

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КАРТОГРАФИЧЕСКОЙ ОСНОВЫ В ЗАДАЧЕ АНАЛИЗА ЛИНЕЙНОЙ СПЕКТРАЛЬНОЙ СМЕСИ НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

А. Денисова, В. Мясников
Факультет информатики

Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королёва
(национальный исследовательский университет), Самара, Россия,

denisova_ay@geosamara.ru, vmyas@smr.ru

Аннотация

В статье предлагается алгоритм с использованием картографической основы для анализа линейной спектральной смеси. Алгоритм выполняет разложение изображения по компонентам линейной спектральной смеси с использованием картографической информации для уточнения коэффициентов смеси в пикселях, соответствующих нескольким областям карты.

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

1. ВВЕДЕНИЕ

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 Chang, C.I. [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 рассматривается задача линейного спектрального разложения, но её формулировка пополняется дополнительной информацией, присутствующей на картографической основе в геоинформационных системах. Используя картографическую основу, можно наложить дополнительные ограничения в задаче линейного

спектрального разложения и существенно улучшить решение на границах объектов.

2. ЗАДАЧА РАЗЛОЖЕНИЯ ЛИНЕЙНОЙ СМЕСИ СПЕКТРАЛЬНЫХ СИГНАТУР

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

$$v = M\alpha + \pi, \quad (1)$$

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

$$1) \text{ нормировка } \sum_{j=1}^p \alpha_j = 1; \quad (2)$$

$$2) \text{ неотрицательность: } \alpha_j \geq 0, 0 \leq j \leq p. \quad (3)$$

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

$$\varepsilon^2 = (v - M\alpha)^T (v - M\alpha) \rightarrow \min_{\alpha}. \quad (4)$$

Методы и алгоритмы решения задачи (4) представлены, как в указанных обзорных работах [1 - 3], так и в специализированных работах [4, 6, 7].

3. АЛГОРИТМ СПЕКТРАЛЬНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КАРТОГРАФИЧЕСКОЙ ОСНОВЫ

Априорная информация:

- 1) список известных спектральных сигнатур LS размера NS $\{s_i\}_{i=0}^{NS-1}$ (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}) задается 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.

Входные данные:

- 1) геопривязанное гиперспектральное изображение $v(n1, n2)$ 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 Extend Spectrum. 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 [8].

Выходные данные:

- 1) пополненный список сигнатур LSE ;
- 2) NSE – канальное изображение размера $N1 \times N2$, содержащее в каждом отсчете коэффициенты представления соответствующего (по положению) гиперспектрального отсчета 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 отсчета исходного изображения линейной смесью спектральных сигнатур.

Описание предлагаемого алгоритма спектрального разложения с использованием картографической основы.

1. Из множества V отсчетов всего изображения отбираются отсчёты, полностью лежащие в областях маски (не на границах). Обозначим эти множества отсчетов $\{V_j\}_{j=0}^{NR-1}$.
2. Для каждого отсчета множества 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 являются значения $\lambda_i(n1, n2)$ для соответствующих индексов i из LS и отсчетов из V_j .

3. Формируется множество $X = \bigcup_{j=0}^{NR-1} V_j$ отсчетов, содержащих гиперспектральные остатки полученного на шаге 2 разложения:

$$x(n1, n2) \equiv v(n1, n2) - \sum_{i=0}^{NS-1} \lambda_i(n1, n2) s_i.$$

4. Если Extend Spectrum – "Истина" выполняются шаги 4.1 – Иначе выполняется переход на шаг 5.

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

4.2. Для множества $\{V_j\}_{j=0}^{NR-1}$ 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 отсчетов из $\{V_j\}_{j=0}^{NR-1}$ производится перерасчёт значений гиперспектральных остатков по пополненному списку сигнатур.

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): $\{p_{ij}(\lambda)\}_{i=0, NSE-1, j=0, NR-1}$.

В случае нормального распределения достаточно определить математическое ожидание коэффициентов и дисперсию.

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

7. Для каждого пикселя $(n1, n2)$ из списка 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 отсчета $(n1, n2)$ из множества V^* расположенного на границе) с сигнатурой $v(n1, n2)$ определяются значения

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

как решения следующей задачи:

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

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

выше критерий принимает вид:

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

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

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

Примечание. В качестве процедуры пополнения списка на шаге 4.1 могут выступать любые методы извлечения спектрально чистых элементов, например алгоритм N-FINDR [8]. 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).

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 [5]. Коэффициенты спектральных сигнатур по областям задавались как стационарные случайные поля с биэкспоненциальной корреляционной функцией. При формировании изображения производилась предварительная коррекция значений коэффициентов с учетом 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:

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

где v_p – гиперспектральный отсчет детального изображения-прототипа; v – отсчет обрабатываемого изображения; $T \geq 2$ – отношение линейных размеров детального и обрабатываемого изображений.

Для пополнения списка сигнатур использовался алгоритм N-FINDR [8] с параметром $EPS=10^{-6}$.

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

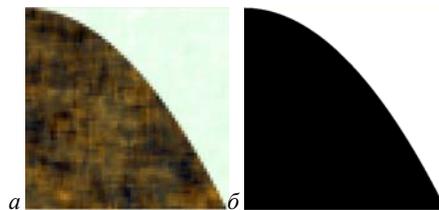


Рис. 1: а – тестовое изображение; б – маска областей

Для расчёта ошибки оценки коэффициентов 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 отсчетов 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 выступало множество целых пикселей V или множество граничных пикселей V^* .

График значений среднеквадратичной ошибки (СКО) 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).

При 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:

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

где N – число спектральных компонент (каналов); $\bar{\varepsilon}_i$ – средняя абсолютная ошибка представления отсчета гиперспектрального изображения в i -м канале; $v_i(n1, n2)$ – i -я спектральная компонента пикселя $(n1, n2)$; s_{ji} – i -я спектральная компонента j -й сигнатуры из списка LSE .

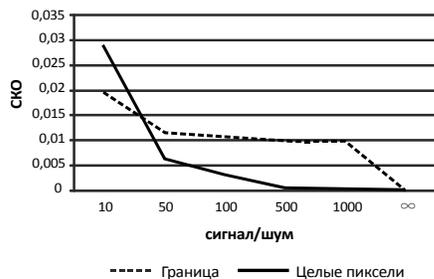


Рис. 2. SKO восстановления коэффициентов

На рис. 3 и 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). Можно заключить, что метод обладает хорошими свойствами помехоустойчивости.

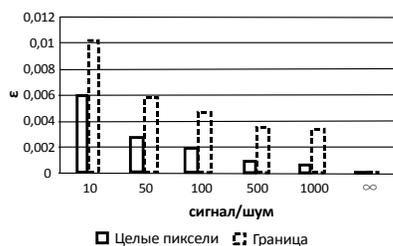


Рис. 3. Средняя абсолютная ошибка представления пикселей для случая с известным списком сигнатур

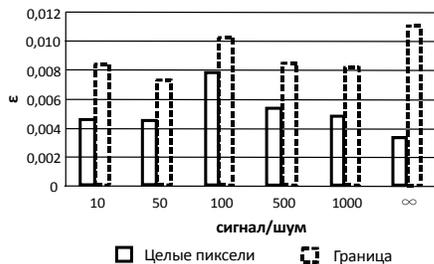


Рис. 4. Средняя абсолютная ошибка представления пикселей для случая с неизвестным списком сигнатур (сигнатуры извлечены NFINDR)

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для представленного алгоритма картографическая основа используется для уточнения коэффициентов спектрального разложения на границах объектов вводом дополнительных ограничений в постановке задачи. 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 разработанный алгоритм одновременно к двум классам методов гиперспектрального анализа – к методам управляемого (SLSMA) и неуправляемого (ULSMA) линейного спектрального анализа.

6. БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при государственной поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках реализации мероприятий Программы повышения конкурентоспособности СГАУ среди ведущих мировых научно-образовательных центров на 2013 – 2030 гг. А также при частичной финансовой поддержке: грантов РФФИ, проекты № 13-07-12103-офи-м, 13-01-12080-офи-м, 12-07-00021-а, 13-07-97006-р_поволжье_а; 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).

7. ССЫЛКИ

- [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] Chang, C.I. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery/ Chang C. I., Heinz D. C. // Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. – 2000. – V. 38 (3). – P. 1144 – 1159.
- [5] 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 / Clark, R.N., G.A. Swayze, A.J. Gallagher, T.V.V. King, W.M. Calvin – 1993. – 1340 p
- [6] Heinz, D.C. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery/ Heinz D. C., Chang C. I. // Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. – 2001. – V. 39 (3). – P. 529 – 545.
- [7] Мину, М. Математическое программирование: Теория и алгоритмы: Пер. с фр. и предисловие А.И. Штерна./ Мину М. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. 1990. – 488 с
- [8] 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.

Об авторах

Мясников В. – профессор СГАУ им. С.П. Королёва.
E-mail: vmyas@smr.ru.
Денисова А. – аспирант СГАУ им. С.П. Королёва.
E-mail: denisova_ay@geosamara.ru.