

Подсекция 2: Обработка изображений и геоинформатика

РАЗРАБОТКА МОДУЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В СОСТАВЕ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА ENVI

Н.К. Кузнецова, Е.В. Гошин

¹Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королёва
(национально исследовательский университет)

В данной статье исследуется алгоритм метода классификации гиперспектральных изображений, основанный на показателе сопряжённости с подпространством, образованным векторами признаков заданного класса. Программная технология написана в среде разработки IDL в составе программного комплекса ENVI. Приводятся результаты экспериментов на тестовых гиперспектральных изображениях.

Введение

Многоспектральные, в том числе гиперспектральные представляют собой изображения каждому гиперпикселю которого соответствуют десятки или сотни значений интенсивности отражения, зафиксированные в узких смежных спектральных диапазонах (слоях). Такие изображения получают при дистанционном зондировании земной поверхности, позволяют решать широкий круг тематических задач геологии, климатологии, лесного хозяйства, океанологии, землепользования, контроля водных ресурсов и т.д. [1],[2] При этом для автоматизированной сегментации часто используются алгоритмы пороговой обработки, гиперпараллелепипедного метода кластерного анализа [3]. Для обработки гиперспектральных изображений, в том числе, для классификации, радиометрической и геометрической коррекции, улучшения качества изображений, дешифрования, используется программный комплекс ENVI [4]. Для решения задачи тематической классификации в ENVI используется метод спектрального угла [4],[5]. Для программной реализации метода классификации был выбран язык IDL (Interactive Data Language), который является языком программирования инструментов обработки для программного комплекса ENVI.

Постановка задачи

В настоящей работе рассматривается алгоритм тематической классификации космических снимков, опубликованный в работе [6], основанный на использовании показателя сопряженности с подпространством натянутым на векторы признаков образов объектов из заданного класса.

Для каждого пиксела гиперспектрального изображения может быть сформирован вектор признаков \mathbf{X}_j длины N , значения координат которого равны интенсивностям соответствующих спектральных слоев.

Алгоритм состоит из трёх этапов. На первом этапе для каждого класса k выбирается набор из M обучающих векторов, на основе которых формируется матрица \mathbf{X}_k :

$$[\mathbf{x}_1^{(k)}, \mathbf{x}_2^{(k)}, \dots, \mathbf{x}_M^{(k)}],$$

где $\mathbf{x}_i^{(k)}$ – обучающий вектор-столбец для k -го класса.

На втором этапе для каждого класса вычисляется матрица Q_k размерности $N \times N$ по формуле (1):

$$Q_k = X_k [X_k^T X_k]^{-1} X_k^T, k = \overline{1, K}, \quad (1)$$

где X_k , матрица, составленная из обучающих векторов.

Заключительный этап состоит в максимизации показателя сопряженности среди всех классов. Показатель сопряженности между вектором x_j , являющегося образом гиперпикселя, и k -м классом вычисляется следующим образом:

$$R_k(j) = \frac{x_j^T Q_k x_j}{x_j^T x_j}. \quad (2)$$

Если

$$R_m(j) = \max_{\forall k} R_k(j),$$

то вектор X_j , и соответствующий ему гиперпиксель, принадлежит к m -му классу.

Таким образом, алгоритм классификации с использованием показателя сопряженности состоит из двух этапов: формирование матриц классов Q_k на основе выбранных обучающих векторов и расчета показателей сопряженности для каждого пикселя с последующей выбором наиболее близкого класса.

Целью настоящей работы является встраивание рассмотренного алгоритма тематической классификации космических снимков в программный комплекс ENVI на языке IDL.

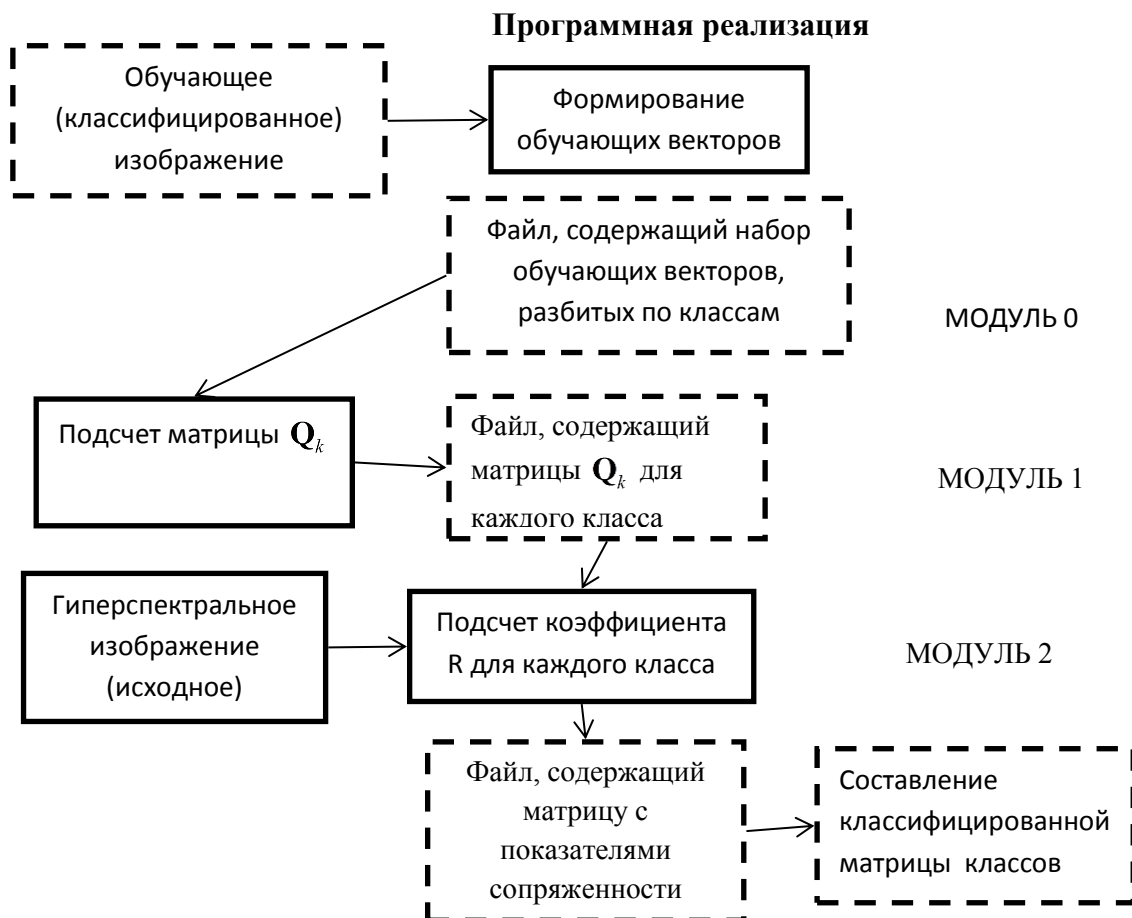


Рисунок 1 – Схема работы программы

Информационная технология реализуется в среде разработки IDL на языке программирования IDL и состоит из трёх независимых последовательно выполняющихся этапов:

- формирование набора обучающих векторов,
- формирование матрицы классификации,
- классификация гиперспектрального изображения.

Разработана программа для ПК ENVI, реализующая приведенные выше этапы информационной технологии в виде отдельных модулей.

Модуль формирования обучающих векторов является вспомогательным и используется для автоматического формирования файла с обучающими векторами на основе классифицированного гиперспектрального изображения.

Обучающий вектор – это вектор признаков, принадлежащий определенному классу. В настоящей работе обучающие вектора выбирались равномерно по всему изображению с фиксированным шагом. Классы на изображении имеют разные размеры и в связи с этим обнаруживаются несколько проблем, которые связаны с процессом выбора обучающих векторов.

При выборе достаточно большого шага среди равномерно выбранных по всему изображению обучающих векторов могут отсутствовать представители наименьших по площади классов. При выборе излишне мелкого шага для наиболее крупных по площади классов число обучающих векторов может превысить число признаков (спектральных слоёв), что приведет к ошибкам классификации. В этом случае, число обучающих векторов для каждого класса ограничено некоторым значением.

Результатом работы этого модуля является файл, содержащий набор обучающих векторов, разбитых по классам.

Модуль формирования матрицы классификации используется для расчета матрицы Q_k . Файл, являющийся результатом работы модуля формирования обучающих векторов, используется для вычисления матрицы Q_k по формуле (1) для каждого класса. При вычислении матрицы на данном этапе может обнаруживаться проблема, связанная с отсутствием обучающих векторов на классах маленьких по площади. Такая проблема решается путём формирования нулевой матрицы Q_k и производится дальнейший подсчет показателя сопряженности. Полученный результат записывается в файл.

Непосредственно сама классификация гиперспектрального изображения формируется в модуле классификации. На вход подаётся гиперспектральное изображение и файл с матрицами Q_k , посчитанными для каждого класса в модуле формирования матрицы классификации. Вычисляется показатель сопряженности для каждого гиперпикселя по формуле (2). Берется только максимальное значение для каждого гиперпикселя и одновременно проверяется, к какому классу он принадлежит. Таким образом, записываются два файла: в первом файле содержится матрица с номерами классов, во втором матрица с максимальными показателями сопряженности. Результатом работы модуля классификации является классифицированное изображение в виде файла с номерами классов.

Все разработанные модули являются независимыми и могут применяться к исходным данным вне зависимости от способа получения этих данных.

Экспериментальные исследования

Для проверки эффективности метода классификации основанного на показателе сопряженности использовались тестовые гиперспектральные изображения, предлагаемые в открытом пакете анализа гиперспектральных изображений MultiSpec. Тестовые изображения получены в рамках программы AVIRIS (Airborne Visible/ Infrared Imaging Spectrometer). Изображения являются снимками опытного полигона Салинаса в Калифорнии, США. Размер изображения Салинаса – 217×512 гиперпикселей,

изображения фрагмента Салинаса - 86×83 гиперпикселей. Каждому гиперпикселю соответствует 224 спектральных полосы в каждом изображении. Разработчиками тестовых изображений предложено разбиение изображения Салинаса на 16 классов, изображения фрагмента Салинаса на 6 классов. На обоих снимках имеются незамеченные области, которые не отнесены ни к одному из классов. Данная область при проведении экспериментов была классифицирована. Для увеличения наглядности сформированы изображения, на которых на этих областях классификация не проводилась.

На рисунках 2А, 2Б, 3А, 3Б представлены гиперспектральные и соответствующие им классифицированные изображения предложенные разработчиками тестовых изображений. На рисунке 2В и 3В приведены результаты работы метода, основанного на показателе сопряженности с классификацией незамеченной области на изображениях Салинаса и фрагменте Салинаса соответственно. На рисунках 2Г и 3Г приведены изображения без классификации на незамеченных областях.



Рисунок 2 – Экспериментальные исследования на малом фрагменте Салинаса А) исходное изображение, Б) заданная классификация изображения, В) результат классификации с использованием показателя сопряженности, Г) результат классификации без незамеченной области

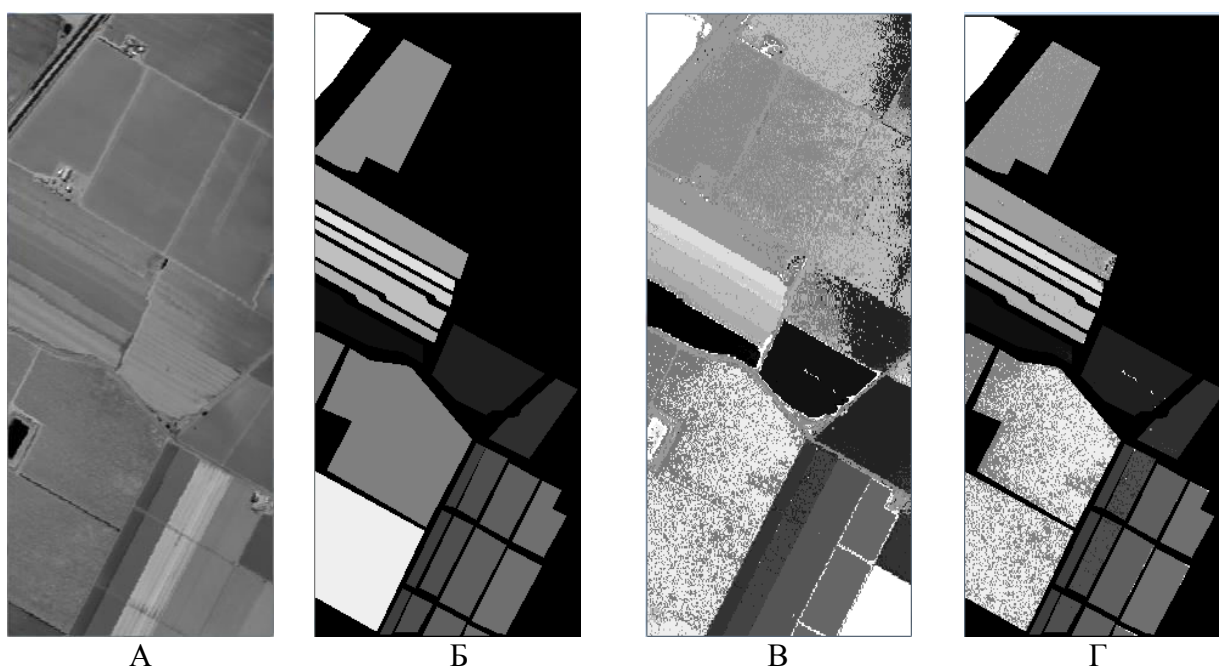


Рисунок 3 – Экспериментальные исследования на изображении Салинаса А)исходное изображение, Б)заданная классификация изображения, В)результат классификации с использованием показателя сопряженности, Г)результат классификации без незамеченной области

Результаты эксперимента классификации представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты классификации

Изображение	% верных классификаций	Число правильных пикселей (всего пикселей)
Фрагмент Салинаса	99,45	5319(5348)
Салинаса	80,58	43518(54129)

Заключение

Алгоритм тематической классификации, основанный на показателе сопряжённости, реализован на языке IDL. Полученная программа встроена в качестве инструмента программный комплекс ENVI для обработки реальных космических снимков. Приведенные эксперименты показывают высокое качество классификации на тестовых гиперспектральных изображениях.

Благодарность

Авторы выражают благодарность научному руководителю, д.т.н., профессору Фурсову Владимиру Алексеевичу за помощь при подготовке настоящей работы, постановке задачи и ряд важных замечаний.

Литература

1. Шовенгердт Р. А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений //М.: Техносфера, 2010.–560 с. – 2015.
2. Чабан Л. Н. Тематическая классификация многозональных (многослойных) изображений в пакете ERDAS Imagine. Методические указания для лабораторного практикума //М.: МИИГАиК. – 2006.
3. ENVI 4.1 User's Guide-Research System Inc., 2004.-1150p.
4. De Carvalho, O. A. Spectral correlation mapper (SCM): an improvement on the spectral angle mapper (SAM) / Osmar Abíliode Carvalho Jr., and Paulo Roberto Meneses // Summaries of the 9th JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 00-18. – Pasadena, CA: JPL Publication, 2000. – Vol. 9. – 9 p.
5. Shafri, H. Z. M. The Performance of Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper, Neural Network and Decision Tree Classifiers in Hyperspectral Image Analysis / Helmi Zulhaidi Mohd Shafri, Suhaili Affendi, and Mansor Shattri // Journal of Computer Science. – 2007. – No. 3(6). – P. 419-423.
6. Фурсов В. А., Бибииков С. А., Байда О. А. тематическая классификация гиперспектральных изображений по показателю сопряжённости //Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38. – №. 1.