метод распознавания и априорная вероятность для распознаваемых классов. На каждом шаге пространство всех признаков делится на две группы – уже включенных в алгоритм распознавания и остальных, для которых производится оценка возможности включения в алгоритм. Для каждого признака из множества “остальных признаков” делается оценка ошибки распознавания при условии его добавления в алгоритм. Из полученного набора ошибок выбирается минимальная, и производится ее сравнение с ошибкой алгоритма на предыдущем шаге. Если произошло значимое уменьшение ошибки, то соответствующий признак принимается в алгоритм, если нет, то процесс останавливается.

Отметим, что общим недостатком метода последовательного включения является то, что при малом изменении обучающей выборки найденная оптимальная последовательность может достаточно сильно меняться. В связи с этим ниже в части результатов тематической обработки будет описан подход, позволяющий существенным образом решить проблему устойчивости.

СОЗДАНИЕ АНСАМБЛЯ ОБУЧАЮЩИХ ВЫБОРОК

Измерительная кампания 2011 г. позволила получить гиперспектральные данные по достаточно большой связанной области (рис. 1) на территории Савватьевского лесничества (Тверской лесхоз). Выделы на тестовой территории состоят в основном из сосны и березы. Также присутствуют осинники и ельники. Площади, покрытые вязовыми древостоями, не относятся к лесному фонду и данных лесотаксации по ним нет.

Для составления базы данных обучающих спектров нас интересовали только выделы с однородным породным составом. Таким образом, были получены достаточно большие выборки для сосны, березы, осины и вяза. Результаты представлены в табл. 1. Полученные данные позволили рассмотреть одно из наиболее интересных приложений гиперспектрального аэрозондирования – возможность классификации возраста древостоев единого породного состава. Наибольшее разрешение по возрасту получилось для сосновых древостоев (14 возрастных градаций). В данном случае можно полноценно определить зависимость СПЭЯ от возраста. Для березы это также можно сделать, но скорее на качественном уровне.

Изображения лесного полога имеют характерную текстуру, которую составляют перемежающиеся освещенные и затененные участки крон, а также межкрупные просветы. СПЭЯ отраженного излучения освещенных участков определя-

Таблица 1. Параметры ансамблей СПЭЯ однородных древостоев

Порода	Возраст, лет	Количество спектров	Наименование трекаисточника
Сосна	13	1046	2011-08-12=11-10-57
	16	2428	2011-08-12=11-31-32
	26	2061	2011-08-12=12-05-23
	36	447	2011-08-12=11-10-57
	47	5025	2011-08-12=11-17-58
	56	1807	2011-08-12=11-46-25
	66	7551	2011-08-12=11-52-48
	76	1557	2011-08-12=11-52-48
	76	4019	2011-08-12=11-59-25
	86	2055	2011-08-12=11-46-25
	96	3156	2011-08-12=11-38-02
	106	2191	2011-08-12=11-59-25
	116	644	2011-08-12=11-24-25
	126	1932	2011-08-12=11-04-17
136	695	2011-08-12=11-46-25	
Береза	16	1729	2011-08-12=11-31-32
	51	1634	2011-08-12=11-38-02
	71	5656	2011-08-12=11-46-25
Осина	11	2545	2011-08-12=11-38-02
Вяз	—	534	2011-08-12=10-47-53

ется в основном оптическими свойствами кроны, текущими атмосферными условиями и высотой солнца. При этом ГСК обеспечивает достаточно хорошее соотношение сигнал/шум.

Отражение затененными участками кроны происходит гораздо более сложным образом. Здесь начинает играть роль многократное рассеяние света внутри кроны и спектральные свойства подстилающей поверхности. Кроме того, уровень сигнала ГСК значительно ниже и влияние собственной шумовой составляющей на формирование СПЭЯ отраженного излучения гораздо более существенно, чем для освещенной части кроны.

Освещенные и затененные участки кроны могут быть разделены на основе значений интегральной яркости (СПЭЯ интегрируется методом трапеций по всем центральным длинам волн измерительных каналов ГСК). Для полученных обучающих выборок были рассчитаны интегральные яркости и разделены на семь градаций с помощью процентных интервалов. Указанный метод работает следующим образом. Отрезок от 0 до 1 делится на заданное число равных частей. Затем рассчитывается эмпирическая функция распределения вероятностей и реализация, попавшая в один из интервалов, относится к соответствующей градации.

На рис. 2а (на цветн. вклейках) представлены СПЭЯ молодого (13 лет) соснового древостоя с однородным породным составом. Наиболее темная градация выделена красным цветом. При увеличении яркости цвета переходят к фиолетовому и завершаются черным цветом. Можно видеть, что наибольшее различие между СПЭЯ освещенных и затененных участков происходит в ближнем ИК-диапазоне. В видимой части спектра они практически сливаются.

При решении задачи распознавания породного состава лесных выделов кажется затруднительным опираться непосредственно на значения соответствующих СПЭЯ, поскольку различие между спектрами отражения различных пород (а тем более возрастов) может быть гораздо более выраженным, чем различие между затененными и освещенными участками. Кроме того, значения СПЭЯ существенным образом зависят от высоты Солнца и текущих атмосферных условий. Для того чтобы сделать алгоритм распознавания более универсальным, необходимо в качестве признаков использовать СПЭЯ, нормализованные на интегральную яркость (рис. 2б).

Нормализованные спектры, соответствующие различным градациям интегральной яркости, практически сливаются. Это обусловлено тем, что для молодых древостоев характерна незначительная изрезанность верхней границы полога. Кроме того, сами размеры кроны таковы, что не разрешаются ГСК, — характерный размер пиксела порядка 1 м. Таким образом, практически каждый пиксел содержит и освещенные и затененные участки. Текстура молодняков, как правило, выглядит значительно более однородной, чем текстура припевающих и средневозрастных древостоев.

Последнее утверждение становится очевидным, если обратиться к рис. 2в, на котором изображены градации СПЭЯ припевающего соснового древостоя. В возрасте 66 лет крона и соответствующее межкрупное пространство разрешается несколькими пикселями ГСК. Градации на рис. 2в ярко выражены как в ИК-, так и в видимой части спектра. Градации освещенной части кроны имеют существенные вариации.

При переходе к нормализованным СПЭЯ (рис. 2г) разброс резко уменьшается, однако для припевающего древостоя можно видеть, что форма спектров освещенных и затененных участков существенным образом различна — затененные участки кроны имеют в видимом диапазоне смещение цвета в синюю область. Также следует отметить, что при построении алгоритма классификации можно сократить число используемых градаций до трех, поскольку различие между градациями, обозначаемыми фиолетовым и синим цветами, а также красным и желтым не столь очевидно.

РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕМАТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Для решения задачи распознавания проведено редуцирование полученных данных аэрозондирования к спектральному разрешению не лучше 5 нм (получено 87 каналов) и построено подмножество наиболее информативных объединенных каналов. Прежде чем рассматривать различимости объектов на той или иной длине волны, необходимо определить и исключить из рассмотрения каналы со значимыми радиометрическими помехами, влияние которых на результат распознавания может оказаться крайне негативным. Так, например, добавление в пространство признаков всего лишь одного дополнительного канала, в котором имеется значимый эффект виньетирования, может привести к тому, что по краям или в центре изображения возникнут полосы, в которых интересующий нас объект будет ошибочно классифицирован. Использование таких каналов может существенно испортить результат даже при распознавании хорошо различаемых объектов. В связи с этим была проведена работа по выявлению каналов со значимыми радиометрическими помехами для дальнейшего их исключения из рассмотрения. Результаты представлены в табл. 2.

Если в алгоритме последовательного включения ориентироваться исключительно на полную вероятность ошибки, то результат оптимизации каналов будет неустойчивым. В частности, очевидно, что если в обучающей выборке присутствует большое число хорошо разделяемых объектов и малое число плохо разделяемых, то последние будут вносить относительно небольшой вклад и не дадут значимого отклика в методе последовательного дополнения. Чтобы избежать этой проблемы, необходимо проводить оптимизацию каналов поэтапно.

На первом этапе необходимо рассмотреть хорошо распознаваемые классы наземных объектов. Для таких объектов характерно наличие одного или нескольких каналов, на основе кросс-валидации которых можно заключить, что объекты различаются с точностью 100%. В нашем случае применялся метод кросс-валидации на отложенных данных (holdout) с параметром 0.5, который заключается в случайном разбиении исходного ансамбля на обучающий и тестовый, имеющие одинаковый объем. Разбиение производится таким образом, чтобы каждый ансамбль содержал примерно равное количество элементов от каждой из групп. После независимого расчета полной вероятности ошибки классификации процесс повторяется заданное число раз. В нашем случае было задано 30 повторений.

Наиболее сильно отличаются спектры открытой водной поверхности и растительного покро-

ва. Для этих объектов была построена гистограмма частот появления каналов разделяемости 100%. В соответствии с заданным числом повторений, максимально возможная частота равна 30. В результате было сделано заключение, что практически каждый канал, за исключением 51, 52, 81, 85, 86, 87, гарантирует абсолютно точное разделение данных объектов в пространстве спектров, нормализованных на соответствующее интегральное значение.

Далее рассмотрим группу объектов, хорошо различаемую даже по мультиспектральным данным, – водная поверхность, почва, растительность, облачность. В этом случае число каналов стопроцентной точности значительно уменьшилось, и гарантированное разделение мы можем иметь лишь в каналах 15, 16 и 55. Любой из данных каналов может быть использован в качестве начального при реализации алгоритма последовательного дополнения к группам классов, однако нами был выбран канал 55 (736.58 нм), поскольку он наименее подвержен атмосферным искажениям. Выбранный канал будет использован в качестве стартового в алгоритме последовательного дополнения, поскольку алгоритм распознавания должен как минимум обеспечить отличное разделение основных классов: вода, растительность, почва.

Следующим этапом является определение оптимальных последовательностей спектральных каналов для проведения более тонкой классификации. Для этого использовался следующий алгоритм. Устанавливается характерное число реализаций в обучающем множестве для выбранного класса и на этой основе производится оценка порогового значения полной вероятности ошибки при равномерном распределении априорных вероятностей и отсутствии класса “прочие объекты”. В нашем случае было выбрано пороговое значение 0.001. Алгоритм последовательного включения останавливается, когда при очередном увеличении числа каналов на один, полная вероятность ошибки изменяется на величину, не превышающую указанного порогового значения.

Для определения полной вероятности ошибки также используется метод кросс-валидации с параметром 0.5. Поскольку выделяемая таким образом последовательность каналов будет изменяться при каждом очередном запуске кросс-валидации, необходимо попытаться как-то регуляризовать этот процесс. Для этого производится 30 случайных экспериментов, в которых получается 30 отличающихся случайных последовательностей. Из них выбирается наиболее вероятная.

Алгоритм поиска наиболее вероятной последовательности спектральных каналов состоит в следующем. Сначала рассматривается множество каналов с максимальной информативностью. Для этого множества рассчитывается мода, и из исход-

Таблица 2. Объединенные каналы с выраженными радиометрическими искажениями

Номер канала	54	58	59	60	67	76	77	80	82	83	84
Центр. длина волны, нм	728.9	753.0	758.8	764.8	811.7	888.3	898.3	930	952.9	964.9	977.3

Таблица 3. Оптимальные наборы каналов для тонкой классификации различных типов объектов

Вода	55	42	10	32	6	50	34	48	39	61							
Почва	55	4	53	1	23	5	32	42	81	33	3	52	11	8	34	24	44
Асфальт	55	22	3	52	51	75	20	81	24	7	1	74	25				
Трава	55	36	15	20	81												
Породный состав, град. 3	55	7	36	52	51	38	81	47	41	53	86	37					
Породный состав, град. 2	55	2	36	3	53	29	28	35									
Породный состав, град. 1	55	66	37	53	52	57	31	79	29	21							
По возрасту, сосна, град. 3	55	51	81	17	44	27	53	52	57	68	46	18	79	1	74	24	2
По возрасту, береза, град. 3	55	27	18	46	52	49	33	6	69	68	35	66	44				

ного множества последовательностей выбираются только те, которые соответствуют наиболее вероятному каналу. Далее процесс повторяется, но уже на новом множестве меньшей размерности. Повторения происходят до тех пор, пока не останется только одна последовательность каналов, которая и будет считаться оптимальной для данной группы классов.

К группам объектов тонкой классификации были отнесены различные типы водной поверхности, почв, асфальто-бетонного покрытия, луговой растительности, породный состав древостоев по трем градациям яркости лесного полога (1 – полностью затененная часть крон и межкрупное пространство, 3 – полностью освещенная часть крон), возрастные классы выделов однородного породного состава. Для каждой такой группы был применен описанный выше алгоритм поиска наиболее вероятной последовательности спектральных каналов. Результаты представлены в табл. 3.

Если при обработке сцены мы имеем необходимость сосредоточиться на распознавании различных типов воды или почвы, можно использовать соответствующую оптимальную последовательность из табл. 3. Для получения более универсального набора каналов были объединены первые три столбца табл. 3 для всех объектов. Далее из полученного множества были выделены уникальные номера каналов и представлены в виде табл. 4.

На основе полученных данных были произведены тестовые эксперименты по воспроизведению породного состава древостоев Савватьевского лесничества. Для указанной территории имеются лесотаксационные карты и описания. На рис. 3 (на цветн. вклейках) представлена часть трека 2011-08-12=11-38-02. Сцена содержит смешанные леса с преобладанием сосны, березы или

осина, дорожную сеть и территорию садового товарищества. Результаты распознавания породного состава по спектральному признаку на основе нормального байесовского классификатора представлены на рис. 3в–3г.

В целом видно, что результаты распознавания соответствуют карте лесотаксации (рис. 3б). Выделенный участок содержит фрагменты трех кварталов: 66 (выделы 12, 13 14); 67 (выделы 8, 9, 10, 11); 68 (выделы 11, 12, 13). Выделы 12 и 13 квартала 66 содержат 70% березы, 20% сосны и 10% осины, а выдел 14 – 90% березы и 10% сосны. По данным рис. 3в, процент вхождения сосны для квартала 66 несколько превышает значение данных лесотаксации. Объяснение этих расхождений дается на рис. 3г, где отображены также градации освещенности лесного полога. Видно, что если рассматривать освещенные и полусвещенные части крон, то соответствие с лесотаксационными данными становится гораздо большим. Также для квартала 66 можно видеть четкую полосу сосновых насаждений, которая не обозначена на лесотаксационной карте и не может быть распознана глазом на основе RGB-изображения.

Выделы 9 квартала 67 и 12 квартала 68 являются сосновыми на 100%, однако результаты распознавания показывают небольшие вкрапления березы (менее 10%), в том числе и участки освещенной части крон. Осинный выдел 11 (квартал 67) также классифицировался достаточно точно. Можно видеть небольшие вкрапления березы и сосны (видимо молодняка, судя по характеру крон), которые отсутствуют в лесотаксационных данных.

Для квартала 68 в целом имеем хорошее соответствие данным лесотаксации. Выдел 13 состоит в равной пропорции из березы и сосны (хотя на карте обозначен как сосновый). Выдел 11 на 80% березовый и на 20% сосновый. По результатам распознавания можно видеть, что смешанный

Таблица 4. Универсальный оптимальный набор спектральных каналов

№ канала	2	3	4	7	10	15	18	22	27	36	37	42	55	66	81
Длина волны, нм	409.45	414.73	420.01	436.09	451.81	478.95	495.93	518.35	547.41	602.89	609.12	636.71	736.58	804.37	941.27

породный состав выдела 13 распределен не равномерно. В южной части, очевидно, преобладают березы. Таким образом, если полученные данные подтвердятся, лесничеству можно было бы рекомендовать произвести его разбиение как минимум на две части.

Породный состав на территории садового товарищества, скорее всего, ошибочен, поскольку в обучающей базе данных отсутствовала соответствующая информация о СПЭЯ плодовых деревьев и кустарников. Здания выделяются классификатором как нераспознанные объекты. Заметим, что таким же образом садовые деревья выделить нельзя, поскольку спектральные отличия от других пород деревьев достаточно тонкие.

Другой пример классификации породного состава приведен на рис. 4 (на цветн. вклейках). Сцена содержит смешанные березовые и сосновые древостои, произрастающие вокруг песчаного карьера. Некоторая часть водной поверхности карьера была отнесена к нераспознанным объектам. Это, скорее всего, связано либо с просвечивающим песчаным дном, либо с наличием загрязнений на поверхности.

В этом случае мы также можем наблюдать хорошее соответствие между результатами распознавания и лесотаксационными данными. Хорошо заметны выделы с преобладанием березы: выдел 18 квартала 52 и выдел 3 квартала 65 содержат 80% березы, выделы 1 и 3 квартала 66 содержат соответственно 80 и 70% березы. Наличие осины в последних указанных выделах, скорее всего, связаны с ошибкой классификатора. Сосновые древостои, травянистые, дорожная сеть и открытые площади песчаного грунта на качественном уровне распознаются хорошо.

В заключение необходимо отметить, что разделение при обучении кроновой части по градациям интегральной яркости позволяет предоставлять более точную информацию. Основные ошибки классификации породного состава соответствуют затененной части кроны. Эту проблему, по-видимому, не удастся решить при совершенствовании лишь методов тематической обработки, поскольку для затененных участков применяемая ГСК не может обеспечить необходимого для такой тонкой классификации соотношения сигнал—шум.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена задача классификации лесной растительности на основе гиперспектральных изображений высокого пространственного разрешения. Приведено обоснование выбора приборной базы и методики проведения летных испытаний. Исследована возможность использования эффективной с вычислительной точки зрения нормальной байесовской классификации для распознавания породного состава лесной растительности. Показано, что для обеспечения устойчивости указанных алгоритмов необходимо оптимизировать признаковое пространство путем объединения и отбора наиболее информативных спектральных каналов. Предложена методика позволяющая повысить устойчивость стандартного метода “последовательного включения”. Создана база данных обучающих СПЭЯ, позволяющая рассматривать задачу классификации древостоев как по породному составу, так и по возрасту. Предложенное разделение обучающих ансамблей СПЭЯ кроновой части древостоев по градациям интегральной яркости отраженного излучения позволяет получить более детальную классификацию. Показано, что наиболее точно классифицируются полностью освещенные участки кроны. Получены оптимальные последовательности каналов используемой ГСК, ориентированные на воспроизведение породного и возрастного состава древостоев, луговой растительности, типов почв, водной поверхности, асфальто-бетонного покрытия, а также универсальная последовательность.

Работа выполнена при финансовой поддержке ФЦП “Научные и научно-педагогические кадры инновационной России” на 2009–2013 гг. и грантов РФФИ 11-07-00382, 11-07-12006-офи_м.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Козодеров В.В., Дмитриев Е.В. Аэрокосмическое зондирование почвенно-растительного покрова: модели, алгоритмическое и программное обеспечение, наземная валидация // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 1. С. 69–86.

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., Дмитриев Е.В., Казанцев О.Ю., Персев И.В., Щербаков М.В. Обработка дан-

- ных гиперспектрального аэрокосмического зондирования // Исслед. Земли из космоса. 2012. № 5.
- 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 дистанционной 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.
- Местецкий Л.М.* Математические методы распознавания образов. Курс лекций. М.: Ф-т ВМиК МГУ, кафедра ММП, 2002. 85 с.
- Asner G.P., Hicke J.A., Lobell D.B.* Per-pixel analysis of forest structure: Vegetation indices, spectral mixture analysis and canopy reflectance modeling, Remote Sensing of Forest Environments: Concepts and Case Studies / Eds. M.A. Wulder, S.E. Franklin. Norwell, Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 2003. P. 209–254.
- Atzberger C.* Development of an invertible forest reflectance model: The INFOR-Model / Ed. In Buchroithner. A decade of trans-European remote sensing cooperation // Proc. 20th EARSeL Symp. 14–16. June 2000. Dresden, Germany, 2000. P. 39–44.
- Bacour C., Jacquemoud S., Tourbier Y., Dechambre M., Frangi J.-P.* Design and analysis of numerical experiments to compare four canopy reflectance models // Rem. Sens. Environ. 2002. V. 79. P. 72–83.
- Combal B., Baret F., Weiss M., Trubuil A., Macé D., Pragnère A., Myneni R., Knyazikhin Y., Wang L.* Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance. Using prior information to solve the ill-posed inverse problem // Rem. Sens. Environ. 2002. V. 84. P. 1–15.
- Demuth H., Beale M.* Neural network toolbox for Matlab-users guide version (4.1). The Mathworks Inc., Natick, USA, 2003.
- Gastellu-Etchegorry J.P., Demarez V., Pinel V., Zagolski F.* Modelling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies // Rem. Sens. Environ. 1996. V. 58. P. 131–156.
- Goel N.S.* Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data // Rem. Sens. Rev. 1988. V. 4. P. 1–212.
- Gong P., Biging G.S., Lee S.M., Mei X., Sheng Y., Pu R., Xu B., Schwarz K., Mostafa M.* Photo ecometrics for forest inventory // Geogr. Inform. Sci. 1999. V. 5. P. 9–14.
- Iaquinta J., Pinty B., Privette J.L.* Inversion of a physically based bidirectional reflectance model of vegetation // IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens. 1997. V. 15. № 3. P. 687–698.
- Kimes D., Gastellu-Etchegorry J., Estève P.* Recovery of forest canopy characteristics through inversion of a complex 3D model // Rem. Sens. Environ. 2002. V. 79. P. 320–328.
- Kozoderov V.V., Dmitriev E.V.* Remote sensing of soils and vegetation: regional aspects // Int. J. Rem. Sens. 2008. V. 29. P. 2733–2748.
- Kozoderov V.V., Dmitriev E.V.* Remote sensing of soils and vegetation: pattern recognition and forest stand structure assessment // Int. J. Rem. Sens. 2011. V. 32. № 20. P. 5699–5717.
- Rautiainen M., Stenberg P., Nilson T., Kuusk A.* The effect of crown shape on the reflectance of coniferous stands // Rem. Sens. Environ. 2004. V. 89. P. 41–52.
- Roberts G.* A review of the application of BRDF models to infer land cover parameters at regional and global scales // Progr. Phys. Geogr. 2001. V. 25. № 4. P. 483–511.
- Rosema A., Verhoef W., Noorbergen H., Borgesius J.J.* A new forest light interaction model in support of forest monitoring // Rem. Sens. Environ. 1992. V. 42. P. 23–41.
- Suits G.H.* The calculation of directional reflectance of a vegetation canopy // Rem. Sens. Environ. 1972. V. 2. P. 117–125.
- Udelhoven T., Naumann D., Schmitt J.* Development of a hierarchical classification system with artificial neural networks and FT-IR spectra for the identification of bacteria // Appl. Spectrosc. 2000. V. 54. № 10. P. 1471–1479.
- Verhoef W.* Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model // Rem. Sens. Environ. 1984. V. 16. P. 125–141.
- Weiss C.R., Moideen S.V., Croft S.L., Houghton P.J.* Activity of extracts and isolated Naphthoquinones from *Kigelia pinnata* against *Plasmodium falciparum* // J. Nat. Prod. 2000. V. 63. № 9. P. 1306–1309.

Classification of the Forest Cover of Tver Region Using Hyperspectral Airborne Imagery

E. V. Dmitriev

Institute of Numerical Mathematics, Russian Academy of Sciences, Moscow

In several last years we perform the studies aimed at the development of the system of hyperspectral airborne remote sensing of vegetation in regional scales. Testing of the elements of the system is based on the data obtained during the campaigns of measurements for the selected areas of the Tver forestry. Russian video spectrometer developed by NPO “Lepton” is employed for obtaining hyperspectral airborne imagery. The method used for the recognition of land surface objects is based on the Bayesian classification principle taking into account optimization of the feature space. The selection of the most informative spectral channels is based on the step-up method. The method allowing to improve the stability of the channel selection is proposed. The comparison of the forest classification based on hyperspectral imagery and the ground-based information shows the validity of the system developed.

Keywords: hyperspectral imagery, pattern recognition, classification of the vegetation cover, channel optimization

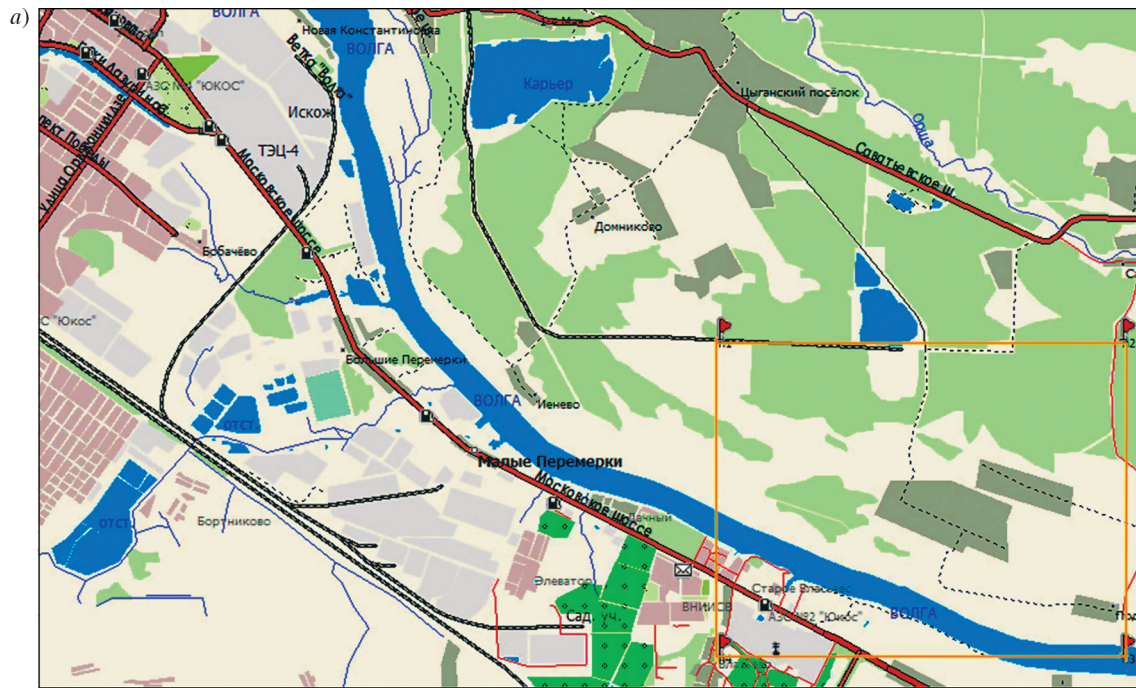


Рис. 1. Район выполнения полетного задания: *а* – топографическая карта, тестовый участок выделен оранжевой рамкой; *б* – изображение GoogleEarth, цифрами обозначено расположение объектов, обсуждаемых в тексте статьи.



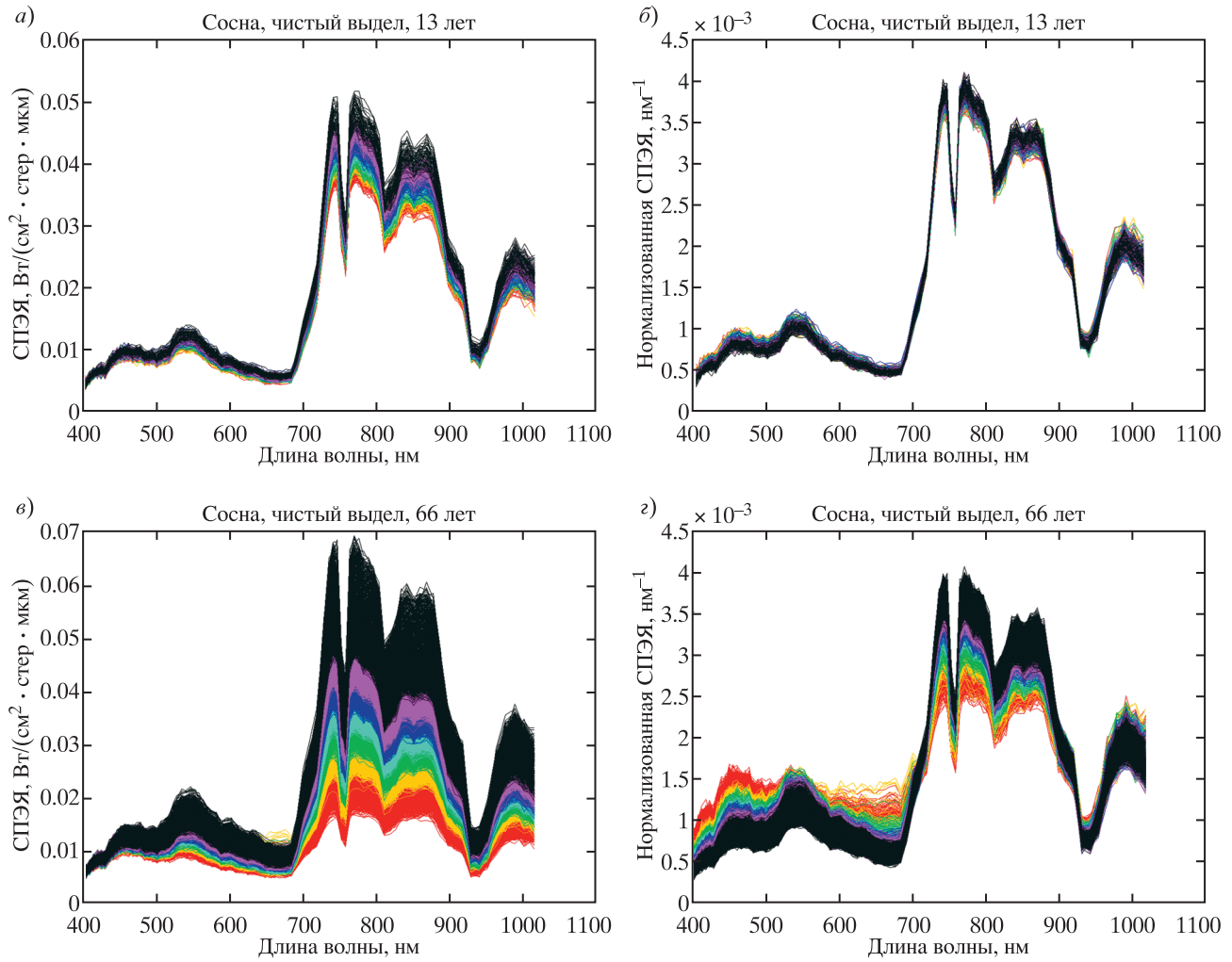


Рис. 2. Распределение СПЭЯ сосняков с однородным породным составом по градициям интегральной яркости (7 градаций, равномерные процентные интервалы красный-желтый- ... -фиолетовый-черный): *a* и *б* – СПЭЯ и нормализованные СПЭЯ древостоя в возрасте 13 лет; *в* и *з* – СПЭЯ и нормализованные СПЭЯ древостоя в возрасте 66 лет.



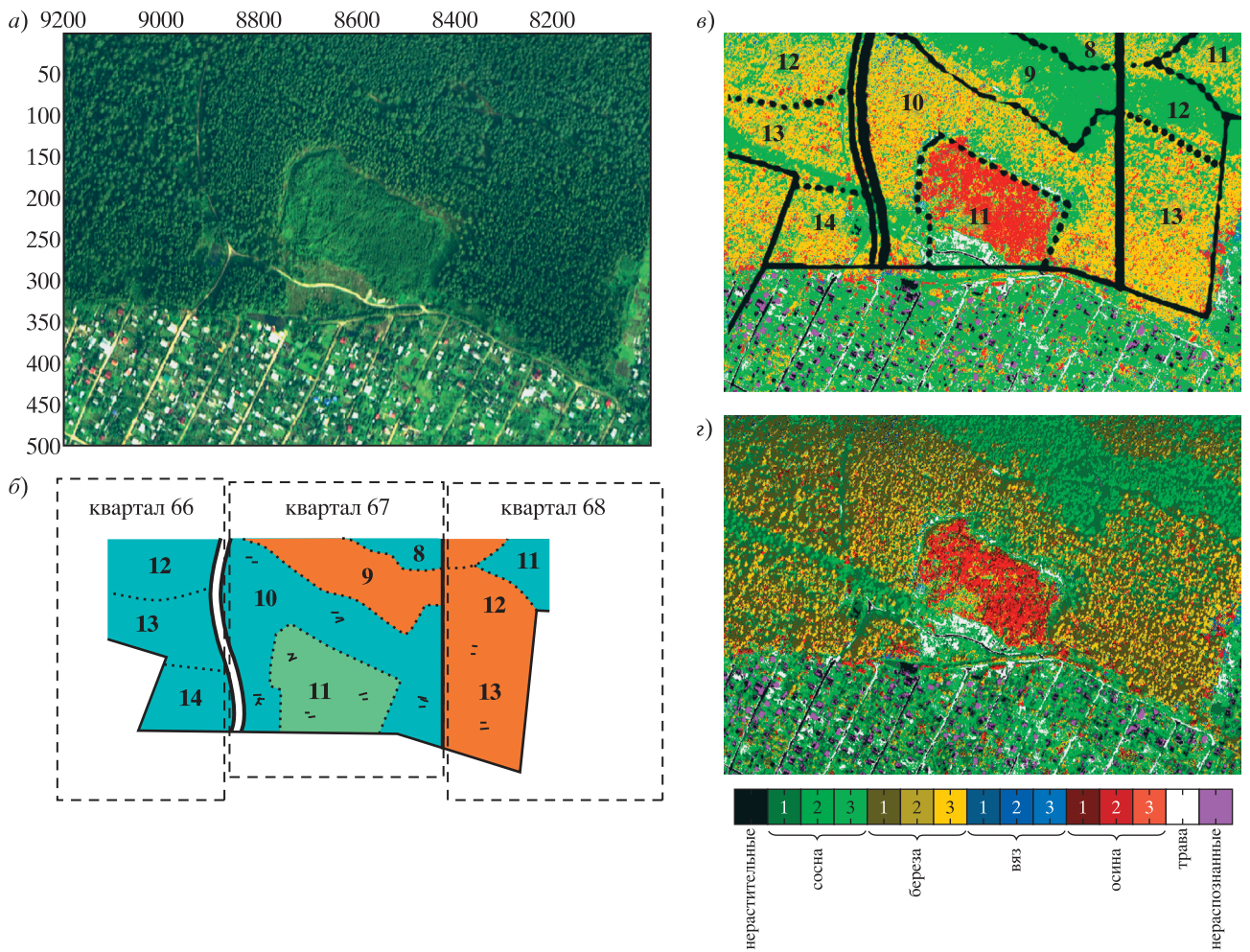
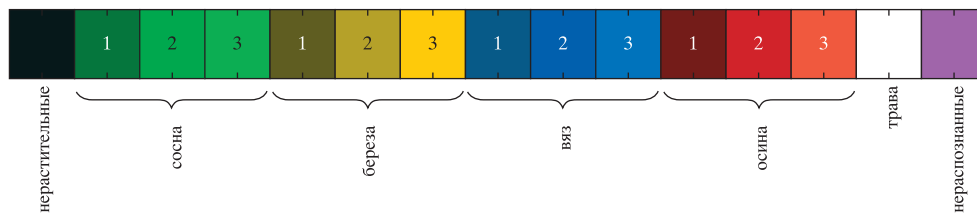
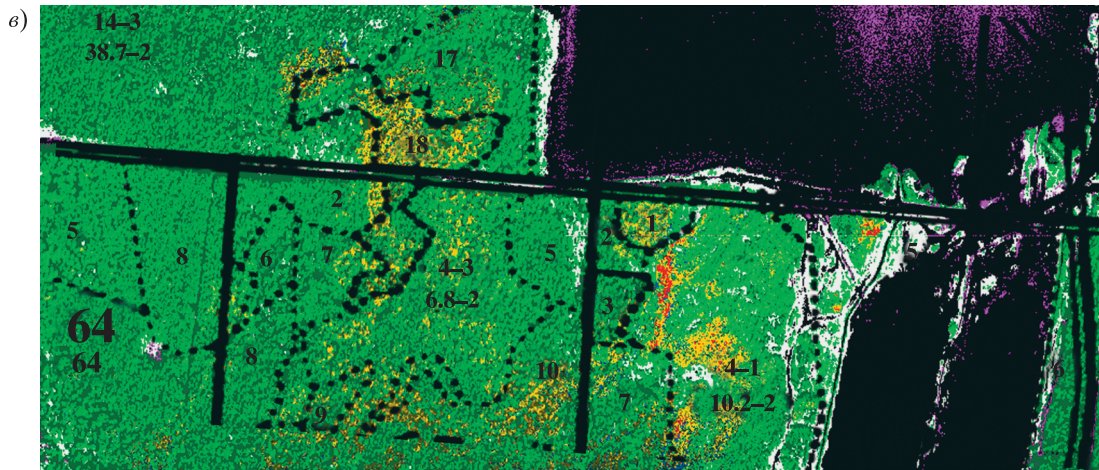
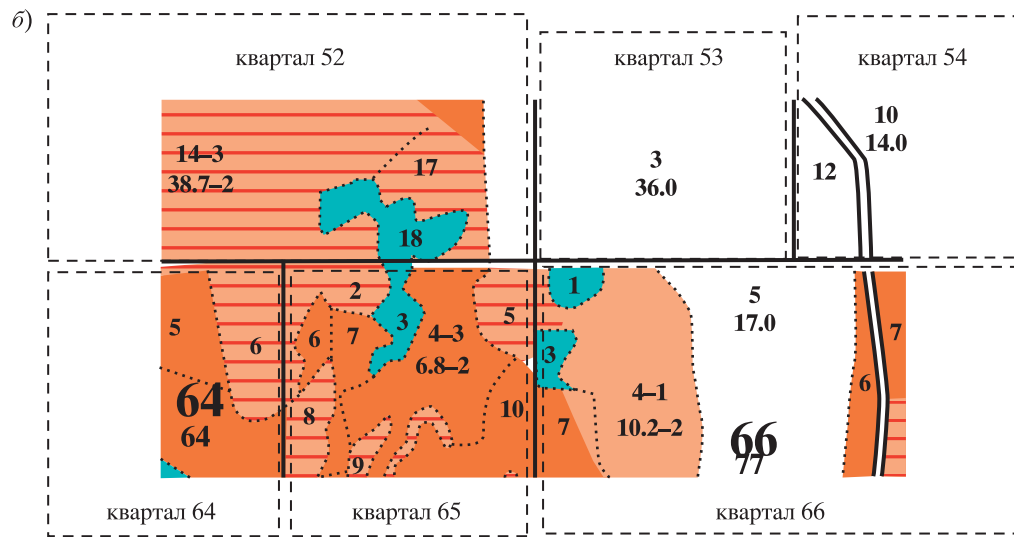
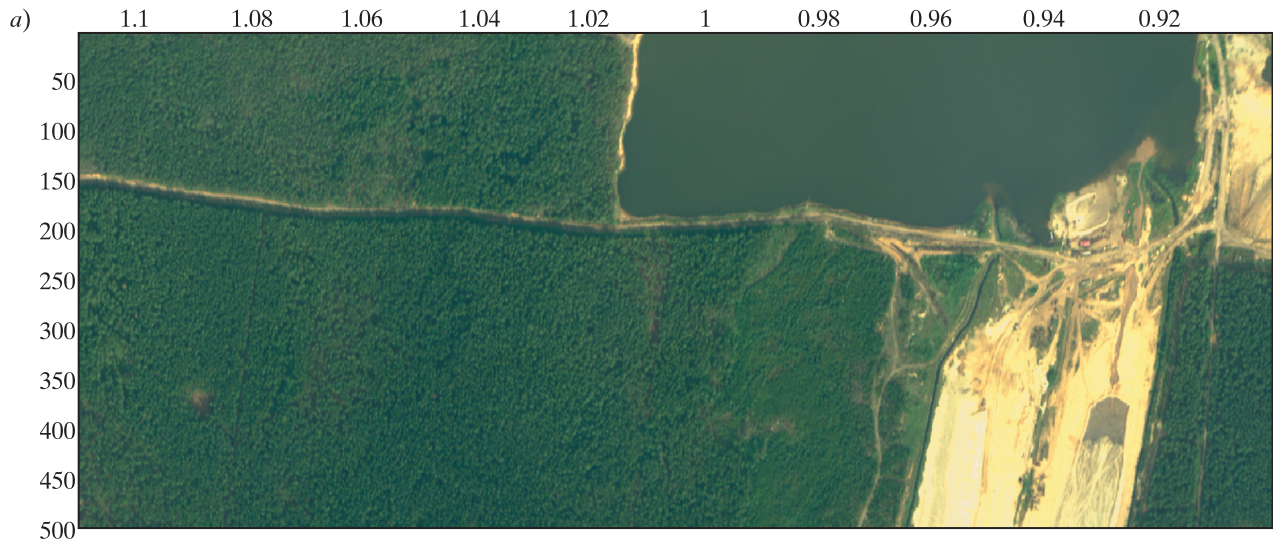


Рис. 3. Классификация породного состава смешанных древостоев на территории Савватьевского лесничества, трек 2011-08-12=11-38-02: *а* – RGB-изображение; *б* – соответствующая карта лесотаксации (синий – преобладание березы, оранжевый – сосны, зеленый – осины); *в* – результаты распознавания без классификации по градиентам интегральной яркости излучения, отраженного от лесного полога; *г* – распознавание с учетом градиентов освещения кроны (1 – полностью затененная, 2 – полуосвещенная, 3 – освещенная). Цветовая шкала соответствует части *г* рисунка. Цветовые обозначения породного состава для части *в* соответствуют градиентам 3.

Рис. 4. Результат классификации древостоев по породному составу (трек 2011-08-12=12-05-23): *а* – RGB-изображение; *б* – карта лесотаксации (синий – преобладание березы, оранжевый – сосны); *в* – результаты распознавания породного состава древостоев с учетом градиентов освещения кроны (1 – полностью затененная, 2 – полуосвещенная, 3 – освещенная).



ИССЛЕДОВАНИЕ ЗЕМЛИ ИЗ КОСМОСА № 3 2013 (Вклейка к ст. Дмитриева Е.В.)

