

СИСТЕМА ОБРАБОТКИ САМОЛЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛЕСНЫХ ЭКОСИСТЕМ ПО ДАННЫМ ВЫСОКОГО СПЕКТРАЛЬНОГО И ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ

© 2013 г. В. В. Козодеров¹*, Е. В. Дмитриев², В. П. Каменцев³

¹Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова

²Институт вычислительной математики РАН, Москва

³Тверской государственный университет

*E-mail: vkozod@mail.ru

Поступила в редакцию 18.12.2012 г.

Создаваемая аппаратно-программная система распознавания природно-техногенных объектов по данным самолетного гиперспектрального зондирования реализует полетные задания на выбранных маршрутах съемки и вычислительные процедуры решения возникающих прикладных задач в процессе обработки данных. Показаны основы распознавания объектов по получаемым изображениям высокого спектрального и пространственного разрешения в математических терминах множеств участков и меток, а также взаимных связей отдельных элементов разрешения (пикселей) для выбранных классов объектов. Демонстрируются особенности минимизации энергии обрабатываемой сцены как некоторой целевой функции оптимизации вычислений и регуляризации решения рассматриваемых задач как теоретической основы различения классов объектов при наличии границ между ними. Приведены примеры формирования информационных слоев регистрируемых спектров для выделенных “чистых пород” сосновых и березовых насаждений с выделением освещенных и затененных пикселей, что способствует повышению точности решения задачи распознавания объектов при обработке указанных изображений.

Ключевые слова: гиперспектральные аэрокосмические изображения, обработка данных, распознавание природно-техногенных объектов, вычислительные процедуры

DOI: 10.7868/S0205961413060043

ВВЕДЕНИЕ

Появление аппаратуры гиперспектрального аэрокосмического зондирования ознаменовало новый этап в распознавании природно-техногенных объектов с точки зрения расширения приложений методов вычислительной математики для решения возникающих прикладных задач. Информационные возможности такой аппаратуры (сотни спектральных каналов в видимой и ближней инфракрасной (БИК) областях) до конца не ясны, но увеличение числа соответствующих каналов должно способствовать повышению точности распознавания объектов. Преимущества систем дистанционного зондирования (ДЗ) высокого пространственного разрешения видятся их разработчикам в том, что становится возможным описать текстуру изображений – пространственное распределение освещенных и затененных элементов разрешения (пикселей). Самолетные системы могут обеспечить одновременно высокое спектральное и пространственное разрешение получаемых изображений, что создает условия для автоматизации процесса их обработки по спектральным и текстурным признакам с использованием высокопроизводительных вычислительных средств. Создаваемый аппаратно-программный комплекс вбирает в себя исследования по оценке

информационного содержания данных (учет калибровки аппаратуры, отношений “сигнал/шум” и др.) и алгоритмическое обеспечение решения задач распознавания объектов и оценки параметров, характеризующих состояние этих объектов.

Современная обработка оптических изображений высокого спектрального и пространственного разрешения немыслима без использования компьютерных средств. Возникла даже специальная дисциплина, названная “компьютерным видением” в том смысле, что отображение получаемых цифровых данных аэрокосмической съемки требует использования критериев оптимизации информационной продукции обработки этих данных (Li, 1995). Речь идет о том, что при формировании изображений всегда существуют различные неопределенности – такие, как влияние шумов аппаратуры и искажений атмосферы как рассеивающей и поглощающей среды. Несовершенство измерительных комплексов, реальные условия съемки через атмосферу, другие факторы деградации изображений служат источниками неопределенностей интерпретации регистрируемых данных. Точные или совершенные решения проблемы интерпретации данных оптического зондирования вряд ли существуют. Поэтому говорят об оптимальных решениях, предполагая многокритери-

альные правила учета влияния различных факторов в процессе принятия решений.

Одним из первых исследований по распознаванию объектов на оптических изображениях была работа (Дуда, Харт, 1976). Другой подход был связан с учетом искажений, вносимых атмосферой как помехой между приемниками излучения и объектами земной поверхности (Козодеров, 1978). Этот подход стали называть атмосферной коррекцией космических изображений и спектров (Козодеров, 1983). Он развивался в направлении разработки моделей, алгоритмов и расчетных программ обработки многоспектральных космических изображений почвенно-растительного покрова (Curran et al., 1990) с учетом влияния атмосферы (Kondratyev et al., 1992). Были реализованы методы космического землеведения – междисциплинарного направления научных исследований и технологических разработок в области исследований Земли из космоса (Козодеров и др., 1998, 2000). Были показаны ограничения используемой теории переноса излучения в системе “земная поверхность–атмосфера” (Козодеров, 2006) и создано программно-алгоритмическое обеспечение обработки данных гиперспектрального зондирования (Козодеров, Дмитриев, 2010).

Одновременно развивались модели обработки данных ДЗ с акцентом на распознавание объектов (Jain, 1981). Это направление прошло путь от восстановления изображений при наличии шумов (Geman, Geman, 1984) через классификацию многоспектральных изображений высокого пространственного разрешения (Olsen et al., 2002) до современных представлений о контекстуальном распознавании объектов с учетом контуров их границ как нечетких (fuzzy) множеств (Tso, Olsen, 2005). Эти два направления исследований (модели формирования уходящего излучения, регистрируемого аппаратурой ДЗ, и модели описания многомерного признакового пространства спектральных данных вместе с выбором информационных мер близости точек этого пространства) объединились, символизируя единство разных уровней обработки данных. Более низкий уровень характеризует математический аппарат анализа регулярных структур объектов земной поверхности при наличии шумов, более высокий уровень соответствует смысловому группированию признаков и регуляризации обратных задач восстановления параметров этих объектов.

К настоящему времени сформировалась область междисциплинарных исследований, связанных с оптимизацией обработки пространственных изображений в таких областях, как восстановление и реконструкция изображений (Hung et al., 1991), стерео, движение и оптический поток (смаз изображений) (Ullman, 1979), анализ текстуры (Cross, Jain, 1983), обнаружение реальных и ложных контуров границ объектов (Tan et al., 1992), смысловое группирование объектов (Herault, Nogaud, 1993), распознавание групп объектов

(Friedland, Rosenfeld, 1992). Во всех этих примерах решение проблемы видения позиционируется как нахождение оптимума некоторой целевой функции обработки изображений. Оптимизация достигается определенной трансформацией изображений, которая формулируется в терминах вероятностных характеристик, таких, как правдоподобие (Haralik, Shapiro, 1992), операторов типа производных от нормальных (гауссовских) распределений. Вывод этих операторов основан на принципах регуляризации решений, когда минимизируется, например, функция энергии наблюдаемой сцены (Poggio et al., 1985).

Цель настоящей публикации – рассмотрение общего подхода к распознаванию природно-техногенных объектов с учетом ранее проведенных исследований по обработке гиперспектральных самолетных изображений (ГСИ) (Kozoderov, Dmitriev, 2011) на основе спектральных признаков распознавания лесных экосистем разного породного состава (Козодеров, Дмитриев, 2012). Аппаратная часть создаваемой системы обработки данных гиперспектрального зондирования реализуется на примере летных испытаний аппаратуры, разработанной НПО “Лептон”. Эта часть включает в себя сбор и систематизацию получаемых данных самолетного зондирования вместе с данными наземных обследований выбранной территории (Козодеров и др., 2012). Программная часть создаваемой системы состоит в отработке алгоритмического обеспечения обработки систематизированных данных ДЗ и наземных обследований.

При этом в дополнение к прежним результатам используются современные представления о том, что высокое пространственное разрешение обрабатываемых изображений требует понимания контекстуальной информации для выбранных классов объектов. Контекст характеризуется воздействием соседних пикселей для заданного класса объектов. Например, объект “лесная растительность определенного породного состава” относится к одному классу до тех пор, пока не появится граница с другим объектом. Свечение или подсветка отдельных элементов разрешения заданного класса на обрабатываемом изображении может зависеть от специфической ориентации фитоэлементов, формирующих соответствующие пиксели (за счет освещенных и затененных элементов, возможного дрожания отдельных листьев при воздействии ветра, их увлажнение, отличающееся от соседних элементов). Это типичные условия формирования ГСИ при их пространственном разрешении около 1 м и при числе спектральных каналов около 200. С точки зрения рассмотрения выбранного класса объектов указанные пиксели формируют шумы, подлежащие сглаживанию для повышения точности распознавания. Соответственно учет контекста (влияния соседних элементов в пределах заданного класса объектов) способствует улучшению распознавания объектов. Простейший способ учета контекста –

голосование большинства о принадлежности объекта к конкретному классу в пределах “окна” определенных размеров, обычно применяется после попиксельной классификации объектов по спектральным признакам. Более изящный способ — применение Марковских случайных полей для определения влияния соседних пикселей при получении оценок априорной вероятности соответствующих классов объектов на обрабатываемом изображении (Bolton, Gader, 2009).

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В приложениях теории видения рассматриваются участки (sites, множество S ; это не обязательно множество всех пикселей изображения, а например, точка или целая область в евклидовом пространстве) и метки классов (labels, множество L ; “расцветка” помеченных пикселей). Отдельная метка — это событие, которое может произойти на выбранном участке. Множество $f = \{f_1, \dots, f_m\}$ дает помеченные участки на множестве S в терминах меток на множестве L . Говорят о дискретном или непрерывном отображении (mapping) множества участков на множестве меток

$$f: S \rightarrow L.$$

В некоторых случаях допустимые метки могут не быть общими для всех тестовых участков. Возникает проблема соответствия (matching) характерных признаков (features) исследуемым объектам. Этими признаками могут быть точки, линии и “регионы” (замкнутые области). Поэтому и возникает проблема соответствия одного и того же типа объектов на обрабатываемом изображении тем же типам модельных признаков.

В математических терминах регулярности и непрерывности проблема меток (labeling problem) при обработке аэрокосмических изображений обычно рассматривается в виде следующих четырех характерных примеров:

- 1) регулярные участки с непрерывными метками;
- 2) регулярные участки с дискретными метками;
- 3) нерегулярные участки с дискретными метками;
- 4) нерегулярные участки с непрерывными метками.

Пример 1 характеризует вычислительные процедуры восстановления или сглаживания отдельного изображения при его искажениях за счет шума или других эффектов, когда множество S соответствует всем пикселям изображения, а множество L задано на конкретном интервале непрерывного изменения градиентной яркости пикселей.

Пример 2 относится к многоспектральным изображениям, когда также следует построить набор “правильных” изображений по искаженным входным сигналам этих изображений. Отличие здесь от предшествующего примера — в наличии только дискретных меток. В частности, процедура так называемой сегментации, широко используемая в технологиях географических информационных систем (ГИС) при обработке изображе-

ний для отдельных их частей (регионов), также относится к примеру 2. Все пиксели изображения в пределах каждого такого региона, которые могут быть разными по тону, текстуре и т.д., характеризуются одной меткой (помечаются, например, одним и тем же цветом). Исходным предположением во всех случаях примера 2 является то, что регистрируемый сигнал считается непрерывным, но сюда же относится и проблема обнаружения резких перепадов яркости или разрывов (edges) при существенном различии двух соседних пикселей на изображении.

Смысловое группирование (perceptual grouping) происходит в случае примера 3. Участки соответствуют здесь первоначально сегментированным признакам (точки, линии, регионы), которые нерегулярно распределены. Такие фрагментарные признаки могут быть осознанно организованы в другие признаки, между каждой парой которых назначается метка “связано—отсутствие связи”. Упомянутая выше проблема соответствия (matching) также относится к примеру 3.

Оценка положения из множества соответствий формулируется в примере 4. Участок означает заданное соответствие, а метка представляет собой допустимую трансформацию (ортогональное, аффинное или другое преобразование).

Категория соседей и связей между соседними пикселями (замыканий, cliques) характеризует заданный класс объектов в дополнение к указанным участкам и меткам. Пара множеств участков S и соседей N символически записывается как граф: $(S, M) \sim G$, когда множество таких участков содержит узлы (nodes) и связи (links) для соседних элементов. Для такого графа вводится условие замыкания c (clique) как подмножество участков на множестве S . Это условие может относиться к отдельному участку $c = \{i\}$, к паре участков $c = \{i, i'\}$ и т.д. Тип замыкания для графа (S, M) на регулярной решетке определяется его размером, формой и ориентацией. Рассматривается система соседства первого порядка и более высоких порядков с разными уровнями замыкания. Для нерегулярных участков система замыканий уже не имеет фиксированной формы и носит более усложненный характер.

В соответствии с работой (Козодеров, 2012) контекстуальное распознавание выбранных классов объектов сводится к использованию понятия соседних элементов при рассмотрении известного из статистической физики вероятностного распределения Гиббса для набора случайных переменных $f \in F$

$$P(f) = \exp[-U(f)/T]/Z,$$

где

$$U(f) = \sum_{c \in C} V_c(f)$$

— функция энергии, равна сумме потенциалов замыкания $V_c(f)$ на множестве C ;

$$Z = \sum_{f \in F} \exp[-U(f)/T]$$

– константа нормализации, называемая функцией разделения; T – постоянная величина (температура, здесь и далее равна 1).

Отметим, что в статистической физике совместное распределение $P(f)$ есть вероятность появления конкретной конфигурации помеченного “образа” объекта f : более вероятные конфигурации – те, которые имеют более низкие энергии. Температура T контролирует резкость распределения: при высокой температуре все конфигурации стремятся к равномерному распределению; вблизи нулевой температуры распределение концентрируется вблизи глобального минимума энергии. Контекст определяется локально в терминах условных вероятностей

$$P(f_i | \{f_{i'}\}),$$

где $\{f_{i'}\}$ означает множество меток на других участках $i' \neq i$. При независимости меток друг от друга (отсутствие контекста) совместное распределение выражается через произведение локальных вероятностей:

$$P(f) = \prod_{i \in S} P(f_i).$$

Только в этом случае условная вероятность приравнивается к общей вероятности:

$$P(f_i | \{f_{i'}\}) = P(f_i).$$

При наличии контекста метки становятся взаимно зависимыми, и теория Марковских случайных процессов (МСП) обеспечивает основу решения возникающих задач.

Если обозначить через $d = \{d_1, \dots, d_n\}$ обрабатываемое изображение, состоящее из n пикселей как случайных полей, и через $f = \{f_1, \dots, f_n\}$ понимание того, к какому классу объектов f_i принадлежит каждый пиксел i , то известная Байесовская парадигма (Besag, Green, 1993) увязывает следующие условные вероятности (в общем случае f и d – вектор-функции от аргументов x – пикселей изображения):

$$P(f|d)P(d) = P(d|f)P(f).$$

Типичным для такой классификации объектов является решение, основанное на нахождении максимума апостериорной вероятности

$$f^* = \arg \max_f [P(d|f)P(f)].$$

Условная вероятность $P(d|f)$ обычно моделируется в терминах Гауссовского распределения метода максимального правдоподобия, а априорная вероятность $P(f)$ – с помощью Марковских случайных полей (МСП) с учетом влияния соседних пикселей.

Модель МСП строится исходя из следующего выражения для априорной вероятности,

$$P(f) = P(f_i | f_{S - \{i\}}) = P(f_i | f_{N_i}),$$

где f_{N_i} обозначает все локальные соседние пиксели относительно пикселя i ; $S - \{i\}$ – разностное множество всех пикселей, за исключением i .

При такой постановке задачи поиск минимума функции энергии $E(f|d)$ обрабатываемой сцены на изображении сводится к определенным предположениям относительно решения f при наличии наблюдений d и возможном наличии параметров θ в соответствующем распределении, так что

$$f^* = \arg \min_f E(f|d, \theta).$$

Производные модельной функции $f(x)$ яркости объектов на одноканальном изображении или спектральной плотности энергетической яркости (СПЭЯ) на ГСИ характеризуют априорные предположения относительно аналитических свойств этой функции. Если она постоянна для всех пикселей заданного класса объектов $f(x) = a_0$ (говорят о плоской поверхности), т.е. производная $f'(x) = 0$, то имеем дело с априорной энергией однородной струны (в двумерном случае мембраны)

$$U(f) = \int [f'(x)]^2 dx.$$

Энергия имеет равный нулю минимум для такой упрощенной модели или положительна в противном случае. Как нетрудно видеть, в дискретном случае такой двухточечной системы содействия энергия равна

$$U(f) = \sum_i [f_i - f_{i-1}]^2.$$

При возможном априорном предположении о постоянстве градиента яркостей для изображения или отдельных его сегментов $f(x) = a_0 + a_1 x$, $f''(x) = 0$ можно получить другое выражение для энергии

$$U(f) = \int [f''(x)]^2 dx.$$

Возможно также априорное предположение о постоянстве кривизны, соответствующей поверхности $f'''(x) = 0$, $U(f) = \int [f'''(x)]^2 dx$ и т.д. Порядок производной определяет число соединяемых участков (например, при $n = 1$ сглаживается только пара участков).

Если для каждого пикселя i наблюдение есть “истина” плюс независимый гауссовский шум $d_i = f_i + \varepsilon_i$, где ε_i характеризуется средним значением яркости выбранного класса объектов и среднеквадратическим отклонением σ_i^2 , то для известной плотности распределения

$$p(d|f) = \left[\prod_{i=1}^m (2\pi\sigma_i^2)^{-1/2} \right] \exp[-U(d|f)]$$

энергия правдоподобия равна

$$U(d|f) = \sum_{i=1}^m (f_i - d_i)^2 / (2\sigma_i^2),$$

а апостериорная энергия для такой упрощенной модели плоской поверхности

$$\begin{aligned} E(f) &\equiv U(f|d) = U(d|f) + U(f) = \\ &= \sum_{i=1}^m (f_i - d_i)^2 / (2\sigma_i^2) + \sum_{i=1}^m (f_i - f_{i-1})^2. \end{aligned}$$

В общем случае регуляризованное решение, которое переводит некорректно поставленную задачу (решение может быть неединственным) в

корректно поставленную задачу, получается путем минимизации энергии следующего типа:

$$E(f) = \sum_{i \in A} [f(x_i) - d(x_i)]^2 + \lambda \int_a^b [f^{(n)}(x)]^2 dx,$$

где A — множество индексов выборочных данных, локализация которых дается точками x_i , $\lambda \geq 0$ — весовой фактор при рассмотрении интеграла от квадрата производной указанной функции на интервале $[a, b]$, $n \geq 1$ — порядок производной. Первое слагаемое в правой части характеризует меру близости искомого решения и исходных данных обрабатываемого изображения. Второе слагаемое — собственно регуляризатор, который накладывает априори ограничение на решение по сглаживанию используемых при этом функций. Минимум функции $E(f)$ может достигаться не одновременно для записанных двух слагаемых правой части, параметр λ согласовывает априорные предположения и функцию правдоподобия. При этом достигаемая в процессе минимизации энергии оптимизация вычислительных процедур соответствует правдоподобию измерительных данных и такой аналитической функции преобразования изображений, которая регуляризует некорректную задачу на основе априорных предположений о свойствах этой функции и ее производных.

Выражение для апостериорной энергии в виде

$$E(f) = \sum_{i \in S} (f_i - d_i)^2 + \lambda \sum_{i \in S} \sum_{i' \in N_i} g(f_i - f_{i'}),$$

где на производную дополнительно введенной функции g накладывается ограничение

$$\lim_{\eta \rightarrow \infty} |g'(\eta)| = \text{const} < \infty,$$

приводит к прекращению сглаживания пикселей на границах объектов и маркировке этих границ. Дальнейшее усложнение гауссовской модели

$$d_i = \varphi(f_i) + \varepsilon_i,$$

где регистрируемые данные d_i зависят уже через функцию φ от модельных данных f_i , и потенциала правдоподобия до

$$V(d_i|f_i) = [\varphi(f_i) - d_i]^2 / (2\sigma_i^2),$$

позволяет строить модели текстур и решать задачи их распознавания.

В итоге создаваемая аппаратно-программная система обработки данных высокого спектрального и пространственного разрешения реализует вычислительные процедуры распознавания объектов в два этапа. На первом этапе производится оконтуривание “объектов интереса”, задание априорной вероятности встречаемости классов и использование метода максимального правдоподобия для нахождения вероятности ошибки распознавания. На втором этапе для каждого пикселя уточняются значения априорной вероятности, осуществляется нахождение границ выделенных классов с регуляризацией получаемых решений и возможным сглаживанием пикселей внутри классов и проводится

распознавание текстур этих классов объектов. Объединение этих этапов способствует повышению точности решения задачи распознавания объектов.

ДОПОЛНИТЕЛЬНЫЕ ЗАМЕЧАНИЯ

Следует отметить, что перспективы развития приложений данных гиперспектрального аэрокосмического зондирования не только в создании соответствующей аппаратуры, наземных комплексов приема и обработки данных, но и в создании нового программно-алгоритмического обеспечения современных интеллектуальных систем извлечения полезной информации из исходных данных (data mining). Существует определенная иллюзия, что можно использовать готовое программное обеспечение, поставляемое зарубежными фирмами: получаемые информационные продукты приспособлены исключительно к их же системам дистанционного зондирования, для другой аппаратуры (по пространственному и спектральному разрешению, отношению “сигнал/шум”, условиям регистрации данных и т.п.) эти продукты могут быть совсем иными.

Изложенная постановка задачи распознавания объектов позволяет проводить обработку получаемых ГСИ на основе создаваемого оригинального программного обеспечения (Козодеров и др., 2013). В процессе его реализации были учтены все необходимые этапы лабораторных предполетных и летных испытаний аппаратной системы гиперспектрального зондирования на базе НПО “Лептон”. Распознавание по спектральным признакам основывается на вычислительных процедурах разделения заданных априори классов в многомерном признаковом пространстве. Как сказано во введении, для изображений высокого пространственного разрешения требуется также контекстуальное распознавание текстур. В частности, при массовой обработке “свечение” отдельных пикселей заданного класса может восприниматься как шум, учет контекста в этом случае приводит к повышению общей точности распознавания, но отдельно стоит задача обнаружения таких специфических объектов. Аналогично «всплески» в спектральном ходе отдельных пикселей (каждый спектр пикселя формируется с помощью весовых функций составных элементов соответствующих объектов — end-members) относительно окружающего фона могут использоваться для обнаружения таких объектов по спектральным признакам с учетом отношений “сигнал/шум” аппаратуры.

Другое замечание касается того, что в зарубежных открытых публикациях по аэрокосмической гиперспектрометрии идут по пути нахождения некоторых выбранных комбинаций спектральных каналов, как и при обработке данных многоспектрального зондирования. Несмотря на признание более широких возможностей данных гиперспектральной съемки, в реальности при обработке данных организуется поиск некоторых комбинаций

каналов, относящихся к полосам поглощения хлорофилла, другим соотношениям каналов. При этом учитываются далеко не все спектральные каналы, и недооценивается роль методов вычислительной математики, позволяющих проводить оптимизацию каналов на новом уровне. Огромные потоки данных неизбежно ставят проблему их обработки на современных высокопроизводительных многопроцессорных системах.

После этих замечаний рассмотрим некоторые примеры применения изложенных здесь новых подходов к обработке ГСИ с акцентом на ДЗ лесных экосистем разного породного состава и возраста.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Примеры оптимизации каналов гиперспектрального самолетного зондирования и распознавания объектов по спектральным признакам на выбранном тестовом полигоне показаны в работе (Дмитриев, 2013). Здесь приведем примеры выделения информационных слоев регистрируемых гиперспектральной камерой освещенных и затененных фитоэлементов для “чистых выделов” определенного породного состава и возраста.

Рисунок 1 (см. на цветн. вклейках) иллюстрирует возможности объединения отдельных каналов используемой гиперспектральной камеры разработки НПО “Лептон”, г. Зеленоград, что необходимо для оптимизации всего набора спектральных каналов. Оптимизация необходима для понимания реальной информативности используемых каналов. На RGB-синтезированном изображении (рис. 1а) можно видеть слева окраину г. Тверь, справа р. Волга и структуру растительного покрова на противоположном ее берегу. Чисто шумовой канал (рис. 1б) характеризует атмосферные условия в момент съемки. Канал 4 (рис. 1в) позволяет различить очертания городской застройки. Канал 50 (рис. 1г) позволяет видеть увеличение контраста на изображении. Объединение каналов 4–9 (рис. 1д) способствует различению водной территории, что становится еще более заметным при объединении каналов 4–17 с общим спектральным разрешением 4.83 нм (рис. 1е). Наконец, объединение каналов 4–50 с разрешением 19.13 нм (рис. 1ж) еще лучше разрешает пространственную структуру наблюдаемых объектов. Отметим, что оптимизация каналов необходима для автоматизированной обработки данных и не всегда связана с улучшением визуальных свойств обрабатываемого изображения.

При объединении каналов отношение “сигнал/шум” аппаратуры должно возрастать. Однако при осреднении достаточно большого числа каналов сигнал может оказаться искаженным. Дополнительное исследование среднего спектра сцены и доверительных интервалов сигнала и шума показало, что возможно объединение каналов вплоть до 30 нм без существенного уменьшения точности распознавания наблюдаемых объектов. При объединении спектральных каналов с разрешением до 100 нм уже теряется информация, пригодная для

проведения тонкой классификации (например, возраста древостоев).

В работе (Дмитриев, 2013) проиллюстрированы параметры ансамблей СПЭЯ выбранных однородных древостоев (в основном, сосняков и березняков) тестовой территории 4 × 3 км. На этой территории выбрано около 50000 самолетных спектров, относящихся к “чистым выделам”, т.е. участкам приблизительно одного породного состава. Остановимся подробнее на распределении СПЭЯ этих сосняков и березняков разного возраста.

Текстура лесного полога (перемежающиеся освещенные и затененные участки крон, а также межкрупные просветы) формируется в виде пространственного распределения регистрируемых пикселей в пределах указанных выделов. Значения СПЭЯ освещенных участков, для которых аппаратура обеспечивает достаточно высокие значения отношения “сигнал/шум”, определяются в основном оптическими свойствами кроны, текущими атмосферными условиями и высотой Солнца. При более низких значениях указанного отношения и увеличении шумовой составляющей для затененных участков кроны формирование СПЭЯ происходит за счет многократного рассеяния света внутри кроны и спектральных свойств подстилающей поверхности. Для полученных обучающих выборок исходных спектров и спектров, нормированных на их интегральные значения, было произведено разделение пикселей освещенных и затененных участков кроны на определенное количество градаций по интегральной яркости. Оказалось, что по полученным ансамблям спектров можно сформировать для каждой породы и каждого возраста, по крайней мере, три наиболее информативных слоя нормированных СПЭЯ.

На рис. 2 (на цветн. вклейках) представлено распределение нормированных значений СПЭЯ в зависимости от длины волны и возраста преимущественно сосновых (рис. 2а) и березовых (рис. 2б) древостоев. Видно, что для всех возрастов информативный слой, соответствующий пикселям с полностью затененной частью кроны, более выражен в видимом диапазоне и в каналах с центральной длиной волны более 920 нм; для каналов 710 нм и 920 нм наиболее выражен слой освещенной части полога; переходный слой просматривается вблизи длины волны 910 нм. Видно также, что взаимное расположение информационных слоев для сосновых и березовых насаждений близко между собой. Расстояние между слоями определяет информативность спектральных каналов при восстановлении проекционных характеристик соответствующих классов объектов. При слиянии этих информационных слоев каналы будут нечувствительны к изменению плотности полога и сомкнутости крон.

На рис. 3 (на цветн. вклейках) показаны отклонения нормированных значений СПЭЯ от среднего спектра по возрасту для сосновых (рис. 3а) и березовых (рис. 3б) насаждений. Из данных рис. 3а

Рис. 2. Информационные слои нормированных спектров, формируемых пологом: *a* – сосновых и *b* – березовых древостоев различного возраста: синий цвет – затененная часть полога, красный – полностью освещенная часть полога, зеленый – переходная область (пиксел формируется наполовину освещенной и затененной частью полога).

Рис. 3. Отклонение нормированных значений СПЭЯ от среднего спектра по возрасту для пикселей, соответствующих полностью освещенной части пологам: *a* – соснового и *b* – березового.

Рис. 4. Поканальные зависимости нормированных значений СПЭЯ полностью освещенной части пологам: *a* – соснового и *b* – березового. Цвета соответствуют центральным длинам волн спектральных каналов (черный цвет соответствует БИК-диапазону). Слева – все спектры, справа – каналы видимой области спектра.

можно наблюдать, что практически во всех каналах видимого диапазона (вплоть до длины волны 740 нм) имеет место достаточно гладкое возрастание иллюстрируемых величин вплоть до возраста 80 лет (периода спелости). Далее с увеличением возраста эта тенденция выражено меньше, но относительная гладкость зависимости сохраняется. В то же время для ближней ИК-области характерны достаточно сильные колебания, особенно вблизи полос поглощения кислорода (760 нм) и водяного пара (820 нм и др.).

Из данных рис. 3*b* видно возрастание иллюстрируемых величин при движении от молодого возраста древостоев до возраста в 60–70 лет и их стабилизация для спелых древостоев в видимом диапазоне. В ближнем ИК-диапазоне изменения менее значительные, но заметен всплеск вблизи длины волны 710 нм для возраста 50–70 лет.

Данные рис. 4 (на цветн. вклейках) демонстрируют отмеченные на рис. 2 и рис. 3 особенности формирования нормированных спектров. Из данных рис. 4*a* можно видеть, что иллюстрируемые значения СПЭЯ в каналах видимого и ближнего инфракрасного диапазона имеют различное поведение. В видимой области спектра заметны колебания кривых с периодом около 40 лет, в ближней инфракрасной области эти возрастные колебания более резкие. Имеется необходимость выяснения причин таких колебаний. Иной характер носят кривые рис. 4*b*. Здесь нет таких ярко выраженных колебаний иллюстрируемых кривых, которые носят более монотонный характер в зависимости от возраста древостоев. Эти особенности отличают поведение рассматриваемых спектров для хвойных и лиственных пород в зависимости от возраста древостоев и требуют согласования полученных результатов со специалистами-лесниками.

В заключение можно отметить, что используемые в лесохозяйственной практике категории бонитета лесных насаждений (качества древесины) основаны на информации об их возрасте и высоте древостоев. Как видим, данные гиперспектрального зондирования позволяют увязать выбранные классы породного состава древостоев с их возрастом. Дополнительная установка лидара (лазерного локатора) на ту же гиро-стабилизированную платформу самолетного носителя, на которую установлен гиперспектрометр, будет способствовать повышению точности решаемых прикладных задач оценки состояния лесных экосистем.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основное внимание при описании создаваемой аппаратно-программной системы обработки данных самолетного гиперспектрального зондирования уделено использованию получаемой информационной продукции для решения региональных прикладных задач. Описан общий подход к распознаванию ГСИ, который объединяет задачу нахождения максимума апостериорной вероятности с максимальным правдоподобием модельных функций распределения и обрабатываемых данных. Показаны характерные особенности формирования информационных слоев регистрируемых спектральных плотностей энергетической яркости от возраста древостоев для освещенных и затененных фитоэлементов хвойных и лиственных пород. Перспективы приложений разработанной системы обработки данных гиперспектрального зондирования – в оптимизации числа каналов для распознавания природно-техногенных объектов с обоснованной точностью при выделении контуров этих объектов и описанию их текстур.

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

- Дмитриев Е.В.* Классификация лесного покрова Тверской области на основе гиперспектральных аэроизображений // Исслед. Земли из космоса. 2013 (в печати).
- Дуда Р., Харт П.* Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976. 509 с.
- Козодеров В.В.* Оценка искажающего влияния атмосферы при дешифрировании природных образований из космоса // Аэрокосмические исследования Земли. Обработка видеоинформации с использованием ЭВМ. М.: Наука, 1978. С. 24–35.
- Козодеров В.В.* Атмосферная коррекция видеоизображений // Исслед. Земли из космоса. 1983. № 2. С. 65–75.
- Козодеров В.В.* Особенности реализации моделей оценки фитомассы растительности по наблюдениям из космоса // Исслед. Земли из космоса. 2006. № 2. С. 79–88.
- Козодеров В.В.* Применение данных оптического дистанционного зондирования для изучения природно-климатических процессов // Климат и природа. 2012. Т. 2. № 3. С. 3–16.
- Козодеров В.В.* Вычислительная система обработки данных гиперспектрального аэрокосмического зондирования // Сб. тез. научно-техн. конф. “Гиперспек-

- тральные приборы и технологии". ОАО "Красногорский завод им. С.А. Зверева", 2013. С. 101–102.
- 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., Дмитриев Е.В.* Дистанционное зондирование лесного покрова: инновационный подход // Лесной вестник. М: МГУЛ, 2012. Т. 1. № 84. С. 19–33.
- Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Дмитриев Е.В., Казанцев О.Ю., Персев И.В., Щербаков М.В.* Обработка данных гиперспектрального аэрокосмического зондирования // Исслед. Земли из космоса. 2012. № 5. С. 3–11.
- Козодеров В.В., Косолапов В.С., Садовничий В.А., Тимошин О.А., Тищенко А.П., Ушакова Л.А., Ушаков С.А.* Космическое земледование: информационно-математические основы / Под ред. В.А. Садовничего. М.: МГУ, 1998. 576 с.
- Козодеров В.В., Садовничий В.А., Ушакова Л.А., Ушаков С.А.* Космическое земледование: диалог природы и общества. Устойчивое развитие / Под ред. В.А. Садовничего. М.: МГУ, 2000. 640 с.
- Besag J., Green P.J.* Spatial statistics and bayesian computation // J. Royal Stat. Soc. Ser. B. 1993. V. 55. № 1. P. 25–37.
- Bolton J., Gader P.* Random set framework for context-based classification with hyperspectral imagery // IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens. 2009. V. 47. № 11. P. 3810–3821.
- Cross G.C., Jain A.K.* Markov random field texture models // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1983. V. 5. № 1. P. 25–39.
- Curran P.J., Foody G.M., Kondratyev K.Ya., Kozoderov V.V., Fedchenko P.P.* Remote sensing of soils and vegetation in the USSR. L.: Taylor and Francis, 1990. 203 p.
- Friedland N.S., Rosenfeld A.* Compact object recognition using energy-function based optimization // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1992. V. 14. P. 770–777.
- Geman S., Geman D.* Stochastic relaxation Gibbs distributions and the Bayesian restoration of the image // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1984. V. 6. № 6. P. 721–741.
- Haralick R.M., Joo H., Lee C., Zhuang X., Vaidya V., Kim M.* Pose estimation from corresponding point data // IEEE Trans. Sys., Man and Cybern. 1989. V. 19. P. 1426–1446.
- Herault L., Horaud R.* Figure-ground discrimination: A combinatorial optimization approach // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1993. V. 15. P. 899–914.
- Hung Y.P., Cooper D.B., Cernuschi-Frias B.* Asymptotic Bayesian surface estimation using an image sequence // Int. J. Comp. Vis. 1991. V. 6. № 2. P. 105–132.
- Jain A.K.* Advances in mathematical models in image processing // Proc. IEEE. 1981. № 69. P. 502–528.
- Kondratyev K.Ya., Kozoderov V.V., Smokty O.I.* Remote sensing of the Earth from space: atmospheric correction. Heidelberg: Springer-Verlag, 1992. 478 p.
- 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. № 3. P. 5699–5717.
- Li S.Z.* Markov random field modeling in computer vision. N.Y.–B.–Heidelberg–Tokyo: Springer-Verlag, 1995, 350 p.
- Olsen R.C., Garner J., Dyke E.V.* Terrain classification in urban wetlands with high-spatial resolution multi-spectral imagery // Proc. SPIE. 2002. V. 4881. P. 686–691.
- Poggio T., Torre V., Koch C.* Computational vision and regularization theory // Nature. 1985. V. 317. P. 314–319.
- Tan H.L., Gelfand S.B., Delp E.* A cost minimization approach to edge detection using simulated annealing // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1992. V. 14. P. 3–18.
- Tso B., Olsen R.C.* A contextual classification scheme based on MRF model with improved parameter estimation and multiscale fuzzy line process // Rem. Sens. Env. 2005. V. 97. P. 127–136.
- Ullman S.* Relaxation and constraint optimization by local process // Comp. Graph. Image Proc. 1979. V. 10. P. 115–195.

A System of Airborne Remote Sensing Data Processing of High Spectral and Spatial Resolution

V. V. Kozoderov¹, E. V. Dmitriev², V. P. Kamentsev³

¹ M.V. Lomonosov Moscow State University, Moscow

² Institute of Numerical Mathematics, Russian Academy of Sciences, Moscow

³ Tver State University, Tver

The created apparatus and programmatic system of natural and anthropogenic objects pattern recognition based on airborne hyperspectral remote sensing data realizes the flight tasks on selected routes of survey and computational procedures to solve the emerging applied problems in the data processing procedures. Bases have been revealed of the objects recognition using the processed images of high spectral and spatial resolution in mathematical terms of site and label sets as well as interconnected cliques of separate pixels for the selected object classes. Characteristic features are demonstrated of the energy minimization for a scene under processing as an objective function of optimization of the relevant calculations as well as the solution regularization as a theoretical background of the object class separability having into account the boundaries between the classes. Examples are shown of the information layers selection for the registered spectra related to "the pure species" of the coniferous and birch forests while separating illuminated and shaded pixels. These findings foster the enhancement of the pattern recognition accuracy in the imagery processing procedures.

Keywords: airborne hyperspectral images, data processing, recognition of natural and anthropogenic objects, computational procedures



Рис. 1. Пример ГСИ территории вблизи г. Тверь: *а* – RGB-синтезированное изображение; *б* – шумовой канал 1 (400 нм); *в* – канал 4, центральная длина волны (ц.д.в.) 401.79 нм; *г* – канал 50, ц.д.в. 420.92 нм; *д* – объединение каналов 4–9, общее разрешение (о.р.) 1.81 нм; *е* – объединение каналов 4–17, о.р. 4.83 нм; *ж* – объединение каналов 4–50, о.р. 19.13 нм.



