

# Классификация объектов природных гиперспектральных изображений

М.И. Хотилин<sup>1</sup>, Н.С. Кравцова<sup>1</sup>, И.А. Рыцарев<sup>1</sup>, А.В. Куприянов<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

<sup>2</sup>Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

**Аннотация.** Эта статья описывает процесс определения классификации объектов или зон на гиперспектральном изображении по классу: лес, вода, земля. Описаны методы и алгоритмы поиска принадлежности к определенному классу. Описаны дальнейшие перспективы развития алгоритма на больших данных и возможности улучшения алгоритма.

## 1. Введение

Гиперспектральные изображения – это трёхмерный массив данных, который включает в себя пространственную информацию об объекте, дополненную спектральной информацией по каждой пространственной координате. То есть каждой точке соответствует спектр, полученный в этой точке снимаемого объекта[1].

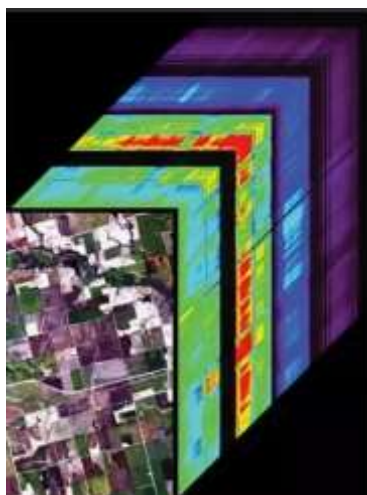


Рисунок 1. Пример гиперспектрального изображения.

При гиперспектральном формировании изображений собирается и обрабатывается информация со всего электромагнитного спектра. Человеческий глаз видит свет в трех диапазонах (красный, зеленый и синий), тогда как спектральное формирование изображения

делит спектр на большее количество диапазонов. Этот метод деления изображения на полосы может быть использован и за пределами видимого диапазона.

Гиперспектральные изображения используются во многих областях жизнедеятельности человека, например при геологической разведке, в минералогии, криминалистике, аграрном деле и многих других. Гиперспектральный датчик исследует объект, используя большую часть электромагнитного спектра. Некоторые объекты оставляют уникальные «отпечатки» во всем диапазоне электромагнитного спектра. Эти отпечатки - спектральные особенности вещества, по которым можно распознать материалы, входящие в исследуемый объект. Например, спектральные линии нефти помогают минерологам найти новые месторождения нефти [2].

В настоящее время обработка и анализ гиперспектральных изображений является популярной тематикой исследований в области обработки изображений и компьютерного зрения.

## 2. Анализ гиперспектральных изображений

Анализ гиперспектральных изображений стал одним из самых эффективных и быстро развивающихся направлений. Гиперспектральные снимки позволяют извлекать более точную и детальную информацию и данные о величине отражения энергии от объектов земной поверхности дают обширный материал для подробного анализа[2]. В рамках данной работы авторами был рассмотрен метод анализа и обработки гиперспектрального изображения, состоящий из нескольких этапов, описанный ниже.

Суть данного метода заключается в следующем: на первом этапе, посредством использования обучающей выборки, состоящей из размеченных гиперспектральных изображений трех классов: лес, вода, земля – и созданного программного продукта, происходит вычисление интервалов яркости на каждом из слоев изображения, и выделение основных значимых слоев, вносящих наиболее значимый вклад в выделение того или иного класса. В результате получаем соотношение слой-яркость, позволяющее посредством применения определенного порога отсекал слои и яркости, которые не вносят значимый вклад в классификацию.

Следующим этапом является работа с тестовой выборкой, состоящей и значительно большего количества изображений и проверка предложенной гипотезы со значимыми слоями и уровнем яркости на них.

В ходе выполнения данных двух этапов использовались изображения, содержащие 242 канала, при этом каналы красного, синего и зеленого цвета являлись каналами с номерами 50, 27, 17 соответственно.

Примеры исходных изображений представлены на рисунке 2.



Рисунок 2. Примеры исходных размеченных изображений слева направо: вода, лес, земля.

## 3. Классификация объектов на гиперспектральном изображении

Следующим этапом является классификация и кластеризация объектов на изображении, содержащем разнородные объекты. Для этого можно выбрать интересующий пиксель изображения и воспользоваться спектральной характеристикой данного пикселя. Далее, пройдя по всему изображению, вычислить спектральные характеристики всех пикселей и сравнить с выбранным.

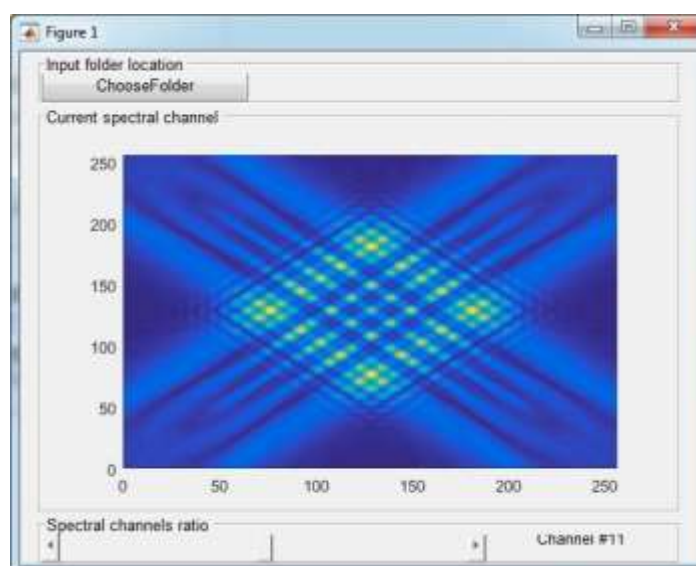


Рисунок 3. Пример отображения спектральной характеристики области изображения.

Пиксели со схожими спектральными характеристиками можно считать пикселями, относящимися к одной области или объекту и таким образом выделить его и «подсветить» как-либо.

В рамках данной работы для ускорения процесса кластеризации изначально было предложено использовать алгоритм k-means. Он состоит из четырех шагов

- Задается число кластеров  $k$ , которое должно быть сформировано из объектов исходной выборки
- Случайным образом выбирается  $k$  записей, которые будут служить начальными центрами кластеров. Начальные точки, и которых потом вырастает кластер, часто называют «семенами». Каждая такая запись представляет собой своего рода «эмбрион» кластера, состоящий только из одного элемента.
- Для каждой записи исходной выборки определяется ближайший к ней центр кластера.
- Производится вычисление центроидов – центров тяжести кластеров. Это делается путем определения среднего для значений каждого признака всех записей в кластере. Затем старый центр кластера смещается в его центроид. Таким образом, центроиды становятся новыми центрами кластеров для следующей итерации алгоритма.

Шаги 3 и 4 повторяются до тех пор, пока выполнение алгоритма не будет прервано либо пока не будет выполнено условие в соответствии с некоторым критерием сходимости[3].

Однако в процессе реализации столкнулись со следующими проблемами:

- Метод не справляется с задачами, называемыми «проблемами пончика» - когда один кластер находится внутри другого.
- Метод  $k$ -средних сходится к локальным минимумам. Один из способов исправить этот недостаток – запустить алгоритм несколько раз и выбрать ту кластеризацию, который даёт наилучшее значение целевой функции.
- Метод крайне чувствителен к начальной конфигурации.

В настоящее время ведется поиск решений, способных устранить данные проблемы и улучшить время работы процесса кластеризации и его точность.

#### 4. Возможности параллелизации и ускорения работы алгоритма

Выполнение вычислений и анализа гиперспектрального изображения занимает значительное время. Для сокращения времени выполнения вычислений было принято решение о поиске вариантов параллелизации данного процесса.

В качестве одного из способов было предложено использовать аффинные преобразования, в которых блок из  $3 \times 3$  пикселей заменяется пикселем, яркость которого является усредненным

значением яркостей исходных пикселей, в результате чего происходит снижение размерности изображения, что положительно сказывается на скорости обработки.

Далее полученное изображение можно разделить на блоки пропорционально размеру изображения и количеству ядер/потоков используемого для вычисления устройства и в конечном итоге применить методы прогонки для результирующих вычислений.

В настоящее время проводится практическое исследование применимости данного варианта параллелизации алгоритма на адекватность и точность классификации.

## 5. Заключение

Определения класса принадлежности объектов на изображениях являют собой одну из наиболее значимых задач компьютерного зрения и обработки изображений. Она находит свое решение в различных сферах деятельности человека. Зачастую, существующие методы обработки изображений и выделения объектов на них отлично работают с условно небольшими объемами исходных данных. Обработка же больших массивов исходных изображений занимает значительное время, что в ряде задач является абсолютно неприемлемым.

В настоящее время ведется работа над адаптацией указанного выше метода анализа изображений к параллельным вычислениям и разработка программного средства, позволяющего в разумные временные рамки осуществлять анализ многомерного изображения и классифицировать расположенные на нем объекты.

## 6. Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (№ 18-37-00418, № 19-29-01135, № 19-31-90160) и Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках выполнения государственного задания Самарского университета и ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН.

## 7. Литература

- [1] Зимичев, Е.А. Пространственная классификация гиперспектральных изображений с использованием метода кластеризации K-MEANS++ / Е.А. Зимичев, Н.Л. Казанский, П.Г. Серафимович // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 2. – С. 281-286.
- [2] Возможности ПК ENVI для обработки мультиспектральных и гиперспектральных данных [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://sovzond.ru/upload/iblock/65b/2009\\_03\\_004\(02.10.2019\)](https://sovzond.ru/upload/iblock/65b/2009_03_004(02.10.2019)).
- [3] Провалы и недостатки метода K-means [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://craftappmobile.com/failures-and-flaws-of-the-k-means-method> (14.11.2019).
- [4] Сергеев, В.В. Применение методологии распознавания образов в задачах цифровой обработки изображений / В.В. Сергеев // Автометрия. – 1998. – Т. 2. – С. 63-76.
- [5] Верхаген, К. Распознавание образов: состояние и перспективы / К. Верхаген, Р. Дёйн, Ф. Грун – М.: РиС, 1985. – 104 с.
- [6] Самаль, Д.И. Алгоритмы идентификации человека по фотопортрету на основе геометрических преобразований / Д.И. Самаль // Диссертация на соискание ученой степени кандидата наук. Ин-т техн. киберн. НАН Беларуси – Минск, 2002. – 170 с.
- [7] Раменская, Е.В. Классификация гиперспектральных изображений с использованием кластерной структуры данных / Е.В. Раменская, М.П. Кузнецов, В.В. Ермаков, О.Р. Баркова, А.А. Бран // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2017. – Т. 14, № 7. – С. 9-19.
- [8] Казанский, Н.Л. Моделирование гиперспектрометра на спектральных фильтрах с линейно-изменяющимися параметрами / Н.Л. Казанский, С.И. Харитонов, С.Н. Хонина, С.Г. Волоотовский, Ю.С. Стрелков // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 2. – С. 256-270.

## Classification of objects of natural hyperspectral images

M.I. Khotilin<sup>1</sup>, N.S. Kravtsova<sup>1</sup>, I.A. Rytsarev<sup>1</sup>, A.V. Kupruyanov<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

<sup>2</sup>Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

**Abstract.** This paper describes the process of determining the classification of an object / zone in a hyperspectral image by class: forest, water, earth. Methods and algorithms for finding membership in a particular class are described. Further prospects for the development of the algorithm on big data are described.