

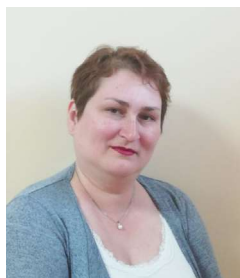
teorii

6. Зачем России цифровая экономика? Электронный ресурс: <https://rb.ru/longread/digital-economy-in-russia>

7. Кульков В.М. Цифровая экономика: надежды и иллюзии // Философия хозяйства. Альманах Центра общественных наук и экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова. 2017. № 5. С. 145–156.

8. Портфель инноваций. Дайджест по интеллектуальной собственности и смежным областям (по материалам российских СМИ). Вып.37 (153). М.: Федеральный институт промышленной собственности (ФИПС). Отделение Всероссийская патентно-техническая библиотека (ВПТБ). Информационно-библиографический отдел.

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ АЭРОКОСМИЧЕСКОЙ ФОТОСЪЕМКИ



### Береснева Янна Владиславовна

старший преподаватель кафедры «Инфокогнитивные технологии» Московского политехнического университета, старший преподаватель кафедры специальных вычислительных комплексов, про-граммного и информационного обеспечения автоматизированных систем управления и робото-технических комплексов Военной академии им. Петра Великого.

**Аннотация:** В статье проанализировано дистанционное зондирование Земли. Для анализа гиперспектральных изображений в программном комплексе (ПК) ENVI применяются следующие алгоритмы: спектрально-угловое картирование, приспособление к спектральным особенностям.

**Ключевые слова:** обработки данных гиперспектральной аэрокосмической фотосъемки, корреляция, Земля.

**Abstract:** The article analyzes remote sensing of the Earth. To analyze hyper-spectral images in the ENVI software package (PC), the following algorithms are used: spectral-angular mapping, adaptation to spectral features.

**Keywords:** data processing of hyperspectral aerospace photography, correlation, Earth.

Одной из проблем, возникающих при обработке и анализе результатов аэрокосмической фотосъемки, является невозможность извлечения информации из данных, основными признаками которых являются незначительные отличия в спектральных поверхностях Земли. В статье рассматриваются вопросы, связанные с исследованием методов обработки данных, полученных при гиперспектральной аэрокосмической фотосъемке.

Важным направлением получения информации о поверхности земли является проведение дистанционного зондирования Земли одной из разновидностей аэрокосмической фотосъемки, которая вызывает большой интерес у специалистов различных областей: военных специалистов, геологов, биологов, археологов, и др. К числу относительно нового вида съемки в дистанционном зондировании Земли относится гиперспектральная съемка (ГСС), которая является продолжением развития мультиспектральных систем.

В ряде приложений, связанных с прогнозированием и оценкой развития чрезвычайных ситуаций,

геологоразведкой, экологическим мониторингом и др., извлечение информации из данных обычной аэрокосмической фотосъемки затруднено или вообще невозможно, поскольку основными признаками являются малозначительные, едва заметные отличия в спектрах земных покровов.

В настоящее время особенно востребована задача обработки и анализа данных ГСС, которая обеспечивает обнаружение тонких спектральных отличий и позволяет выявлять значимые характеристики в ходе исследований атмосферы, океана, суши и т.п.

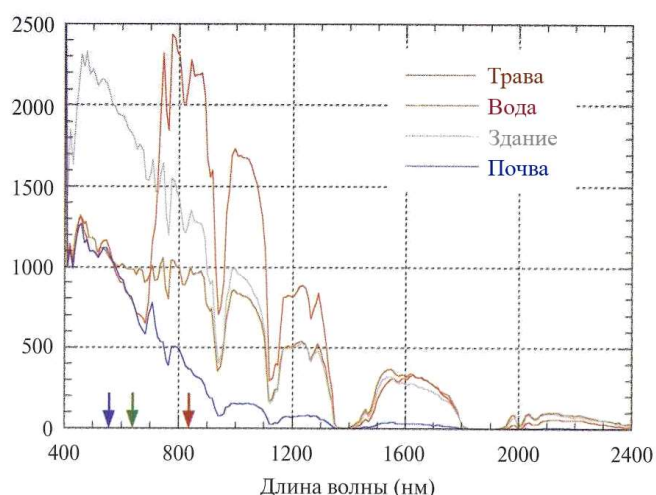
Основными проблемами использования данных ГСС является анализ больших массивов информации и информационная избыточность при решении конкретных задач, где извлечение полезной информации – непростая задача, поэтому необходимо рассмотреть методы анализа данных аэрокосмической фотосъемки и используемые в них алгоритмы классификации данных.

Основными величинами, подлежащими изменению при спектральном анализе, являются длина

волны, интенсивность отраженного сигнала и пространственная координата исследуемой поверхности. Поэтому центральным объектом гиперспектрального анализа является гиперкуб – массив данных, образуемых значениями интенсивности отраженного сигнала от двумерной поверхности, разбитой на пиксели.

Основная особенность гиперспектрального анализа, отличающая его от многозонального или мультиспектрального анализа, заключается в возможности привлечения для идентификации изображения его дифференциальных характеристик. Это приводит к принципиальному улучшению информативности данных, так как используются не несколько наиболее информативных или простых для регистрации участков спектра, а весь спектр регистрируемых длин волн.

На разных спектральных каналах каждый элемент, в зависимости от своей отражательной способности, оставляет уникальную спектральную сигнатуру, которую также называют кривой спектрального отражения (рис.1). Разные материалы распознаются по общей форме спектральной кривой, а также расположению и яркости полос поглощения.



**Рисунок 1 – График спектральной интенсивности излучения**

Спектры отражения материалов, чей состав известен, рассчитываются в лабораторных условиях, а затем собираются в библиотеку спектров, что облегчает анализ гиперспектральных снимков.

Для обработки данных гиперспектральной аэрокосмической фотосъемки используются следующие методы, применяемые в наиболее популярных ГИС.

Программный комплекс ENVI (Environment for Visualizing Images – среда для отображения снимков), выпускаемый американской корпорацией ITT Visual Information Solutions, является наиболее совершенным и в то же время очень простым в управлении программным обеспечением для работы с данными дистанционного зондирования.

Для анализа гиперспектральных изображений в программном комплексе (ПК) ENVI применяются сле-

дующие алгоритмы [1]:

- спектрально-угловое картирование;
- приспособление к спектральным особенностям.

ERDAS IMAGINE – растровый графический редактор и программный продукт, первоначально разработанный американской компанией ERDAS Inc., и предназначенный для обработки данных дистанционного зондирования (в основном, данных дистанционного зондирования Земли).

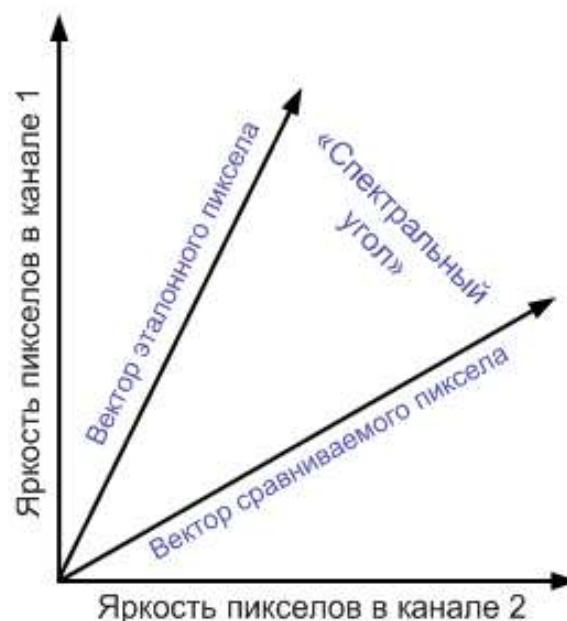
Методы гиперспектрального анализа, применяемые в ПК Erdas Imagine [6]:

- ортогональная проекция подпространства;
- спектрально-угловое картирование;
- корреляция;
- принудительная минимизация энергии.

Для анализа приведенных выше алгоритмов классификации гиперспектральных изображений необходимо рассмотреть каждый из них более подробно.

### Спектрально-угловое картирование

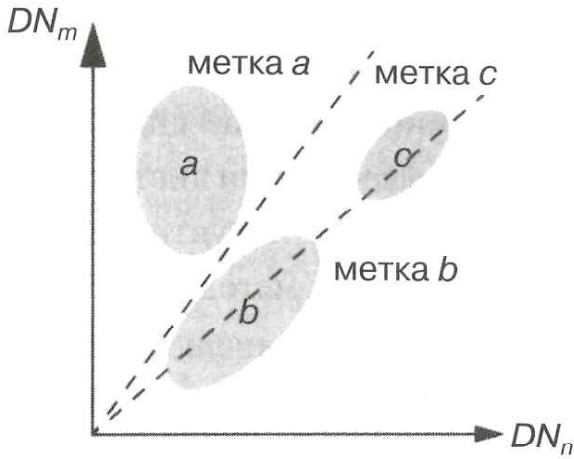
Данный классификатор напоминает классификатор метода ближайшего среднего, использующего спектрально-угловое расстояние (рис.2). Первоначально разработанный для гиперспектральных данных [2], он не использует никаких специальных характеристики этих данных и может также применяться к многоспектральным данным. Спектрально-угловое расстояние не зависит от модуля спектральных векторов и поэтому нечувствительно к изменениям топографии. Поэтому этот классификатор может применяться к данным дистанционного зондирования, которые не были скорректированы с учетом топографии, что облегчает их сравнение с лабораторным спектром коэффициента отражения.



**Рисунок 2 – Спектральный угол**

Пример общей двумерной классификации приведен на рисунке 3. Классы b и c могут представлять

собой темную и светлую почву или одну и ту же почву при наличии изменчивости в топографическом затенении. Они не могут быть выделены из-за того, что их средние характеристики расположены очень близко к границам решения, а распределения классов совпадают с этими границами.



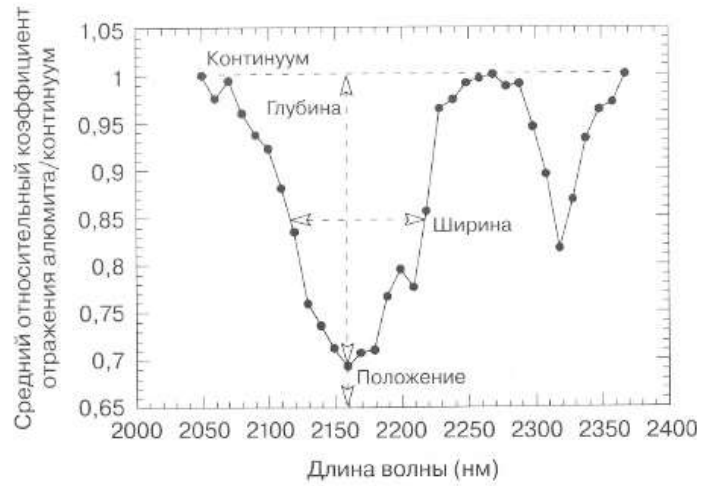
**Рисунок 3 – Границы решения спектрально-углового классификатора**

**Сравнение особенностей спектральной кривой**

Данный метод заключается в сравнении спектральных характеристик пикселей изображения с эталонными спектрами с помощью метода наименьших квадратов. Эталонные спектральные характеристики масштабируются в соответствии со спектрами изображения, после чего из обоих наборов данных удаляется лишняя информация. Алгоритм позволяет определять материал, образующий спектр пикселя, на основе характерных зон поглощения данного типа материала.

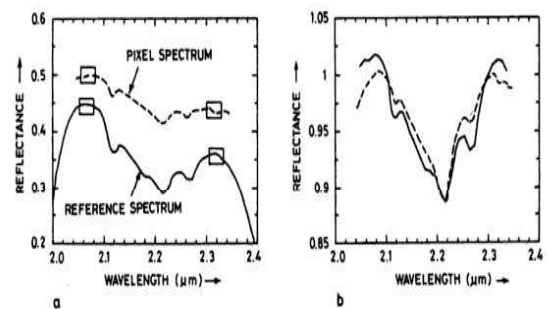
Использование данного алгоритма предусматривает наличие априорных знаний о конкретных минералах или объектах, находящихся в изучаемой области. Выбирается спектральный диапазон соответствующий полосе поглощения.

Высокое спектральное разрешение систем видеоспектрометров создает возможность идентифицировать некоторые материалы по характеристикам их полос поглощения. Для одиночных полос поглощения можно определить параметры глубины, ширины и положения полосы поглощения (рис.4). Существование полосы поглощения на определенной длине волны может быть заявлено, как только глубина поглощения начинает превышать определенное пороговое значение [3]; при необходимости затем могут быть рассчитаны ширина полосы и ее положение. Эти характеристики, измеренные при получении гиперспектрального изображения, можно сравнить для идентификации с такими же характеристиками лабораторного спектра коэффициента отражения.

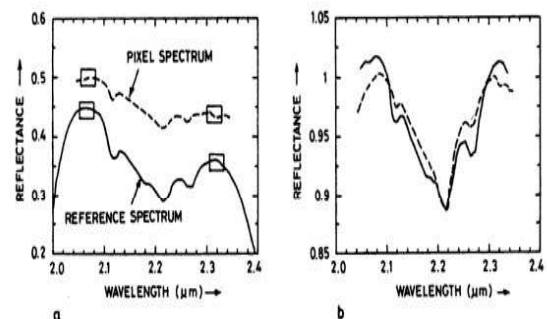


**Рисунок 4 – Определение трех параметров полосы поглощения**

Таким образом, континуум выбирается как из спектральных данных изображения, так и из данных библиотеки спектрограмм (рис.5). Выбранные данные из спектрограммы библиотеки накладываются на данные изображения с использованием простого линейного усиления и смещения. Далее вычисляется расстояние между каждым неизвестным пикселем изображения и каждым пикселем эталона по методу наименьших квадратов.



**Fig. 11.22. Spectral feature fitting. a** Reference and pixel spectral curves. **b** Continuum removed spectra are fitted to each other



**Fig. 11.22. Spectral feature fitting. a** Reference and pixel spectral curves. **b** Continuum removed spectra are fitted to each other

**Рисунок 5 – Анализ особенностей спектральной кривой. а. Эталонная спектрограмма и спектрограмма пикселей изображения. б. Совмещение выделенных континуумов спектрограмм**



Метод сравнения особенностей спектральной кривой позволяет получить статистические спектральные карты подобия, показывающие распределение, а также относительное содержание, например, минералов в изучаемых объектах.

По сравнению с другими методами анализа изображений анализ особенностей спектральной кривой не гарантирует высокую точность результата, так как характеристики атмосферы оказывают сильное влияние на значения данных изображения.

#### Условная минимизация энергии

Данный метод заключается в обнаружении нужного источника целевого сигнала, путем ограничения шумов и информации из неизвестных источников, а также с применением минимизации средней мощности сигнала. Алгоритм основан на методе Совмещенного фильтрации (Matched Filtering). Совмещенное фильтрация – это тип линейного разделения, в котором на карте классификации отображаются только выбранные пользователем материалы. В отличие от полного разделения, в данном случае, чтобы выполнить анализ, нет необходимости указывать эталоны для характерных объектов на снимке. Следует отметить, что метод совмещенного фильтрации изначально развивался для определения наличия материалов, которые редко встречаются на снимке.

Условная минимизация энергии является неэффективным методом по ряду причин:

1. Высокая чувствительность к шуму и помехам на снимках.
2. Может обнаружить только одну цель за раз.
3. Для достижения наилучших результатов и обнаружения нескольких целей необходима корреляционная матрица, а также использование дополнительных методов, например «Winner-Take-All».

Ортогональная проекция подпространства

Предполагается, что матрица  $E$  состоит из двух частей: первой,  $U$ , состоящей из  $L-1$  столбцов и содержащей  $L-1$  вектор конечных членов, и последнего столбца, содержащего определенный, представляющий интерес спектральный характерный признак  $d$ . Оператор максимальной классификации тогда можно записать в виде:

$$q^T = d^T (I - UU^{\#}) \quad (1)$$

Матрица  $UU^{\#}$  является единичной матрицей нежелательных векторов. Классификатор применяется как матрично-векторный оператор, действующий на вектор неизвестного пикселя  $DN$ :

$$\alpha_p = \beta q^T DN \quad (2)$$

Классификатор можно рассматривать как «проекцию» неизвестного вектора данных на определенный, представляющий интерес вектор  $d$  при одновременном «обнулении» других признаков класса

[4]. Скалярная величина  $\beta$  является нормирующим коэффициентом, равным:

$$\beta = (d^T P d)^{-1} \quad (3)$$

#### Корреляция

Корреляционный анализ – метод обработки статистических данных, с помощью которого измеряется теснота связи между двумя или более переменными [7].

Математической мерой корреляции двух случайных величин служит коэффициент корреляции. Коэффициент корреляции (КК) – важный показатель показывающий взаимосвязь между двумя наборами данных:

$$r = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2 \sum (Y - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

где  $X$  – значение яркости пикселя изображения в сравниваемой точке спектрограммы,  $\bar{X}$  – среднее значение яркостей пикселя по всем спектральным каналам,  $Y$  – значение яркости в сравниваемой точке эталонной спектрограммы,  $\bar{Y}$  – среднее значение яркостей эталонной спектрограммы по всем спектральным каналам.

Коэффициент корреляции может принимать значения от  $-1$  до  $1$ . Отрицательный КК показывает, что данные взаимосвязано расходятся, при возрастании значений одних из них значения другой убывают, положительный – что данные взаимосвязано растут,  $0$  и близкие значения говорят о том, что данные не связаны друг с другом [8].

#### Упрощенная корреляция

В случае гиперспектрального анализа применение метода спектрально-корреляционного анализа требует больших вычислительных и временных затрат, так как для каждого пикселя изображения необходимо рассчитать средние значения яркости по большому числу спектральных каналов (порядка 200). Поэтому, для увеличения производительности алгоритма допускается пренебречь средними значениями яркости пикселей. В таком случае коэффициент корреляции будет рассчитываться по следующей формуле:

$$r_i = \sum \frac{|X - Y|}{|X + Y|} \quad (5)$$

где  $X$  – значение яркости пикселя изображения в сравниваемой точке спектрограммы, а  $Y$  – значение яркости пикселя эталона в сравниваемой точке спектрограммы.

Данный метод позволяет значительно сократить время распознавания объектов на снимке. Однако он применим только для анализа сходных изображений, полученных с одного КА, с одинаковым типом пикселей. В то время как традиционная корреляция может применяться к любым гиперспектральным изображениям, независимо от типа съемочной аппаратуры.

### Двоичное кодирование

Также следует рассмотреть еще один метод, не применяемый в ПК ERDAS Imagine, а в ПК ENVI используемый для анализа мультиспектральных изображений – двоичное кодирование. Алгоритм позволяет одновременно уменьшать размер данных, что является особенно важным фактором в случае гиперспектрального снимка, и отождествлять образы.

Для кодирования спектральной яркости излучения задается одна пороговая величина DN, и все величины выше этой пороговой величины кодируются единицей, а величины ниже – нулем. В этом случае может использоваться только один бит в каждой полосе для кодирования всего спектра [5] (рис.6).

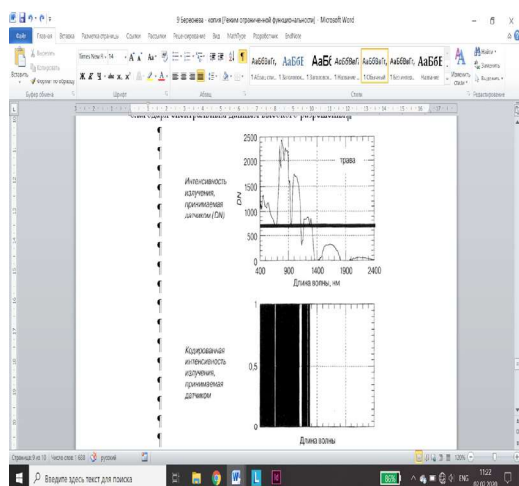
Закодированный спектр можно сравнивать побитно, используя хеммингово расстояние, которое определяется как число битов, различаемых в двух двоичных числах.

Рассмотрение методов анализа данных аэрокосмической фотосъемки позволило сделать вывод, что традиционные алгоритмы классификации космических снимков оказываются неэффективными в случае анализа 200-полосных гиперспектральных изображений. Большой объем гиперспектральных данных (около 150 Мб) и пределы компьютерной памяти требуют применения ряда специальных инструментов классификации. Их конструкция должна быть продиктована не только стремлением к эффективности, но также различными типами распознавания образов, которые стали возможны благодаря спектральным данным высокого разрешения.

Одним из путей решения вышеназванных проблем является разработка программного модуля обработки и анализа данных космической гиперспектральной съемки, реализующего три наиболее эффективных алгоритма, используемых в ПК ENVI и ERDAS Imagine: корреляция, спектрально-угловое картирование и ортогональная проекция подпространства, а также дополнительные алгоритмы, которые позволяют повысить производительность обработки больших массивов данных: упрощенная корреляция, двоичное кодирование.

### Список литературы:

1. ENVI Classic Tutorial: Selected Hyperspectral Mapping Methods // Exelis Visual Information Solutions. 2014 – P. 3-24
2. Kruse A., Lindenberger U. & Baltes P.B. Longitudinal research on human aging. – NY: Cambridge University Press, 1993. – P. 153-193.
3. Rubin, Dufour, & Walte. Научная статья. – ApJ, 1993
4. Harsanyi, J. C., and C. I. Chang, Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection approach, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – V. 32, 1994. – P. 779-785.
5. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. – М.: Техносфера, 2010.
6. <http://e2b.erdas.com/products/ERDAS-IMAGINE>
7. <http://ru.wikipedia.org>
8. <http://gis-lab.info/qa/correlation.html>



**Рисунок 6 – Бинарное кодирование спектральной яркости излучения. Пороговая величина DN равна 700**