

# Применение алгоритмов неконтролируемой классификации при обработке данных ДЗЗ

И.А. Зубков, В.О. Скрипачев

*ФГУП «Научный центр космических информационных систем и технологий наблюдения»*

*Москва*

*E-mail: [zubkov@cp.i.space.ru](mailto:zubkov@cp.i.space.ru)*

## Введение

Современные системы ДЗЗ как мультиспектральные, так и гиперспектральные обладают различным количеством спектральных каналов, что затрудняет проведение визуальной классификации изображений, поэтому алгоритмы классификации реализованы в различном программном обеспечении, предназначенном для работы с данными ДЗЗ.

Поскольку классификация является одной из основных задач обработки спутниковых изображений, требующая применения специализированных программных пакетов, то очевидна необходимость рассмотрения ее применения при использовании специализированного программного обеспечения.

Под процессом классификации изображения будем понимать процесс количественного отбора данных из изображения и группирования точек или частей изображения в классы, предназначенные для представления различных физических объектов или типов. Результатом выполнения процесса классификации изображения будут являться карты классификации. Основные технологии классификации изображения используют радиометрические данные изображения.

Известны два типа классификации:

- классификация с обучением (контролируемая классификация)
- классификация без обучения (неконтролируемая классификация)

Методы контролируемой классификации учитывают априорную информацию о типах объектов и вероятности их представления данными снимка, эталонных значениях спектральных характеристик этих объектов. В процессе проведения такой классификации значения яркости текущего пиксела сравниваются с эталонными и на основании этого сравнения пиксел относится к наиболее подходящему классу объектов. После проведения классификации по имеющимся наземным данным оценивается качество проведенной классификации. Обычно контролируемая классификация применяется, когда классы хорошо различаются на снимке и их число варьируется от 25 и выше [1].

Среди алгоритмов контролируемой классификации выделяются алгоритмы, основанные на методах:

- метод параллелепипедов;
- метод классификации по минимальному расстоянию;
- метод классификации по правилу максимального правдоподобия.

Нами опробованы алгоритмы неконтролируемой классификации, чаще называемые алгоритмами кластеризации, которые целесообразнее применять при отсутствии априорной информации об объекте съемки. Поскольку кластерный анализ относится к цифровым автоматизированным методам обработки космических изображений, то он позволяет выделять контура с неконтрастной по спектральной яркости структурой, например растительность,

открытые почвы, вода, облака другие объекты. С использованием алгоритмов кластеризации удалось выполнить автоматическое разделение пикселей изображения на группы сходных по спектральным характеристикам пикселей – кластеры. При использовании алгоритмов неконтролируемой классификации необходимо иметь минимум исходной информации, например, число классов, длительность классификации и т.д.

После проведения неконтролируемой классификации полученная карта классификации более объективно отражает близкие по значениям дешифровочных признаков группы объектов, чем при контролируемой классификации, так как кластеры определяются автоматически. Однако полученная карта классификации требует дальнейшего объединения или разбиения классов, поскольку одни и те же объекты могут попасть в разные кластеры, например из-за условий освещения, а разные объекты – оказаться в одном кластере из-за одинаковой яркости. В первом случае необходимо объединить кластеры в единый класс, а во втором – привлечь дополнительные дешифровочные признаки для различения объектов.

Наиболее популярными среди алгоритмов неконтролируемой классификации (кластеризации) являются алгоритмы: K-Means и ISODATA.

Опробованные нами названные выше алгоритмы реализованы в программном комплексе ENVI, предназначенном для анализа мультиспектральных и гиперспектральных изображений. Использование языка программирования IDL (Interactive Data Language), на котором реализован программный комплекс ENVI, позволяет обрабатывать большие наборы данных, таких как космические снимки [2].

При проведении исследований использовались снимки с КА ДЗЗ высокого разрешения IKONOS.

КА ДЗЗ IKONOS предназначен для получения цифровых изображений земной поверхности с пространственным разрешением 1 м в панхроматическом режиме и 4 м в мультиспектральном режиме. Для справки характеристики КА IKONOS приведены в таблице 1.

Таблица 1. Характеристики КА ДЗЗ IKONOS

Орбита	Солнечно-синхронная, высота 680 км	
Режимы съемки:	Панхроматический	Мультиспектральный
Спектральный диапазон:	0.445-0.900 мкм	0.450-0.520 мкм 0.520-0.610 мкм 0.640-0.720 мкм 0.770-0.880 мкм
Пространственное разрешение:	1 м	4 м
Максимальное отклонение от надира:	45°	
Ширина полосы охвата:	11 км	
Радиометрическое разрешение:	11 бит/пиксел	

## Алгоритмы неконтролируемой классификации

Главное отличие алгоритмов ISODATA и K-Means заключается в том, что на стадии инициализации алгоритма ISODATA происходит распределение пиксел, в то время как для алгоритма K-Means происходит распределение значений математических ожиданий. Поэтому ниже будет рассмотрен результат применения алгоритма ISODATA.

Алгоритм ISODATA использует минимальное спектральное расстояние, для определения соответствующего кластера (класса) для каждого пиксела. Процесс начинается с назначения случайного (приближенного) среднего значения кластера и повторяется до тех пор, пока это значение не достигнет величины среднего для каждого кластера исходных данных. Начальные средние значения кластеров распределяются равномерно вдоль центрального вектора спектрального пространства. Отметим, что в программном комплексе ENVI для алгоритма ISODATA необходимо задать диапазон классов – минимальное и максимальное количество классов [3].

В течение первой итерации кластеризации пространство равномерно разбивается на области, центром каждой из которых являются средние значения кластеров. Пикселы анализируются с левого верхнего угла изображения к нижнему правому. Вычисляется спектральное расстояние между пикселом и средним значением кластера. Пикселы назначаются в тот кластер, где это расстояние минимально. После итерации рассчитывают реальные средние значения спектральных признаков по полученным кластерам, т.к. их средние значения меняются в зависимости от преобладающих яркостей попавших в них пиксел. Затем выполняется вторая итерация, в процессе которой повторяют кластеризацию с новыми средними значениями и рассчитывают границы кластеров. После этого определяют новые средние значения и выполняют новую итерацию. В процессе второй итерации снова определяются минимальные спектральные расстояния между точками и новыми средними значениями кластеров, по окончании которой пикселы будут перераспределены [4].

Такие пересчеты повторяются до тех пор, пока все пикселы с заданной вероятностью (порог сходимости) не попадут в какой-либо кластер. Отметим, что возможна ситуация, когда распределение значений яркости на снимке не фиксируются в каком-либо кластере, поэтому ограничивающим здесь фактором будет являться заданное число итераций.

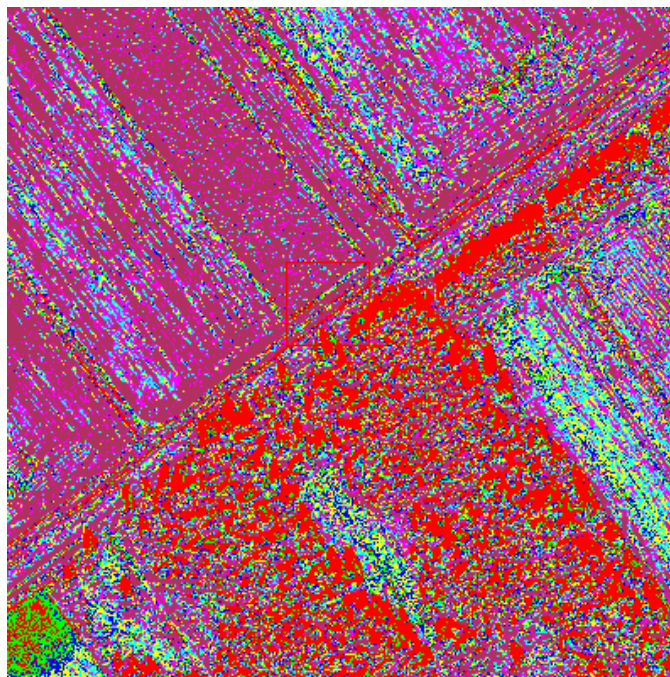
Поскольку количество кластеров и количество итераций задается пользователем, мы опробовали различные значения итераций от 1 до 10 и различные значения числа классов от 5-10 до 20-25.

Рассматриваемый снимок был получен в сентябре 2006г. при отсутствии облачности. На рис. 1 показан фрагмент одного мультиспектрального изображения из ряда изображений, полученных с КА IKONOS, к которым применялись алгоритмы неконтролируемой классификации. На рис. 2 и 3 представлен результат выполнения алгоритма ISODATA с количеством классов от 5 до 10 и числом итераций равным 1 и 10 соответственно. По результатам проведения классификации с такими параметрами все пикселы изображения были отнесены в 7 и 9 классов соответственно.

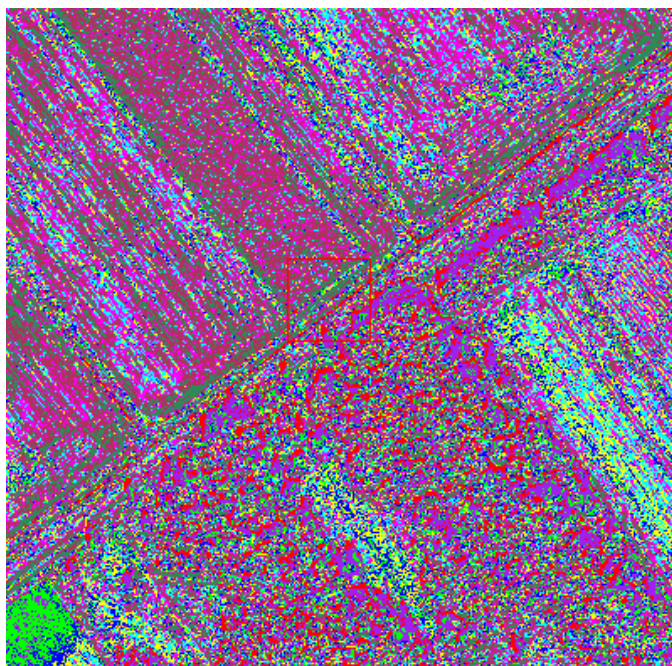
Из приведенных примеров видно, что на рис. 4, где выбрано количество классов от 20 до 25 и число итераций составляет 10 идентифицировать принадлежность класса какому-либо природному классу затруднительно, поскольку чередование пикселов, относящихся к разным классам, создает пестрое, плохо читаемое изображение.



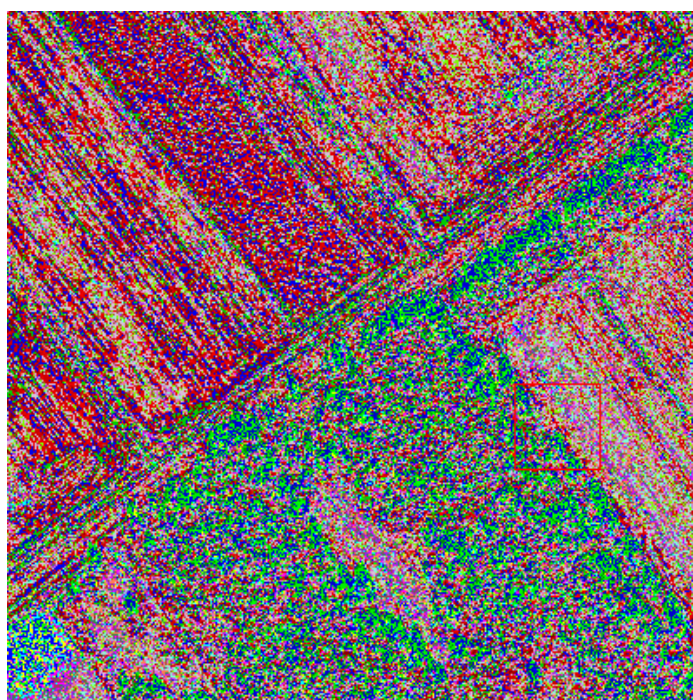
*Рис. 1. Фрагмент мультиспектрального изображения с КА IKONOS*



*Рис. 2. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 5-10 и числом итераций равным 1 (7 классов)*



*Рис. 3. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 5-10 и числом итераций равным 10*



*Рис. 4. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 20-25 и числом итераций равным 10*

### **Заключение**

В заключение, приведем преимущества и недостатки алгоритмов неконтролируемой классификации в целом по сравнению с алгоритмами контролируемой классификации. Преимуществами алгоритмов неконтролируемой классификации по сравнению с алгоритмами контролируемой являются:

1. Необязательное условие наличия априорной информации о свойствах дешифрируемой местности, в то время как при использовании алгоритмов контролируемой классификации требуется дополнительная информация для создания эталонных выборок.

2. Алгоритмы неконтролируемой классификации менее зависимы от человеческого фактора. Классы, созданные ими по спектральному составу более последовательны, чем созданные алгоритмами контролируемой классификации

3. Алгоритмы неконтролируемой классификации создают уникальные классы. При проведении контролируемой классификации эти классы могут быть не распознаны как отдельные и могут принадлежать более общему классу, что приведет к ошибке и неверным результатам в процессе выполнения процедуры классификации.

Основными недостатками алгоритмов неконтролируемой классификации являются:

1. классов, с которыми специалист может не согласиться.

2. Выделение Специалист ограничен в контроле классов и их свойств.

3. Спектральные свойства полученных классов меняются с течением времени. Поэтому связь между информацией и спектральными классами не постоянна и определяется только снимком, что затрудняет процесс дешифрирования разновременных снимков.

Указанные выше преимущества и недостатки алгоритмов неконтролируемой классификации приведены в таблице 2.

Таблица 2. Преимущества и недостатки неконтролируемой классификации

Преимущества	Недостатки
Априорная информация не обязательна	Несоответствие созданных классов представлениям специалиста
Созданные классы более последовательны (по спектральному составу)	Ограничения по контролю созданных классов
Созданные классы уникальны	Трудности при использовании разновременных снимков

Отметим, что алгоритмы неконтролируемой классификации широко используются совместно с алгоритмами контролируемой классификации для повышения качества дешифрирования данных ДЗЗ.

## Литература

1. Книжников Ю.Ф., В.И. Кравцова, О.В. Тутубалина. Аэрокосмические методы географических исследований // М.: «Академия», 2004. 336 с.
2. Jensen J.R. Introductory Digital Image Processing. Third Edition. Prentice Hall. 2005. 526 p.
3. Лурье И.К., Косиков А.Г. Теория и практика цифровой обработки изображений // М.: Научный мир, 2003. 166 с.
4. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение // М.: Бином, 2006. 752 с.