

Интеграция модуля тематической классификации на основе показателя сопряжённости в программный комплекс ENVI

Н.К. Блинова^а, С.А. Бибииков^а

^а Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 443086, Московское шоссе, 34, Самара, Россия

Аннотация

В статье исследуется алгоритм классификации гиперспектральных изображений, основанный на показателе сопряжённости с подпространством, образованным векторами признаков заданного класса. Реализован полноценный плагин на языке IDL и встроено в состав программного комплекса ENVI. На первом этапе алгоритма для каждого класса формируется набор обучающих векторов, являющихся представителем данного класса. На втором этапе с использованием этих наборов векторов для каждого класса формируется решающая матрица. Заключительный этап состоит в классификации по критерию максимума показателя сопряжённости среди всех классов. Показатели сопряжённости вычисляются для каждого гиперпикселя с последующим выбором наиболее близкого класса по его максимальному значению. Интеграция модуля в программный комплекс ENVI существенно расширяет его возможности.

Ключевые слова: тематическая классификация; гиперспектральное изображение; показатель сопряжённости

1. Постановка задачи

Цель работы – расширение функционала программного комплекса ENVI при решении задач тематической классификации гиперспектральных изображений. В частности, решается задача создания дополнительных инструментальных средств для формирования обучающих множеств по выборкам некоторого множества гиперпикселей (прецедентам) из самих изображений. Такая задача возникает при отсутствии соответствующих библиотек сигнатур, либо когда имеющиеся библиотеки не позволяют осуществить тематическую сегментацию гиперспектральных изображений с требуемой детальностью. Например, при исследовании ареалов растительного покрова, сельскохозяйственных угодий и др.

В гиперспектральных изображениях каждому гиперпикселю соответствуют десятки или сотни значений интенсивности отражения, зафиксированные в узких смежных спектральных диапазонах (слоях). Такие изображения, получаемые при дистанционном зондировании земной поверхности, позволяют решать широкий круг тематических задач геологии, климатологии, лесного хозяйства, океанологии, землепользования, контроля водных ресурсов и т.д. При этом для автоматизированной сегментации часто используются алгоритмы пороговой обработки, гиперпараллелепипедного метода кластерного анализа [1]. Для обработки гиперспектральных изображений, в том числе, для классификации, радиометрической и геометрической коррекции, улучшения качества изображений, дешифрования, используется программный комплекс ENVI [2]. Для решения задачи тематической классификации в ENVI используется метод спектрального угла [3], [4].

В работе [5] предложено для решения задачи классификации использовать так называемый показатель сопряжённости с подпространством, образованным векторами распознаваемого класса [6-9].

Введём в рассмотрение $N \times 1$ - вектор, характеризующий j -й гиперпиксель изображения:

$$\mathbf{x}_j = [x_1(j), x_2(j), \dots, x_i(j), \dots, x_N(j)]^T, \quad (1)$$

где $x_i(j)$ – значение интенсивности отражения регистрируемого объекта в i -м спектральном диапазоне в j -й точке гиперспектрального изображения по пространственной координате. Задача классификации состоит в конструировании решающей функции $f: R^n \mapsto \{0, 1, 2, \dots, k\}$, которая для каждого вектора \mathbf{x}_j вырабатывает решение о его принадлежности к некоторому классу.

Мы будем строить двухэтапную технологию тематической классификации. На первом этапе – этапе обучения применяется алгоритм, в котором в качестве меры близости вектора (1) к классу используется показатель сопряжённости с подпространством, натянутым на векторы признаков образов объектов из заданного класса (2). Решающая функция $f(\mathbf{x}_j)$ в этом случае строится следующим образом. Пусть \mathbf{X}_k , $k = \overline{1, K}$ – $N \times M$ -матрицы, составленные из обучающих векторов (гиперпикселей) распознаваемых классов. Для каждого (k -го) класса формируется $N \times N$ - матрица \mathbf{Q}_k :

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{X}_k [\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k]^{-1} \mathbf{X}_k^T, \quad k = \overline{1, K}. \quad (2)$$

Вектор \mathbf{x}_j является образом искомого объекта (гиперпикселя) и принадлежит m -му классу, т.е.

$$f(\mathbf{x}_j) = m, \quad m = \overline{1, 2, \dots, k}.$$

Второй этап, непосредственно, классификация состоит в максимизации показателя сопряжённости среди всех классов. Показатель сопряжённости между вектором \mathbf{x}_j , являющегося образом гиперпикселя, и k -м классом вычисляется следующим образом:

$$R_k(j) = \mathbf{x}_j^T \mathbf{Q}_k \mathbf{x}_j (\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j)^{-1}, \quad (3)$$

Если

$$R_m(j) = \max_{\forall k} R_k(j), \quad (4)$$

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

Таким образом, для выбора обучающего множества в данном случае необходимо сформировать $N \times M$ -матрицы классов – X_k , $k = 1, K$ из некоторого набора заданных, возможно случайным образом, гиперпикселей из каждого класса (пространственного участка изображения). Здесь и далее, для простоты, мы полагаем, что матрицы классов имеют одинаковые размерности, а исходный набор гиперпикселей, из которого формируются эти матрицы большой настолько, насколько позволяют вычислительные ресурсы и размерность вектора признаков, т.к. должно выполняться $M < N$.

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

Эта технология используется в работе [5]. Она была реализована в виде самостоятельного модуля на языке Python. Проблема практического использования этого модуля заключается в невозможности подключения в качестве самостоятельной библиотеки в программном комплексе ENVI. Программный комплекс ENVI оснащен несколькими методами классификации. Детальный анализ функциональных возможностей указанного комплекса показал, что невозможно использовать готовые модули различных методов, потому что они все представлены в бинарном виде. В следствие чего ставится задача: написание на языке IDL и встраивания в программный комплекс ENVI плагина тематической классификации, реализующего метод, основанный на показателе сопряженности.

2. Описание программного модуля

Информационная технология реализуется в среде разработки IDL на языке программирования IDL и состоит из нескольких этапов:

- предварительного формирования области интереса;
- извлечение данных из области интереса;
- формирование матрицы классификации;
- классификация гиперспектрального изображения;
- формирование классифицированного изображения.

Разработан программный интерфейс для программного комплекса ENVI, реализующий приведенные выше этапы информационной технологии. Пользовательский интерфейс модуля представлен на рис. 1. Схема алгоритма представлена на рис. 2.

Предварительное формирование областей интереса осуществляется при помощи встроенных средств программного комплекса. Взаимодействие с разработанным модулем осуществляется посредством файла, содержащего информацию об областях интереса (ОИ). Данная информация описывает принадлежность различных выделенных зон к одному из классов и задает обучающую выборку гиперпикселей.

Разработанный модуль позволяет выбрать файл гиперспектрального изображения и файл областей интереса. Извлечение данных заключается в формировании наборов векторов, соответствующих элементам определенных классов, при этом учитывается способ их хранения в файле изображения (по слоям, по пикселям). С использованием построенных наборов, для каждого класса формируется матрица классификации (2). Данная процедура является наиболее вычислительно затратной процедурой. Модуль осуществляет процедуру классификации попиксельно. Результатом является причисление исследуемой точки к одному из заданных классов, при этом координаты классифицированного гиперпикселя добавляются к области интереса соответствующего класса. В результате работы получается файл с областями интереса, каждая из которых определяет точки одного класса, заданного входным файлом. Полученный файл соответствует спецификации ENVI и может быть сохранен и использован для решения последующих задач тематической обработки

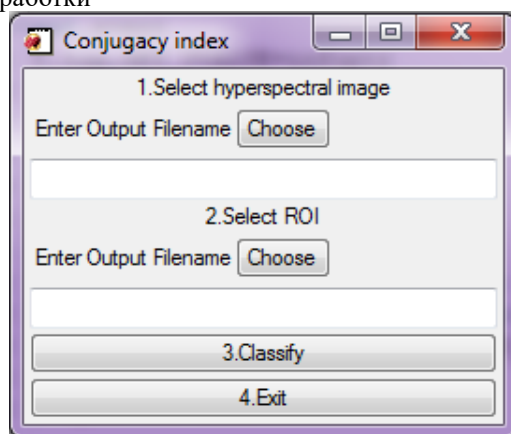


Рис. 1. Пользовательский интерфейс модуля тематической классификации.

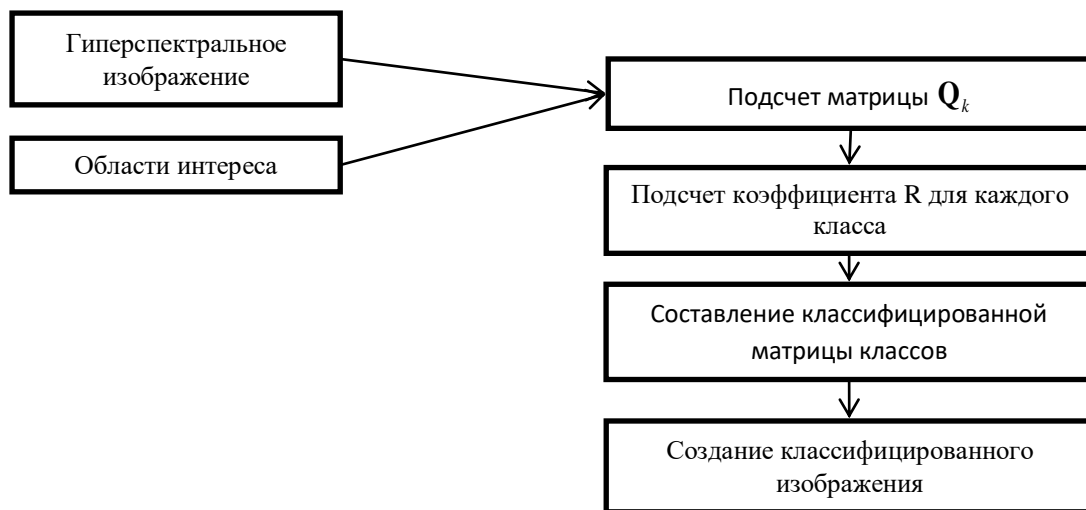


Рис. 2 Схема работы программы.



Рис.3. Выделенные области интереса.

Пример эмуляции ручного задания ОИ представлен на рис. 3. Для удобства обозначения пикселей, составляющих ОИ, используется цветовая кодировка. При создании ОИ создается специальная связанная таблица, отображающая набор инструментов для работы с ОИ. После того, как ОИ задана, в таблицу заносится описание ОИ, которое включает в себя имя, цвет области и число пикселей. Эта информация может быть использована в дальнейшем для уменьшения вычислений.

3. Результаты экспериментов

Проверка эффективности предложенного метода формирования обучающих множеств решалась в рамках задачи классификации с использованием тестового гиперспектрального изображения, предлагаемого в открытом пакете анализа гиперспектральных изображений MultiSpec. Тестовое изображение получено в рамках программы AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer). Изображение является снимком опытного полигона Indian Pines на северо-западе штата Индиана, США. Размер изображения – 145×145 гиперпикселей. Каждому гиперпикселю снимка соответствует 224 спектральных полосы в диапазоне 0,4-2,5 мкм.

На снимке представлены основная автомагистраль, железнодорожные пути, жилые постройки, различные здания, небольшие дороги, сельскохозяйственные культуры, лес и другая многолетняя растительность. Снимок сделан в июне, поэтому некоторые культуры, такие как кукуруза и соя находятся на раннем этапе и покрывают меньше 5% изображения. Разработчиками тестового изображения предложен сокращённый вариант, включающий 200 спектральных полос изображения с разбиением изображения на 16 классов, притом не все из них являются взаимоисключающими. В частности, на снимке имеется незамеченная область, которая не отнесена ни к одному из 16 классов. Данная область при проведении эксперимента не использовалась. Тестовое изображение, разбитое на классы, приведено на рис. 4, незамеченная область показана черным цветом.

В эксперименте исследовалось достижимое качество классификации по показателю сопряжённости. Формирование обучающего множества выполнялось двумя способами: случайной выборкой и эмуляцией ручного задания областей интереса.

Случайная выборка проводилась из всех элементов каждого присутствующего на изображении класса. Всего было отобрано по 100 обучающих векторов, но не более 50% от общего числа векторов в класс, по причине того, что некоторые классы состоят из малого количества элементов. Эксперименты со случайной выборкой проводились 100 раз, процент верно классифицированных векторов затем усреднялся.

Формирование обучающего множества вторым способом осуществлялось вручную, по аналогии с ручным заданием областей интереса оператором. Количество экспериментов с ручным заданием обучающей выборки было ограничено тремя, в виду высокой трудоемкости процесса определения на изображении 16 областей интереса.



Рис. 4. Результат работы метода, основанного на показателе сопряжённости на Indian Pines (а) – эталонное изображение, (б) – классифицированное изображение.

В таблице 1 представлены сравнительные (по показателю сопряжённости и методу спектрального угла) результаты классификации. На рис. 3б черными точками на всех классах отмечены неверно классифицированные пиксели.

В результате классификации установлено, что метод, основанный на показателе сопряжённости, показывает лучшие результаты, чем метод спектрального угла. Установлено, что правильность и качество классификации метода, основанного на показателе сопряжённости, зависит от количества используемых для обучения векторов. Кроме того качество классификации зависит от характера исходного изображения.

Таблица 1. Результаты классификации на изображении Indian Pines

Тип экспериментов		Средний % верных классификаций
По показателю сопряжённости	случайная выборка 100 экспериментов	67,9
	Эмуляция ручного выбора	68,1
Метод спектрального угла [5]		49,6

5. Заключение

Алгоритм тематической классификации, основанный на показателе сопряжённости, реализован на языке IDL и интегрирован в программный комплекс ENVI для обработки реальных космических снимков. Внедрение этого модуля позволяет расширить функциональные возможности ENVI и существенно улучшить качество тематической классификации. В частности, приведённые эксперименты показывают более высокое качество тематической классификации по показателю сопряжённости с использованием встроенного модуля по сравнению с методом спектрального угла, который является наиболее широко используемым в ENVI. Дальнейшим развитием настоящей работы будет возможность подключения и использования готовых спектральных библиотек программного комплекса ENVI, а также сторонних библиотек.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Научного Фонда, грант "Создание лаборатории прорывных технологий дистанционного зондирования Земли".

Литература

1. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / Р. А. Шовенгердт. – М.: Техносфера, 2010. – 560 с.
2. Совзонд. Программный комплекс ENVI. Учебное пособие / Совзонд – Москва: Совзонд, 2013. – 315с.
3. De Carvalho, O.A., Meneses, P. R. Spectral correlation mapper (SCM): an improvement on the spectral angle mapper (SAM) // Summaries of the 9th JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 00-18. – Pasadena, CA : JPL Publication, 2000. – Т. 9. 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
4. Фурсов, В.А. Тематическая классификация гиперспектральных изображений по показателю сопряжённости // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38. – №. 1. – С. 154-157.
5. Жердев, Д.А. Распознавание объектов по диаграммам рассеяния электромагнитного излучения на основе метода опорных подпространств / Д.А. Жердев, Н.Л. Казанский, В.А. Фурсов // Компьютерная оптика. – 2014. – № 38. – № 3 – С. 503-510.
6. Fursov, V.A. Training in Pattern Recognition from a Small Number / V.A. Fursov // Proc. 15th International Conference on Pattern recognition (ISPR) 2000, Barcelona, Spain. – 2000. – Vol. 2. – P. 119-121.
7. Fursov, V.A. Building of Classifiers Based on Conjugation Indices / V. A. Fursov, I. A. Kulagina, N. E. Kozin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2007. – Vol. 16, No. 3. – P. 136-143.
8. Козин, Н.Е. Построение классификаторов для распознавания лиц на основе показателей сопряжённости / Н.Е. Козин, В.А. Фурсов // Компьютерная оптика. – 2005. – № 28. – С. 160-163.