

Вычислительные аспекты построения классификаторов разной сложности при обработке гиперспектральных аэрокосмических изображений

В.В. Козодеров¹, Е.В. Дмитриев², В.Д. Егоров², В.В. Борзяк¹

¹Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

E-mail: vkozod@mes.msu.ru

²Институт вычислительной математики РАН

E-mail: yegor@inm.ras.ru

Рассматриваются результаты совмещенной гиперспектральной и аэрофотосъемки для классификации природно-техногенных объектов. Основное внимание уделяется вычислительным аспектам выделения контуров объектов в пределах обрабатываемой сцены, содержащих дым от лесных пожаров, источники возгорания, а также участки лесной растительности, не подверженные пожарам. Показаны характерные особенности спектров исследуемых объектов и их изменчивости в пределах выделенных контуров по данным гиперспектрального аэрозондирования.

Ключевые слова: гиперспектральные аэрокосмические изображения, обработка данных, анализ спектров.

Введение

На территории Тверской области проводится отработка технологии использования данных дистанционного аэрокосмического зондирования для решения региональных задач природопользования и лесного хозяйства. Элементы технологии включают летные испытания отечественной гиперспектральной аппаратуры и создание программно-алгоритмического обеспечения обработки данных многоспектральной (до десяти спектральных каналов) и гиперспектральной (сотни спектральных каналов) аэрокосмической съемки совместно с данными наземных обследований выбранных участков территории. Участники работ:

– НПО «Лептон», г. Зеленоград разрабатывает и совершенствует гиперспектральную аппаратуру;

– Технопарк ТвГУ проводит установку комплекса аппаратурных средств на летательные аппараты, обеспечивает сбор, анализ и систематизацию наземных данных, а также взаимодействие участников работ;

– МГУ имени М.В. Ломоносова и Институт вычислительной математики РАН проводят обработку полученных данных аэрокосмического зондирования и наземных наблюдений на основе разрабатываемого оригинального программного обеспечения.

При планировании работ основное внимание уделялось получению совмещенных данных гиперспектральной и аэрофотосъемки для так называемых «чистых пород» древостоев в разные сезоны их аэрозондирования. Необходимость выделения таких участков связана с отработкой вычислительных процедур классификации гиперспектральных изображений. При подготовке работ и в процессе интерпретации полученных данных использовались также материалы наземных лесотаксационных обследований тестовой территории. Проводились исследования по классификации почвенно-растительного покрова по данным гиперспектральной аппаратуры (около 200 спектральных каналов от длин волн 400 нм до 1000 нм, пространственное разрешение около 2 м с высоты полета 1.5 км) разработки НПО «Лептон», г. Зеленоград для

выбранных тестовых участков Тверской области в разные сезоны съемки. Некоторые примеры соответствующих приложений опубликованы в работе (Козодеров и др., 2010).

Специфика летно-полевой и научно-исследовательской кампаний 2010 года – наличие лесных и торфяных пожаров на тестовой территории. Исследовались исходные спектры, представленные в абсолютных энергетических единицах, и нормализованные спектры, полученные при нормировании исходных данных на их интегральные значения. Проведено сравнение спектров для отдельных частей территории: для области закончившегося верхового пожара с разной степенью обгорания; для фронта интенсивного горения; для области изменения интенсивности шлейфа дыма; для территории, охваченной дымом средней и слабой интенсивности над поверхностью озер в районе торфяных болот; для района горящих лесов; для леса вблизи очагов горения; для леса, нетронутого пожарами и др. Ниже приводится пример одного из исследуемых участков по данным совмещенной гиперспектральной и аэрофотосъемки, а также результаты классификации наблюдаемых объектов.

Постановка задачи распознавания объектов с обучением по тестовой выборке

Большие объемы данных гиперспектрального зондирования приводят к необходимости создания специализированного программного обеспечения быстрого просмотра спектров и их изменчивости для отдельных объектов. Имеется также возможность пространственной визуализации каждого набора спектральных данных после их RGB-синтезирования. Соответствующий инструментарий предварительной обработки данных гиперспектрального аэроздондирования сводится к:

- созданию специальных программ RGB-синтезирования обрабатываемых гиперспектральных изображений для выделения на них контуров характерных объектов по данным наземных лесотаксационных и других обследований территории;
- реализации вычислительных программ выделения всех пикселов в пределах отобранных контуров;
- быстрому просмотру средних спектров и их дисперсий для этих контуров;
- проведению собственно распознавания объектов разными методами (дискриминантный анализ, метод опорных векторов и др.).

Дискриминантный анализ – основа методов нахождения связей между регистрируемыми гиперспектральными данными и классами наблюдаемых объектов при отображении этих связей в виде полиномиальных зависимостей (линейный, квадратичный анализ и т.д.). Метод опорных векторов обеспечивает сначала бинарную линейную разделимость классов при сравнительно небольших объемах обучающих выборок (используются только те обучающие данные, которые попадают на границу разделяющей гиперплоскости). В дополнение с гауссовским ядром этот метод обеспечивает нахождение нелинейных границ оптимального разделения классов.

Распознавание образов (pattern recognition) – обширная область прикладной и вычислительной математики, в которой исследуются особенности компьютерных систем выделять характерные признаки (features) объектов на окружающем их фоне (background) и принимать решения по возможной классификации образов этих объектов на основе сравнения выделенных признаков и текущих измерений состояния объектов. Типичными являются две разные процедуры распознавания образов объектов по данным дистанционного зондирования: классификация с обучением (supervised classification); классификация без обуче-

ния (unsupervised classification), т.е. использование свойства кластеризации объектов в пространстве признаков. Каждая система распознавания функционирует тем самым в двух модах: обучение (training) и классификация (testing) (Jain et al., 2000).

Основополагающие категории расчетных схем распознавания образов природно-техногенных объектов по их гиперспектральным изображениям:

- число каналов аэрокосмического зондирования для матрицы размерности $N = n_1 \times n_2$ для каждого элемента разрешения (пикселя);
- число обучающих пикселей $j << N$ для процедур с обучением;
- число классов объектов, заданных априори и подлежащих уточнению в процессе реализации тех или иных классификаторов (вычислительных процедур).

При высоком пространственном разрешении возрастает роль спектральных признаков распознавания объектов в сравнении с текстурными признаками. Известны типичные спектры объектов, попадающих в поле зрения аппаратуры гиперспектрального зондирования. Для растительности характерно наличие, по крайней мере, двух максимумов (первый соответствует максимуму приходящего солнечного излучения в области 480-500 нм, второй – в области 700-720 нм) и минимума в области полосы поглощения хлорофилла (620-650 нм). Спектральная отражательная способность почвогрунтов монотонно возрастает по мере увеличения длины волны. В поле зрения аппаратуры гиперспектрального зондирования попадают смешанные спектры, состоящие из соответствующего процентного содержания площадей, занятых указанными «чистыми спектрами» двух объектов (в английской транскрипции они называются endmember spectra) (Козодеров, Дмитриев, 2010).

Каждый спектр отображается в виде вектора в многомерном признаковом пространстве с размерностью, равной числу каналов, а множество текущих спектров отображается в виде отдельных точек кластеризации в этом пространстве. В процедурах распознавания двух классов линейный дискриминантный анализ – это нахождение разделяющей прямой между двумя множествами точек. Простейшая задача обучения сводится к нахождению набора весовых коэффициентов и свободного члена – точки пересечения координатных осей (Plaza et al., 2009). При обработке данных гиперспектрального зондирования хорошо себя зарекомендовал метод опорных векторов (Dalponte et al., 2009), позволяющий использовать выборки небольшой размерности (Foody, Mathur, 2004).

Вычислительные аспекты построения классификаторов разной сложности при обработке гиперспектральных аэрокосмических изображений включают в себя рассмотрение особенностей построения обучающих выборок и использование результатов обучения для множества всех обрабатываемых пикселей (элементов разрешения обрабатываемых изображений). При этом первичным является рассмотрение характерных особенностей спектров разных объектов на гиперспектральных изображениях. Ниже приводятся результаты выделения групп спектров при обработке одной из сцен с лесными и торфяными пожарами.

Обсуждение результатов

На рис.1а демонстрируется аэрофотоизображение тестовой территории, охваченной и не охваченной пожарами на дату съемки 30.07.2010 г. На рис.1б показано синхронное RGB-синтезированное по исходным 232 каналам изображение той же территории размерностью 8262 x 500 пикселей, полученное с помощью гиперспектрометра. Процедура RGB-

синтезирования способствует отображению пространственного распределения исходных спектров в близких к естественным цветах. На рис.1а видны области закончившегося пожара, но с разной степенью обгорания и текущего задымления (1), фронт интенсивного горения (2), области изменения интенсивности шлейфа дыма (3), дым над поверхностью озер (4), область верхового лесного пожара (5). Видны также лесные массивы вблизи очагов горения (6) и массивы, не тронутые пожарами (7). Цифры на изображении вверху и слева на рис.1б соответствуют элементам обрабатываемой матрицы.

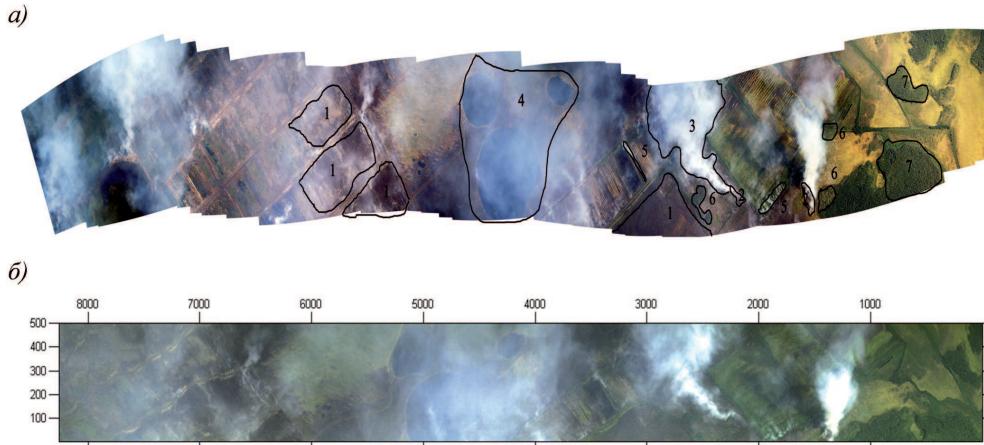


Рис.1. Аэрофотоснимок иллюстрируемой территории (а) и гиперспектральное изображение этой территории (б)

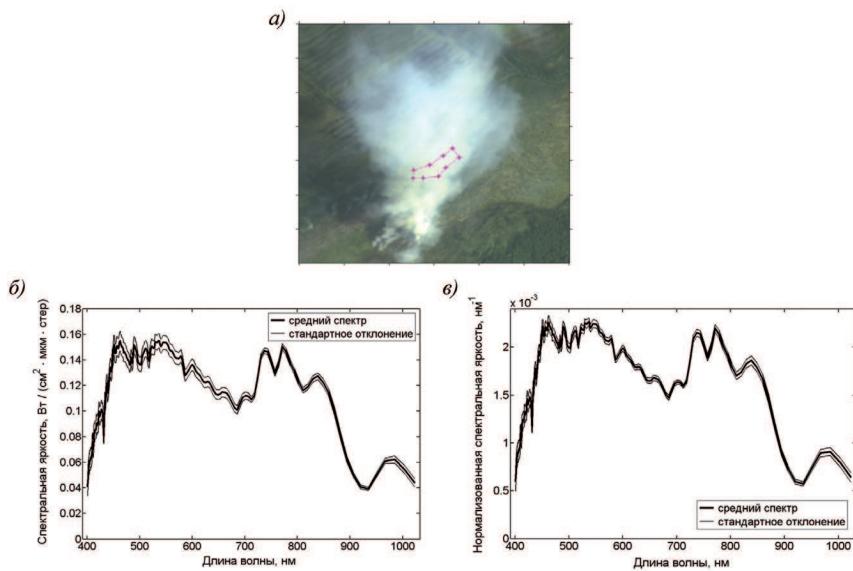


Рис.2. Синтезированное изображение гиперспектрометра с выделенным контуром сильного задымления над растительностью (а), исходные (б) и нормированные (в) спектры, а также их стандартные отклонения в пределах оконтуренной области (внутри нее 1813 спектров)

Данные рис. 2 характеризуют самую правую из иллюстрируемых на рис. 1 областей сильного задымления. На рис. 2а показан выделенный контур дыма (строки приблизительно соответствуют значениям 120-170, столбцы – 1200-1700) от источника лесного пожара в нижней части этого рисунка. Данные рис. 2б демонстрируют спектры в пределах этого контура в $\text{Вт}/(\text{см}^2 \text{ мкм стер})$ вместе со стандартными отклонениями этих спектров, а данные рис. 2в – соответствующие им спектры в нм^{-1} , нормированные на интегральную яркость, и их стандартные отклонения. Можно видеть сильную изрезанность спектров рис. 2 с характерными полосами

поглощения регистрируемого излучения кислородом, водяным паром и другими соединениями атмосферы. Можно видеть также существование двух основных мод спектров с максимумами в районах 480-550 нм и 730-780 нм. Изменчивость исходных и нормированных спектров более значительна в коротковолновой области длин волн в сравнении с длинноволновой областью.

При иллюстрации различных условий задымления следует иметь в виду следующие известные факты. Горение – сложный физико-химический процесс; если при горении образуются горючие газы, то горение сопровождается пламенем. Дым – устойчивая дисперсная система, состоящая из мелких твердых частиц, находящихся во взвешенном состоянии в газах. Дым – типичный аэрозоль с размером твердых частиц от 0.1 мкм до 10 мкм. В отличие от пыли – более грубодисперсной системы, частицы дыма практически не оседают под действием силы тяжести. Древесина состоит в основном из углерода, водорода и кислорода. При горении древесины выделяется тепло, образуется водяной пар, двуокись и окись углерода, а также кислоты и различные газы. При торфяных пожарах ощущают запас торфяных соединений (по сути молодого угля), а угарный газ (СО) имеет свойство вступать в реакцию с гемоглобином крови, что приводит к кислородному голоданию (удушью).

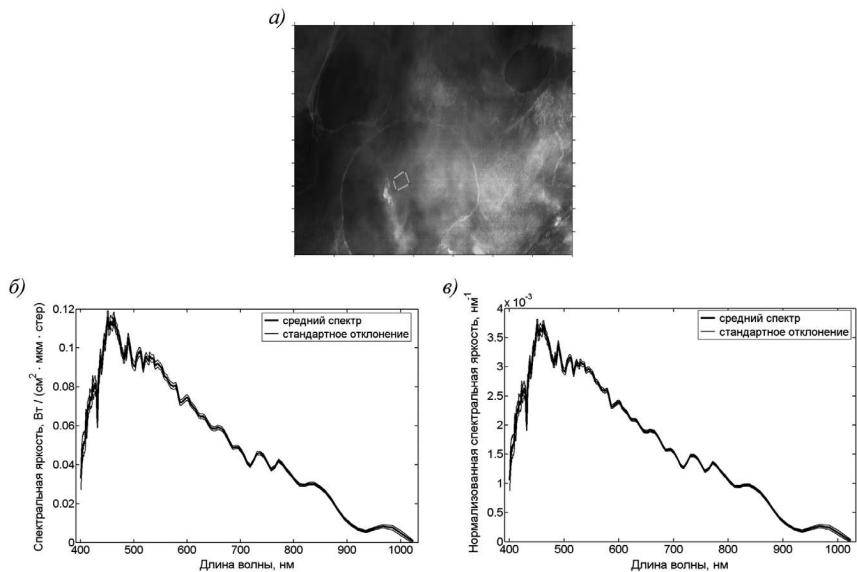


Рис.3. Синтезированное изображение гиперспектрометра с выделенным контуром среднего задымления над водной поверхностью (а), исходные (б) и нормированные (в) спектры, а также их стандартные отклонения в пределах оконтуренной области (внутри нее 2021 спектров)

В качестве примера спектров вдали от источника пожара на рис. За приведен пример выделенного контура среднего задымления над водной поверхностью (строки 140-180, столбцы 4400-4600 исходной матрицы). На рис. 3б и рис. 3в показаны исходные и нормированные спектры, а также их стандартные отклонения в пределах выделенного контура. Как следует из данных рис. 3б и рис. 3в, отличительная черта этих спектров – наличие одного максимума вблизи длин волн 480 нм в отличие от данных рис. 2б и рис. 2в. Кроме того, можно видеть весьма незначительную изменчивость иллюстрируемых спектров в пределах выделенного контура. Этот эффект связан с горизонтальной однородностью водной поверхности в сравнении с более сильной изменчивостью спектров, относящихся к растительности (вследствие освещенных и затененных участков крон).

Пример рис. 4 относится к области слабого задымления над растительностью. Выделенный контур на рис. 4а приблизительно соответствует строкам 190-240 и столбцам 8000-

8200 исходной матрицы. Можно видеть уменьшение максимума спектров рис. 4б и рис. 4в в коротковолновой области и возрастание амплитуды соответствующего максимума в длинноволновой области. Из данных рис. 4б и рис. 4в можно также видеть, что после нормализации среднеквадратические отклонения спектров увеличиваются в видимой и уменьшаются в ближней инфракрасной области.

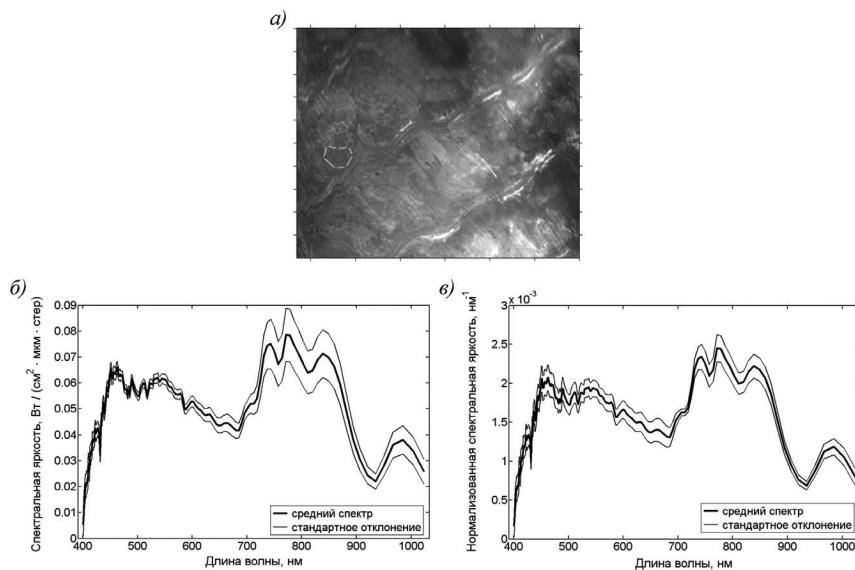


Рис. 4. Синтезированное изображение гиперспектрометра с выделенным контуром слабого задымления над растительностью (а), исходные (б) и нормированные (в) спектры, а также их стандартные отклонения в пределах оконтуренной области (внутри нее 4426 спектров)

Пример рис. 5 характеризует выделенный контур области верхового лесного пожара (строки 20-30, столбцы 1800-1830 исходной матрицы). На рис. 5а в пределах выделенного контура виден открытый огонь от верхового пожара. Можно видеть, что данные рис. 5б и рис. 5в по спектральному ходу до некоторой степени близки к данным рис. 2б и рис. 2в, относящимся к области сильного задымления над растительностью. Отличия касаются лишь большей изменчивости данных рис.5б и рис.5в в сравнении с данными рис.2б и рис.2в. Можно предположить, что происхождение длинноволнового максимума иное, нежели традиционное понимание области перехода от полосы поглощения хлорофилла (620-670 нм) к максимуму спектральной отражательной способности растительности (700-720 нм). Если считать температуру открытого пламени близкой к 1000 К, то, как нетрудно подсчитать, максимум функции Планка абсолютно черного тела при такой температуре будет близок к 3 мкм. Тогда наблюдаемый на данных рис.2б и рис.2в длинноволновый максимум можно отнести к влиянию указанной функции в комбинации с линиями поглощения водяного пара для длин волн более 800 нм. Следствием такого взаимного наложения перечисленных эффектов является необходимость распознавания объектов именно по данным гиперспектрометрии вместо упрощенных описаний. Если использовать, только два канала в области 600-620 нм и 700-720 нм и известную концепцию «вегетационных индексов» (например, NDVI – Normalized Difference Vegetation Index), то по данным рис.5б и рис.5в оконтуренная область верхового лесного пожара будет характеризоваться как «нормально вегетирующая растительность». Ограниченностю указанной концепции может привести к неправильной классификации объектов, характеризующих открытый огонь лесного пожара в пределах контура на рис.5а.

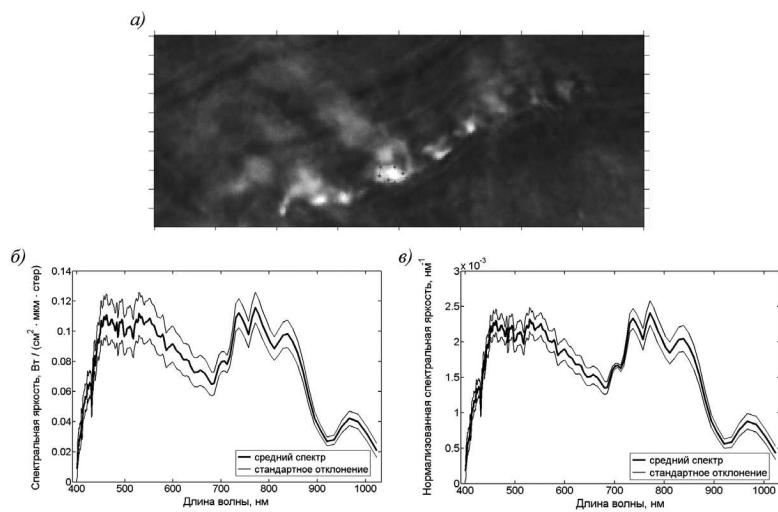


Рис. 5. Синтезированное изображение гиперспектрометра с выделенным контуром горящего леса при верховом пожаре (а), исходные (б) и нормированные (в) спектры, а также их стандартные отклонения в пределах оконтуренной области (внутри нее 131 спектр)

Пример контура нормально вегетирующей лесной растительности, не охваченной пожарами и дымом от них, приведен на рис.6а. Выделенный контур расположен в правой части исходных изображений рис.1а и рис.1б (строки 20-70, столбцы 150-350). Данные рис. 6б и рис.6в соответствуют типичным примерам исходных и нормированных спектров лесной растительности. Можно видеть уменьшение изменчивости спектров после их нормализации, особенно в длинноволновой области.

Пример классификации изображения рис.1б по спектральным признакам показан на рис.7а. Для распознавания выделенных типов природных объектов использовался квадратичный дискриминантный анализ. Для регуляризации решения использовалась методика объединения спектральных каналов. В случае, представленном на рис.7а, использовалось 47 объединенных каналов с разрешением не лучше 10 нм. В процессе обучения использовались ансамбли эталонных спектров задымления трех градаций интенсивности над различными объектами.

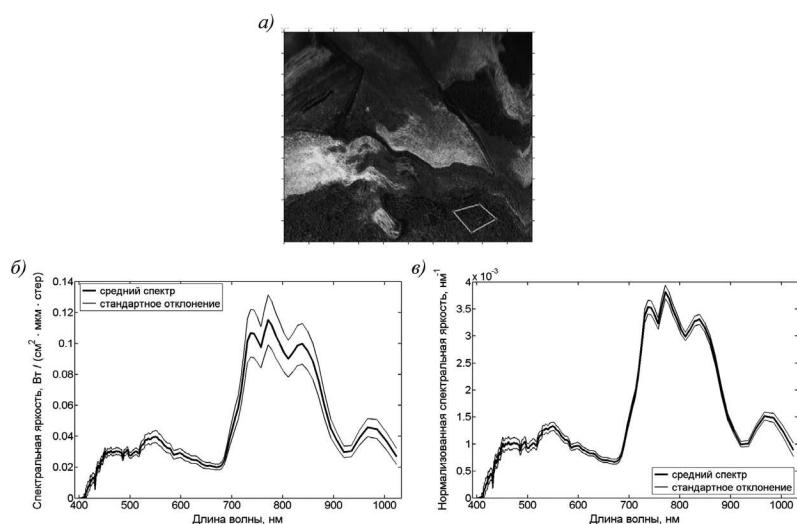
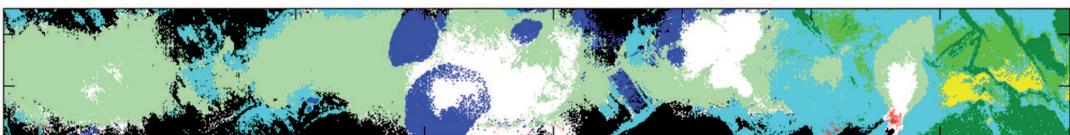


Рис.6. Синтезированное изображение гиперспектрометра с выделенным контуром лесной растительности (а), исходные (б) и нормированные (в) спектры, а также их стандартные отклонения в пределах оконтуренной области (внутри нее 6113 спектров)

a)



б)



Рис.7. Результаты тематической обработки гиперспектрального изображения рис.1б: классификация с использованием квадратичного дискриминанта (*а*) и градации степени задымления (*б*)

Для грубой оценки степени задымления использовались градации яркости в каналах фиолетовой области (на сегодняшний момент – единственный способ оценки прозрачности атмосферы без привлечения дополнительной априорной информации). Поскольку в исходных гиперспектральных данных каналы в данной области сильно зашумлены, то для уменьшения этого эффекта использовался «объединенный» канал с центральной длиной волны 414 нм и разрешением 30 нм. По этим данным были выделены наиболее заметные 7 градаций яркости в диапазоне 0.023-0.11 Вт/(см² мкм стер). Качественно они соответствуют градациям плотности дымового шлейфа. Полученные градации степени задымления представлены на рис.7б. Важно отметить, что контуры озер, лесных массивов, лугов и дорог не прослеживаются, поэтому в рамках данной сцены метод определения степени задымления по объединенным каналам фиолетовой области представляется разумным в том смысле, что полученные результаты отражают реальные градации прозрачности атмосферы.

Для облегчения восприятия вместо 19 распознаваемых классов на рис.7а показаны 9 классов, полученные объединением по смысловому содержанию. Белым цветом отображено преобладание дымов сильной и средней интенсивности. На территории, которая охвачена практически сплошной дымовой завесой, выделены очаги возгорания (красный цвет). В областях слабого или почти отсутствующего задымления распознаются водные поверхности (синий цвет), гари и почвогрунты (черный цвет). Различные типы здоровой лесной растительности, неповрежденной лесными пожарами, находящиеся в правой части рис.7а, отражены темно зеленым цветом. Редколесье и кустарники обозначены зеленым, пожелтевшая растительность обозначена желтым цветом. Растительность, находящаяся в непосредственной близости от очагов возгорания подвергается негативному воздействию, которое заметно хотя бы даже по заметному уменьшению соответствующего индекса нормализованных разностей (NDVI). На рис.7а растительность различного типа, подверженная слабому и среднему воздействию пожаров при отсутствии задымления, обозначена сине-зеленым цветом, при слабом задымлении – светло-зеленым.

В целом, следует отметить необходимость оптимизации классификаторов разной сложности для достоверной интерпретации данных гиперспектрального аэрозондирования.

Заключение

По данным гиперспектрального зондирования показано, что отличительное свойство дымов – существование характерного максимума в коротковолновой области 480-500 нм, ко-

торый уменьшается по мере уменьшения плотности дыма. В области 700-750 нм для дымов появляется другой максимум, который существенно возрастает (становится близким по амплитуде к максимуму в коротковолновой области) для горящего леса, характеризует наличие возможного очага горения при сильном задымлении и связан с высокой температурой этого источника. Перспективы разработанных подходов – в расширении возможностей классификации природно-техногенных объектов при наличии лесных пожаров в сравнении с ситуациями при их отсутствии на обрабатываемых сценах гиперспектрального зондирования.

Литература

1. Козодеров В.В., Дмитриев Е.В. Аэрокосмическое зондирование почвенно-растительного покрова: модели, алгоритмическое и программное обеспечение, наземная валидация // Исследование Земли из космоса, 2010. №1. С.69-86.
2. 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, программно-алгоритмическое обеспечение обработки данных // Исследование Земли из космоса, 2010. №5. С.59-68.
3. Dalponte M., Bruzzone L., Vescovo L., Gianelle D. The role of spectral resolution and classifier complexity in the analysis of hyperspectral images of forest areas // Remote Sensing of Environment, 2009. V.113. P.2345-2355.
4. Foody G. M., Mathur A. Toward intelligent training of supervised image classifications: Directing training data acquisition for SVM classification // Remote Sensing of Environment, 2004. V.93. P.107-117.
5. Jain A.K., Duin R.P.W., Mao J. Statistical Pattern Recognition: A Review // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000. V.22. №1. P.4-37.
6. Plaza A., Benediktsson J.A., Boardman J.W., Brazile J., Bruzzone L., Camps-Valls G., Chanussot J., Fauvel M., Gamba P., Gualtieri A., Marconcini M., Tilton J.C., Trianni G. Recent advances in techniques for hyperspectral image processing // Remote Sensing of Environment, 2009. V.113. P.110-122.

Computational aspects of classifiers construction with different complexity using hyperspectral airspace imagery processing

V.V.Kozoderov¹, E.V.Dmitriev², V.D.Egorov², V.V.Borzyak¹

¹*M.V.Lomonosov Moscow State University*
E-mail: vkozod@mes.msu.ru

²*Institute of Numerical Mathematics of Russian Academy of Sciences*
E-mail: yegor@inm.ras.ru

Results of georeferenced hyperspectral and air photo imagery are considered for classification of natural and anthropogenic objects. Main attention is paid to computational aspects of the area contours separation for the objects within a scene under processing. The smoke from forest fires, sources of the fires as well as the forest vegetation areas without the fires and smoke are filled in the contours. Characteristic features of the spectra for the objects under study and their variability within the selected contours are shown using hyperspectral airborne data processing.

Keywords: hyperspectral airspace imagery, data processing, spectra analysis.