

АЛГОРИТМЫ АНАЛИЗА ЛИНЕЙНОЙ СПЕКТРАЛЬНОЙ СМЕСИ НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КАРТОГРАФИЧЕСКОЙ ОСНОВЫ

Денисова А.Ю., Мясников В.В.

Институт систем обработки изображений РАН,

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва

(национальный исследовательский университет)

Аннотация

В статье предлагаются два алгоритма анализа линейной спектральной смеси на гиперспектральных изображениях с использованием картографической основы. Картографическая основа используется для уточнения коэффициентов спектрального разложения на границах объектов (для первого алгоритма) или формирования сигнатур малых объектов (для второго алгоритма), в составе которых нет ни одного целого спектрального отсчёта. Набор используемых спектральных сигнатур может быть как задан заранее (с неопределёнными коэффициентами), так и неизвестен и извлечён в процессе работы алгоритмов.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения, спектральное разложение, гиперспектральный анализ, субпиксельная селекция, метод наименьших квадратов, картографическая основа.

Введение

В настоящее время широкое применение получили геоинформационные системы, позволяющие вести актуальную картографическую основу местности с любым разрешением, используя данные различных источников. В результате базы данных геоинформационных систем содержат большие объёмы графической и семантической информации, которая может быть использована в качестве данных для решения многих прикладных задач, в том числе задач анализа данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Настоящая работа предлагает несколько способов использования картографической информации, содержащейся в геоинформационных системах, для выполнения задач анализа гиперспектральных изображений.

Задача линейного спектрального разложения является одной из основных в круге задач анализа гиперспектральных данных ДЗЗ. Предполагается, что каждый пиксель изображения описывается линейной моделью спектральной смеси некоторых спектральных сигнатур [1–3] и задача линейного спектрального разложения состоит в отыскании коэффициентов этой линейной комбинации.

Совокупность методов линейного спектрального анализа (Linear Spectral Analysis – LSMA) была разработана и систематизирована в работах профессора С.И. Chang, посвятившего вопросам обработки гиперспектральных изображений три монографии [1–3]. Несколько отличающаяся классификация представлена в работе [4]. Следуя классификации, предложенной в работах [1–3], методы можно разделить по степени использования априорной информации на *управляемые* (Supervised LSMA – SLSMA), когда известен список сигнатур разложения, и *неуправляемые* (Unsupervised LSMA – ULSMA), когда априорная информация о списке сигнатур отсутствует. Особенность ULSMA заключается в наличии стратегии оценки набора сигнатур, составляющих изображение, некоторым оптимальным способом с последующим применением одного из алгоритмов SLSMA. Алгоритмы SLSMA представляют собой комбинацию методов модификации

данных для учёта различной априорной информации о взаимозависимостях каналов и сигнатур и методов линейного спектрального разделения смесей. Последние подразделяются по наличию ограничений на коэффициенты разложения и основываются на соответствующих методах оптимизации.

В настоящей работе рассматриваются те же задачи, но их формулировка пополняется дополнительной информацией, присутствующей на картографической основе в геоинформационных системах. Используя картографическую основу, несущую информацию о пространственном расположении реальных объектов (в том числе малых), можно наложить дополнительные ограничения в задаче линейного спектрального разложения и получить существенное улучшение решения как на границах объектов, так и в случае наличия малых объектов (в составе которых нет ни одного целого отсчёта изображения). Предлагаемый подход позволяет реализовать т. н. способ субпиксельной селекции, когда извлекаемые коэффициенты спектрального разложения, или спектральные сигнатуры, соответствуют областям, физический размер которых меньше линейного разрешения гиперспектрального изображения.

Работа построена следующим образом. В первом разделе представлена задача спектрального разложения линейной смеси сигнатур, дана информация об ограничениях. Последующие разделы содержат новые результаты: во втором разделе описан алгоритм линейного спектрального разложения, позволяющий выполнять спектральное разделение на границах областей с использованием картографической основы; в третьем разделе представлен алгоритм субпиксельной спектральной селекции, позволяющий получать спектральные сигнатуры малых объектов, размеры которых могут быть меньше отсчёта изображения. Результаты экспериментального исследования алгоритма спектрального разложения представлены в четвёртом разделе, а метод субпиксельной спектральной селекции – в пятом.

В завершение работы приведены выводы, благодарности и список использованной литературы.

1. Задачи спектрального разложения линейной смеси спектральных сигнатур

Для описания пикселя \bar{v} изображения используется линейная модель спектральной смеси [1–3, 4], когда исходный пиксель представляется в виде линейной комбинации нескольких спектральных сигнатур $M = (\bar{m}_1, \dots, \bar{m}_p)$:

$$\bar{v} = M\bar{\alpha} + \bar{n}, \tag{1}$$

где \bar{n} – ошибка модели и измерений, $\bar{\alpha}^T = (\alpha_1, \dots, \alpha_p)^T$ – коэффициенты, которые удовлетворяют одному или обоим ограничениям:

1) нормировка

$$\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1; \tag{2}$$

2) неотрицательность

$$\alpha_j \geq 0, 0 \leq j \leq p. \tag{3}$$

Поиск коэффициентов производится путём минимизации величины среднеквадратического отклонения линейной смеси сигнатур от истинного значения гиперспектрального пикселя:

$$\epsilon^2 = (\bar{v} - M\bar{\alpha})^T (\bar{v} - M\bar{\alpha}) \rightarrow \min_{\bar{\alpha}}. \tag{4}$$

Иногда для учёта дополнительных факторов задача ставится в следующем виде

$$\epsilon^2 = (\bar{v} - M\bar{\alpha})^T A (\bar{v} - M\bar{\alpha}) \rightarrow \min_{\bar{\alpha}}, \tag{5}$$

где A – весовая матрица, учитывающая ошибки в каждом канале и их взаимосвязь. Без нарушения общности будем полагать, что A – единичная матрица, во всех остальных случаях задача (5) путём линейных преобразований матрицы сигнатур и векторов-пикселей может быть сведена к задаче (4). Методы и алгоритмы решения задачи (4) представлены как в указанных обзорных работах [1–4], так и в специализированных работах [5–8].

2. Алгоритм спектрального разложения с использованием картографической основы

Априорная информация, учитываемая в задаче спектрального разложения с использованием картографической основы, предполагается следующей:

1) список известных спектральных сигнатур LS размера NS $\{\bar{s}_i\}_{i=0}^{NS-1}$ (не обязательно полный),

2) список известных типов областей/объектов на цифровой векторной карте LR размера NR ,

3) матрица соответствия δ сигнатур и областей с размером соответственно $NS \times NR$. Значение каждого элемента матрицы (i_{LS}, i_{LR}) задаётся следующим образом:

- $\delta(i_{LS}, i_{LR}) = 2$, если сигнатура i_{LS} может присутствовать в спектральной смеси для области i_{LR} ;

- $\delta(i_{LS}, i_{LR}) = -2$, если сигнатура i_{LS} не присутствует в спектральной смеси для области i_{LR} ;

- $\delta(i_{LS}, i_{LR}) \in (0, 1]$, если сигнатура i_{LS} используется с определённым коэффициентом.

Набор этих данных может храниться в виде базы данных и использоваться для множества задач.

Входными данными конкретной задачи спектрального разложения являются:

1) геопривязанное гиперспектральное изображение $\bar{v}(n1, n2)$ некоторого разрешения R размера $N1 \times N2$;

2) «маски» областей/объектов, каждой из которых соответствует индекс из LR . «Маски» областей могут быть как векторными, так и растровыми, полученными с помощью средств ГИС. В последнем случае разрешение маски должно быть в несколько раз выше, чем R (разрешение входного изображения). Области не могут пересекаться, и размер каждой области должен быть больше, чем размер отсчёта изображения;

3) параметр `ExtendSpectrum`. Если его значение «Истина», то список сигнатур при решении задачи может пополняться. Пополненный список будем называть LSE , размер списка NSE будет $NSE \geq NS$. Если значение этого параметра «Ложь», то списки LSE и LS совпадают;

4) необязательный параметр `EPS`, предназначенный для остановки процедуры пополнения списка сигнатур.

Считается, что геопривязка для входного изображения выполнена точно. Если данные о спектральных сигнатурах на изображении отсутствуют совсем, для инициализации списка сигнатур предлагается использовать любой из известных методов поиска «чистых» пикселей, например алгоритм `N-FINDR` [9].

В качестве выходных данных предлагаемого алгоритма выступают:

1) пополненный список сигнатур LSE ;

2) NSE – канальное изображение размера $N1 \times N2$, содержащее в каждом отсчёте коэффициенты представления соответствующего (по положению) гиперспектрального отсчёта исходного изображения в виде спектральной смеси сигнатур LSE . Каждый канал выходного изображения $\lambda_i(n1, n2)$ соответствует набору коэффициентов для сигнатуры с номером i из списка LSE ;

3) изображение гиперспектральных остатков $x(n1, n2)$ представления гиперспектрального отсчёта исходного изображения линейной смесью спектральных сигнатур.

Ниже приводится пошаговое описание предлагаемого алгоритма спектрального разложения с использованием картографической основы.

1. Из множества \mathbf{V} отсчётов всего изображения отбираются отсчёты, полностью лежащие в областях маски (не на границах). Обозначим эти множества отсчётов $\{\mathbf{V}_j\}_{j=0}^{NR-1}$.

2. Для каждого отсчёта множества \mathbf{V}_j решается задача линейного спектрального разложения (4) при ограничениях (2) и (3). В результате определяются доли каждой конкретной спектральной компоненты из множества LS , для которой $\delta(i_{LR}, i_{LS})$ допускает присутствие (если доля фиксирована – она в соответствующей системе также заранее фиксируется, а не является решением данной задачи). Результатом решения данной задачи яв-

ляются значения $\lambda_i(n1, n2)$ для соответствующих индексов i из LS и отсчётов из V_j .

3. Формируется множество $\mathbf{X} = \bigcup_{j=0}^{NR-1} \mathbf{V}_j$ отсчётов,

содержащих гиперспектральные остатки полученного на шаге 2 разложения:

$$x(n1, n2) \equiv \bar{v}(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_i(n1, n2) \bar{s}_i.$$

4. Если ExtendSpectrum=«истина», выполняются шаги 4.1 – 4.3. Иначе выполняется переход на шаг 5.

4.1. Для множества \mathbf{X} гиперспектральных остатков выполняется процедура поиска «чистых» пикселей с параметром EPS. Если исходный список сигнатур был неполным, то множество остатков будет содержать линейные комбинации недостающих сигнатур. Тогда «чистые» гиперспектральные остатки укажут на спектральные сигнатуры из множества \mathbf{V} , которые необходимо внести в список LSE .

4.2. Для множества $\{\mathbf{V}_j\}_{j=0}^{NR-1}$ решается задача (4) при ограничениях (2)-(3) для пополненного списка сигнатур. Полученные в результате коэффициенты разложения обозначим $\lambda_i(n1, n2)$, i – индекс из списка спектральных сигнатур.

4.3. Для отсчётов из $\{\mathbf{V}_j\}_{j=0}^{NR-1}$ производится перерасчёт значений гиперспектральных остатков по пополненному списку сигнатур:

$$x(n1, n2) \equiv \bar{v}(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_i(n1, n2) \bar{s}_i.$$

5. Для каждой пары область–сигнатура определяется закон распределения коэффициентов спектрального разложения $\{\lambda_i(n1, n2)\}_{(n1, n2) \in V_j}$. Обозначим соответствующие законы распределения (плотности вероятности): $\{p_{ij}(\lambda)\}_{\lambda \in \overline{0, NSE-1}}$. В случае нормального распределения достаточно определить математическое ожидание коэффициентов и дисперсию.

6. Формируется множество пикселей $\mathbf{V}^* = \mathbf{V} \setminus \bigcup_{j=0}^{NR-1} \mathbf{V}_j$, попадающих на границы областей/объектов.

7. Для каждого пикселя $(n1, n1)$ из списка \mathbf{V}^* рассчитываются доли площади, которую в нём занимает конкретная область. Обозначаем площади: $\{S_j(n1, n2)\}_{j=0}^{NR-1}$.

Очевидно, должно выполняться ограничение $\sum_{j=0}^{NR-1} S_j(n1, n2) = 1$.

8. Для каждого отсчёта $(n1, n1)$ из списка \mathbf{V}^* (расположенного на границе) с сигнатурой $\bar{v}(n1, n2)$ определяются значения

$$\lambda_i(n1, n2) = \sum_{j=0}^{NR-1} S_j(n1, n2) \lambda_{ij}(n1, n2)$$

как решения следующей задачи:

$$\left\{ \begin{aligned} & \alpha \left(\bar{v}(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NSE-1} \sum_{j=0}^{NR-1} \lambda_{ij}(n1, n2) S_j(n1, n2) \bar{s}_i \right)^2 - \\ & - (1 - \alpha) \sum_{i=0}^{NSE-1} \sum_{j=0}^{NR-1} \ln p_{ij}(\lambda_{ij}(n1, n2)) \rightarrow \min_{\{\lambda_{ij}(n1, n2)\}_{j=0, NR-1}} \\ & \lambda_{ij}(n1, n2) \geq 0, \quad i = \overline{0, \dots, NSE-1}, j = \overline{0, \dots, NR-1}; \\ & \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_{ij}(n1, n2) = 1, \quad j = \overline{0, \dots, NR-1}. \end{aligned} \right.$$

Здесь $\alpha \in [0, 1]$ – некоторый параметр, характеризующий относительный вес каждого из слагаемых в целевой функции критерия. Для случая, когда распределения вероятностей $\{p_{ij}(\lambda)\}_{\lambda \in \overline{0, NSE-1}}$, являются нормаль-

ными, приведённый выше критерий принимает вид:

$$\left\{ \begin{aligned} & \alpha \left(\bar{v}(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NSE-1} \sum_{j=0}^{NR-1} \lambda_{ij}(n1, n2) S_j(n1, n2) \bar{s}_i \right)^2 + \\ & + (1 - \alpha) \sum_{i=0}^{NSE-1} \sum_{j=0}^{NR-1} \frac{(\lambda_{ij}(n1, n2) - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \rightarrow \min_{\{\lambda_{ij}(n1, n2)\}_{j=0, NR-1}} \\ & \lambda_{ij}(n1, n2) \geq 0, \quad i = \overline{0, \dots, NSE-1}, j = \overline{0, \dots, NR-1}; \\ & \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_{ij}(n1, n2) = 1, \quad j = \overline{0, \dots, NR-1}. \end{aligned} \right.$$

9. Для каждого отсчёта, расположенного на границе, производится пересчёт гиперспектральных значений остатков:

$$x(n1, n2) \equiv \bar{v}(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_i(n1, n2) \bar{s}_i.$$

Примечание. В качестве процедуры пополнения списка на шаге 4.1 могут выступать любые методы извлечения спектрально чистых элементов, например алгоритм N-FINDR [9]. Величина и смысл параметра EPS определяются конкретным алгоритмом и связаны с остановкой процедуры пополнения списка. В случае использования алгоритма N-FINDR величина EPS характеризует порог, определяющий, в конечном итоге, число отбираемых сигнатур, в качестве которых выступают так называемые «чистые» пиксели. Связь между величиной порога EPS и числом отбираемых сигнатур устанавливается посредством ограничения суммы собственных значений корреляционной матрицы каналов изображения (используется разложение Карунена–Лоэва).

3. Алгоритм спектральной селекции с использованием картографической основы

Требования к *априорной информации*, необходимой для спектральной селекции сигнатуры малого объекта, совпадают с описанными выше для алгоритма спектрального разложения.

Входными данными конкретной задачи спектральной селекции сигнатуры малого объекта являются:

1–4) входные данные, совпадающие с соответствующими позициями входных данных для алгоритма

спектрального разложения с использованием картографической основы, изложенного в предшествующем разделе;

5) индекс t малой области/объекта (на изображении такая область не содержит ни одного целого отчёта), для которой требуется определить спектральную сигнатуру.

Выходными данными алгоритма являются:

- 1) пополненный список спектральных сигнатур LSE ;
- 2) спектральная сигнатура \bar{s} для области t .

Ниже приводится пошаговое описание алгоритма спектральной селекции сигнатуры малой области/объекта с использованием картографической основы.

1–7. Выполняются соответствующие шаги алгоритма спектрального разложения с использованием картографической основы, описанного в предшествующем разделе, для тех областей, которые имеют в своём составе хотя бы один целый отсчёт.

8. Для заданного индекса t «малой» области формируется подмножество V^{**} множества отсчётов V^* (определение этого множества дано в предшествующем алгоритме), которые эту область «содержат».

9. Искомая спектральная сигнатура \bar{s} области t определяется как решение следующей оптимизационной задачи:

$$\left\{ \begin{aligned} & \alpha \sum_{(n1,n2) \in V^{**}} \left(\bar{v}(n1,n2) - S_t(n1,n2)\bar{s} - \right. \\ & \quad \left. - \sum_{j=0, j \neq t}^{NR-1} \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_{ij}(n1,n2) S_j(n1,n2) \bar{s}_i \right)^2 + \\ & + (1-\alpha) \sum_{j=0, j \neq t}^{NR-1} \sum_{i=0}^{NSE-1} \ln p_{ij}(\lambda_{ij}(n1,n2)) \rightarrow \min_{\bar{s}, \{\lambda_{ij}(n1,n2)\}_{i=0, NR-1}^{NSE-1}} \\ & \lambda_{ij}(n1,n2) \geq 0, \quad i = 0, \dots, NSE - 1, j = 0, \dots, NR - 1; \\ & \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_{ij}(n1,n2) \leq 1, \quad j = 0, \dots, NR - 1. \end{aligned} \right.$$

Здесь $\alpha \in [0,1]$ – параметр, характеризующий относительный вес каждого из слагаемых в целевой функции критерия. В случае $\alpha \rightarrow 0$, когда коэффициенты спектрального разложения определяются из условия $\lambda_{ij} = \lambda_{ij}^* \equiv \arg \max_{\lambda} p_{ij}(\lambda)$, явное выражение для извлекаемой спектральной сигнатуры искомой области имеет вид:

$$\bar{s} = \frac{\sum_{(n1,n2) \in V^{**}} S_t(n1,n2) \left(\bar{v}(n1,n2) - \sum_{j=0, j \neq t}^{NR-1} S_j(n1,n2) \sum_{i=0}^{NSE-1} \lambda_{ij}^* \bar{s}_i \right)}{\sum_{(n1,n2) \in V^{**}} (S_t(n1,n2))^2}.$$

Для нормальной модели распределения величина $\lambda_{ij}^* \equiv \arg \max_{\lambda} p_{ij}(\lambda)$ определяется как среднее значение коэффициента разложения области j -го типа по спектральной сигнатуре с индексом i . При этом можно показать, что при таком определении этих величин ограничения на коэффициенты разложения, указанные в оптимизационной задаче, будут выполняться.

4. Результаты экспериментальных исследований алгоритма спектрального разложения

Для исследования эффективности предложенного алгоритма спектрального разложения использовались синтезированные гиперспектральные изображения с 340 каналами с диапазоном длин волн от 0,8 до 2,5 мкм с шагом 0,005 мкм. Размеры исследуемых изображений составляли 64×64 пикселя.

В качестве данных картографической основы использовалась растровая маска областей размером 512×512.

Для генерации тестовых изображений использовались сигнатуры из спектральной библиотеки IGCP-264 Library [10]. Коэффициенты спектральных сигнатур по областям задавались как стационарные случайные поля с биэкспоненциальной корреляционной функцией. При формировании изображения производилась предварительная коррекция значений коэффициентов с учётом ограничения (3) и нормировка коэффициентов в соответствии с ограничением (2).

Для получения тестового (обрабатываемого) изображения сначала формировался его детальный прототип, т.е. крупномасштабное изображение с масками областей, из которого тестовое изображение получалось путём усреднения значений гиперспектральных отсчётов прототипа следующим образом:

$$\bar{v}(n1,n2) = \frac{1}{T^2} \sum_{k_1, k_2=0}^{T-1} \bar{v}_p(n1 \cdot T + k_1, n2 \cdot T + k_2), \quad (6)$$

где \bar{v}_p – гиперспектральный отсчёт детального изображения-прототипа, \bar{v} – отсчёт обрабатываемого изображения, $T \geq 2$ – отношение линейных размеров детального и обрабатываемого изображений.

Для пополнения списка сигнатур использовался алгоритм N-FINDR [9] с параметром $EPS=10^{-6}$.

Пример тестового изображения и маски областей приведён на рис. 1.

Будем обозначать светлую область маски как Область-1, тёмную – как Область-2. Область-1 формируется из смеси сигнатур ALUNITE_AL705 и ILLITE_IL101, Область-2 – из смеси сигнатур SEPIOLITE_SEP3101, BUDDINGTONITE_NHB2301, HEMATITE_FE2602 из библиотеки сигнатур IGCP-264 Library [10].

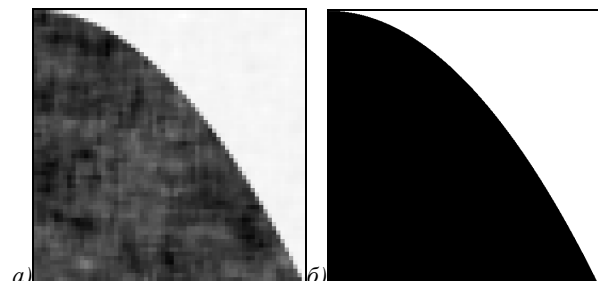


Рис.1. а) Тестовое изображение, б) маска областей

Первая часть эксперимента заключалась в исследовании ошибки в оценке коэффициентов спектрального разложения, когда набор сигнатур полностью задан. Для расчёта ошибки использовалось следующее выражение:

$$\xi = \frac{1}{|M|} \sum_{(n1,n2) \in M} \frac{1}{NS} \sum_{i=0}^{NS-1} (\lambda_i^b(n1,n2) - \lambda_i(n1,n2))^2,$$

где M – множество отсчётов анализируемой области, $|M|$ – мощность множества M , $\lambda_i^b(n1,n2)$ – базовые коэффициенты для сигнатуры с номером i в списке LS , $\lambda_i(n1,n2)$ – оценка коэффициентов для сигнатуры с номером i в списке LS . В качестве множества M выступали множество целых пикселей V или множество граничных пикселей V^* .

График значений среднеквадратичной ошибки коэффициентов приведён на рис. 2. Видно, что коэффициенты разложения восстанавливаются достаточно точно в широком диапазоне значений отношения сигнал/шум (во всех экспериментах используется аддитивный некоррелированный шум с нормальным законом распределения с нулевым средним и заданной дисперсией).

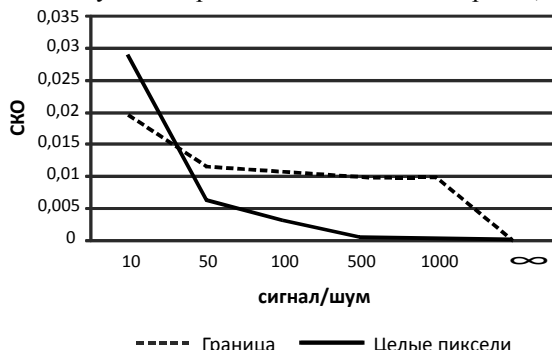


Рис. 2. Среднеквадратичная ошибка восстановления коэффициентов

Вторая часть эксперимента заключалась в исследовании качества представления отсчётов исходного изображения при отсутствующей информации о сигнатурах. В качестве показателя качества обработки применялась средняя абсолютная ошибка представления гиперспектрального пикселя с помощью полученных коэффициентов:

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{\epsilon}_i,$$

$$\bar{\epsilon}_i = \frac{1}{|M|} \sum_{(n1,n2) \in M} \left| v_i(n1,n2) - \sum_{j=0}^{NSE-1} \lambda_j(n1,n2) s_{ji} \right|,$$

где N – число спектральных компонент (каналов), $\bar{\epsilon}_i$ – средняя абсолютная ошибка представления отсчёта гиперспектрального изображения в i -м канале, M – множество отсчётов анализируемой области, $v_i(n1,n2)$ – i -ая спектральная компонента пикселя $(n1,n2)$, s_{ji} – i -ая спектральная компонента j -й сигнатуры из списка LSE .

На рис. 3 и рис. 4 приведены соответственно значения ϵ для рассматриваемого тестового изображения в случаях известного списка сигнатур и при отсутствии информации о сигнатурах (используются сигнатуры, извлечённые N-FINDR).

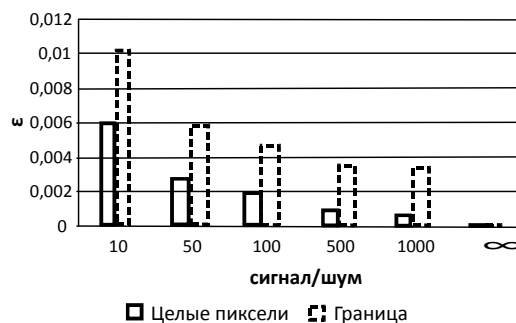


Рис. 3. Средняя абсолютная ошибка представления пикселей при различных отношениях сигнал/шум для случая с известным списком сигнатур

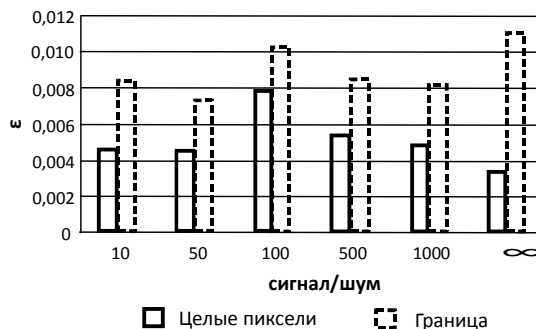


Рис. 4. Средняя абсолютная ошибка представления пикселей при различных отношениях сигнал/шум для случая с неизвестным списком сигнатур (сигнатуры извлечены N-FINDR)

В общем случае видно, что ошибка представления отсчётов при известном наборе сигнатур меньше, чем в случае оценки набора сигнатур по изображению методом N-FINDR. Для случая с полным списком сигнатур характер ошибки для целых и граничных пикселей по спектральным каналам иллюстрируется на рис. 5. График получен при отношении сигнал/шум 100. Очевидно, наименьшая ошибка представления относится к плавно изменяющимся участкам сигнатур. В целом следует отметить, что метод демонстрирует хорошие свойства помехоустойчивости.

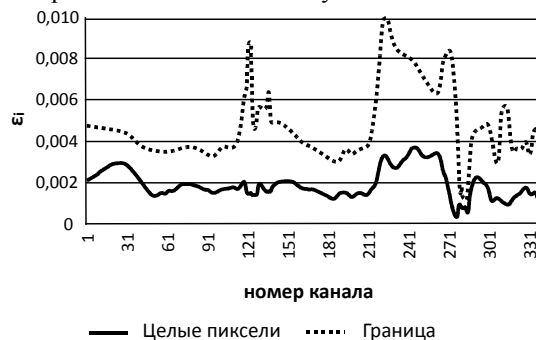


Рис. 5. Средняя ошибка представления пикселей при отношении сигнал/шум 100 и известном списке сигнатур

5. Результаты экспериментальных исследований алгоритма спектральной селекции

Исследование эффективности алгоритма спектральной селекции проводилось на тестовых изображениях, синтезированных с параметрами и по схеме, описанной в предшествующем разделе. На рис. 6 представлены исходное изображение и маска.

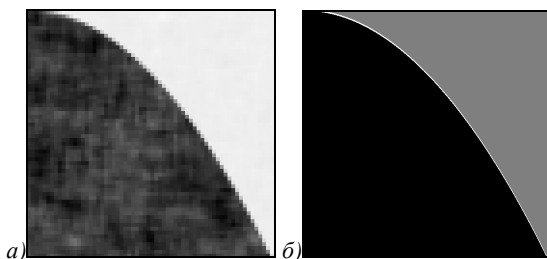


Рис. 6. Тестовое изображение и маска объектов для метода спектральной селекции

Объекту, сигнатура которого извлекается, соответствует белая линия на рисунке. Толщина объекта на маске меняется от 0,375 до 0,125 линейного размера пикселя на тестовом изображении. Объекту соответствовала сигнатура, не присутствующая в фоновых областях.

Извлекаемые сигнатуры сравнивались с эталонной для объекта сигнатурой KAOLINIT_KL502 из библиотеки IGCP-264 Library по критерию среднеквадратичного отклонения. Полученные результаты для двух случаев работы алгоритма – при известном списке сигнатур и при неизвестном списке сигнатур (извлечённых с помощью N-FINDR) – показаны на рис. 7.

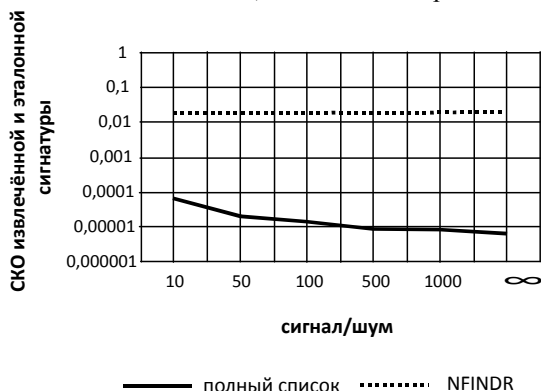


Рис. 7. График СКО извлечённой и эталонной сигнатур при различных отношениях сигнал/шум

Из графиков на рис. 7 видно, что сигнатура восстанавливается достаточно хорошо в широком диапазоне сигнал/шум (ошибка в наихудшем случае имеет порядок 0,01), при этом на исследуемом диапазоне шумов величина ошибки меняется незначительно.

Выводы

В работе предложены два принципиально новых алгоритма анализа линейной спектральной смеси на гиперспектральных изображениях, специфика которых состоит в использовании при решении задач картографической основы зарегистрированных на изображениях территорий. Для первого алгоритма картографическая основа используется для уточнения коэффициентов спектрального разложения на границах объектов, вводя дополнительные ограничения в постановке задачи. Для второго алгоритма дополнительная пространственная информация, предоставляемая картографической основой, также конкретизирует соответствующий формальный критерий задачи и позволяет осуществлять спектральную селекцию малых объектов (т.е. объектов, в составе которых нет

ни одного целого спектрального отсчёта изображения) – извлекать их спектральную сигнатуру. Для обоих алгоритмов набор используемых спектральных сигнатур может быть как задан заранее (с неопределёнными или предопределёнными коэффициентами), так и неизвестен и извлечён в процессе работы алгоритмов. Указанный факт позволяет относить разработанные алгоритмы одновременно к двум классам методов гиперспектрального анализа – к методам управляемого (SLSMA) и неуправляемого (ULSMA) линейного спектрального анализа.

Задача субпиксельной селекции (subpixel selection) спектральной сигнатуры в предложенной постановке (извлечение сигнатуры для малого объекта, размеры которого могут быть меньше размеров отсчёта изображения) является новой и, судя по полученным в работе результатам, успешно решается с использованием картографической основы. Существующие методы работы с гиперспектральными изображениями на «субпиксельном» уровне решают задачи субпиксельной классификации [1–3] и обнаружения целей [1–3], но не извлекают спектральные сигнатуры для малых объектов (термин «субпиксельный» в задачах спектрального анализа смеси понимается как получение части/коэффициента спектрального разложения целого гиперспектрального отсчёта изображения).

Дальнейшие направления работ связаны с созданием численно эффективных методов решения расширенных задач спектрального разложения, в которых традиционная задача линейного спектрального разложения (2)–(4) оказывается скорректирована дополнительными ограничениями и/или изменениями целевой функции (подобно задачам из второго и третьего разделов настоящей работы).

Благодарности

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке:

- грантов РФФИ, проекты № 12-07-00021-а, 13-01-12080-офи-м, 13-07-97006-р_поволжье_а, 13-07-12103-офи-м;

- программы фундаментальных исследований Президиума РАН «Фундаментальные проблемы информатики и информационных технологий», проект 2.12;

- Министерства образования и науки Российской Федерации (в рамках постановления Правительства Российской Федерации от 09.04.2010 г. № 218: договор № 02.Г36.31.0001 от 12.02.2013).

Литература

1. **Chang, C.I.** Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis / C.I. Chang. – John Wiley & Sons, 2013. – 1164 p.
2. **Chang, C.I.** Hyperspectral data exploitation: theory and applications / C.I. Chang. – Wiley-Interscience, 2007. – 456 p.
3. **Chang, C.I.** Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification / C.I. Chang. – Springer, 2003. – 370 p.
4. **Keshara, N.** A Survey of Spectral Unmixing Algorithms / N. Keshara // Lincoln Laboratory Journal. – 2003. – V. 14(1). – P. 55-78.

5. **Heinz, D.C.** Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery / D.C. Heinz, C.I. Chang // *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on.* – 2001. – V. 39(3). – P. 529-545.
 6. **Chang, C.I.** Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery / C.I. Chang, D.C. Heinz // *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on.* – 2000. – V. 38(3). – P. 1144-1159.
 7. **Мину, М.** Математическое программирование: Теория и алгоритмы: / М. Мину; – пер. с фр. и предисл. А.И. Штерна. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит, 1990. – 488 с.
 8. **Haskell, K.H.** An algorithm for linear least squares problems with equality and nonnegativity constraints / K.H. Haskell, R.J. Hanson // *Mathematical Programming.* – 1981. – V. 21(1). – P. 98-118.
 9. **Plaza, A.** Fast implementation of pixel purity index algorithm / A. Plaza, C.I. Chang // *Proc. of the SPIE conference on Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XI.* – 2005. – V. 5806. – P. 307-317.
 10. **Clark, R.N.** The U. S. Geological Survey, Digital Spectral Library: Version 1: 0.2 to 3.0 microns, U.S. Geological Survey Open File Report 93-592 / R.N. Clark, G.A. Swayze, A.J. Gallagher, T.V.V. King, W.M. Calvin – 1993. – 1340 p.
- References**
1. **Chang, C.I.** *Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis* / C.I. Chang. – John Wiley & Sons, 2013. – 1164 p.
 2. **Chang, C.I.** *Hyperspectral data exploitation: theory and applications* / C.I. Chang. – Wiley-Interscience, 2007. – 456 p.
 3. **Chang, C.I.** *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification* / C.I. Chang. – Springer, 2003. – 370 p.
 4. **Keshara, N.** A Survey of Spectral Unmixing Algorithms / N. Keshara // *Lincoln Laboratory Journal.* – 2003. – V. 14(1). – P.55-78.
 5. **Heinz, D.C.** Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery / D.C. Heinz, C.I. Chang // *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on.* – 2001. – V. 39(3). – P. 529-545.
 6. **Chang, C.I.** Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery / C.I. Chang, D.C. Heinz // *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on.* – 2000. – V. 38(3). – P. 1144-1159.
 7. **Мину, М.** *Mathematical programming: Theory and Algorithms* / M. Minu; – transl. from French and introduction by A.I. Shtern. – Moscow: “Nauka. Glavnaya redakcia fiziko-matematicheskoi literatury” Publisher. – 1990. – 488 p. – (In Russian).
 8. **Haskell, K.H.** An algorithm for linear least squares problems with equality and nonnegativity constraints / K.H. Haskell, R.J. Hanson // *Mathematical Programming.* – 1981. – V. 21(1). – P. 98-118.
 9. **Plaza, A.** Fast implementation of pixel purity index algorithm / A. Plaza, C.I. Chang // *Proc. of the SPIE conference on Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XI.* – 2005. – V. 5806. – P. 307-317.
 10. **Clark, R.N.** The U. S. Geological Survey, Digital Spectral Library: Version 1: 0.2 to 3.0 microns, U.S. Geological Survey Open File Report 93-592 / R.N. Clark, G.A. Swayze, A.J. Gallagher, T.V.V. King, W.M. Calvin – 1993. – 1340 p.

ALGORITHMS OF LINEAR SPECTRAL MIXTURE ANALYSIS FOR HYPERSPECTRAL IMAGES USING BASE MAP

A.Yu. Denisova, V.V. Myasnikov

*Image Processing Systems Institute, Russian Academy of Sciences,
Samara State Aerospace University*

Abstract

The authors propose two algorithms of linear spectral mixture analysis for hyperspectral images using base map. Base map data are used to refine coefficients of spectral mixture on the edges of map objects (in first algorithm) and acquire spectral signatures of small objects (in second algorithm), that does not occupy any pixel on input image entirely. The set of mixed signatures may be already known with undefined coefficients or unknown with extraction on one of the stages of the algorithm.

Key words: hyperspectral images, spectral unmixing, hyperspectral analysis, subpixel selection, least squares method, base map.

Сведения об авторе Денисова Анна Юрьевна см. стр. 295 этого номера.

Сведения об авторе Мясников Владислав Валерьевич см. стр.296 этого номера.

Поступила в редакцию 29 марта 2014 г.