

КОСМИЧЕСКАЯ ЭЛЕКТРОМЕХАНИКА. КОСМИЧЕСКИЕ АППАРАТЫ

УДК 629.78

КЛАССИФИКАЦИЯ ДАННЫХ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ ПРИ РАЗЛИЧНОМ УРОВНЕ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ. СИНТЕЗИРУЕМЫЙ МЕТОД ВЕРОЯТНОСТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК БАЙЕСОВСКОГО РЕШЕНИЯ

С.Н. Волков, С.Г. Казанцев,
А.В. Фрянцев
(ФГУП «НПП ВНИИЭМ»)
В.Г. Прокошев
(ГОУ ВПО «ВлГУ»)

Работа посвящена вопросам классификации многозональных аэрокосмических изображений. Рассматривается метод контролируемой классификации Байесовского решения. Предложен синтезированный метод, сочетающий статистический метод и метод обучения с использованием трёхслойных нейронных сетей.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, классификация изображений, статистические методы, Байесовский подход, критерий Неймана-Пирсона, нейронная сеть.

Известно, что антропогенная деятельность сопровождается такими негативными процессами как обезлесение, эрозия почвы, изменение береговых линий водоёмов и т. д. Всё это, как правило, ведёт к появлению серьёзных локальных и глобальных экологических изменений, которые необходимо анализировать и оценивать, а также прогнозировать их развитие с целью комплексного исследования изучаемой территории земной поверхности и повышения эффективности использования её природных ресурсов.

Существенная пространственная неоднородность исследуемых природно-территориальных комплексов, их динамичность и большая площадь зачастую не позволяют применять такие традиционные методы слежения за их состоянием, как стационарные исследования, тематическое картирование на местности и т. п. В связи с этим в качестве альтернативы таким методам в последние десятилетия развивалась концепция экосистемного мониторинга как системы наблюдения, регистрации, контроля динамики, прогнозирования изменений и управления и оптимизации экосистем. В рамках этой концепции широкое распространение получили аэрокосмические методы изучения экосистем, являясь одной из составных частей методов дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ).

Ранее в работе [1] нами были рассмотрены методы обработки данных ДЗЗ, и предложен алгоритм сегментации изображений с помощью наименее сложных дробей.

В классе проблем обработки данных ДЗЗ актуальной является классификация земных объектов

на основе аэрокосмических изображений. В силу различных факторов регистрируемые приборами значения отражённой и собственной радиации носят случайный характер [2].

Требование получения достоверных результатов при решении задачи классификации определяет необходимость использования процедур обработки, имеющих вероятностные характеристики. Современные системы ДЗЗ 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.

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, эталон-

ных значениях спектральных характеристик этих объектов. В процессе проведения такой классификации значение яркости текущего пикселя сравнивается с эталонным, и на основании этого сравнения пиксель относится к наиболее подходящему классу объектов. После проведения классификации по имеющимся наземным данным оценивается качество проведённой классификации. Обычно контролируемая классификация применяется, когда классы хорошо различаются на снимке и их число варьируется от 25 и выше [3].

Среди алгоритмов контролируемой классификации выделяются алгоритмы, основанные на:

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

Алгоритмы неконтролируемой классификации (алгоритмы кластеризации) целесообразнее применять при отсутствии априорной информации об объекте съёмки. Поскольку кластерный анализ относится к цифровым автоматизированным методам обработки космических изображений, то он позволяет выделять контура с неконтрастной по спектральной яркости структурой. 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.

Наиболее популярными среди алгоритмов неконтролируемой классификации (кластеризации) являются алгоритмы: K-Means и ISODATA [4]. Главное отличие алгоритмов ISODATA и K-Means заключается в том, что на стадии инициализации алгоритма ISODATA происходит распределение пикселей, в то время как для алгоритма K-Means происходит распределение значений математических ожиданий. Алгоритм ISODATA

использует минимальное спектральное расстояние для определения соответствующего кластера (класса) для каждого пикселя. Процесс начинается с назначения случайного (приближённого) 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.

Такие пересчёты повторяются до тех пор, пока все пиксели 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 наблюдателем, в [5] опробованы различные значения итераций от 1 до 10 и различные значения числа классов от 5 – 10 до 20 – 25.

На рис. 1 – 4 представлен пример использования алгоритмов неконтролируемой классификации (кластеризации) с различными значениями итераций. Рассматриваемый в работе [5] снимок был получен при отсутствии облачности. На рис. 1 показан фрагмент одного мультиспектрального изображения, к которому применялся алгоритм неконтролируемой классификации. На рис. 2, 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 пиксели изображения были отнесены в 7 и 9 классов соответственно.

Из приведённых 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 пикселей, относящихся к разным классам, создает пёстрое, плохо читаемое изображение.

Из проведённого анализа можно сделать вывод об одном из недостатков неконтролируемой классификации, а именно, несоответствие созданных классов представлениям специалиста.

В данной работе рассмотрен метод контролируемой классификации, основанный на вероятностных принципах Байесовского решения. При отнесении пикселя к тому или иному классу принимаются во внимание такие параметры, как среднее значение для кластера (блока пикселей) и ковариативность.



Рис. 1. Фрагмент мультиспектрального изображения

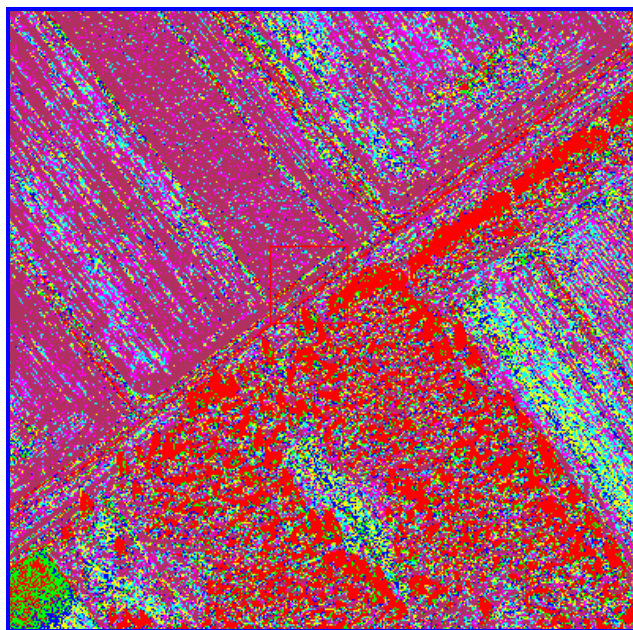


Рис. 2. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 5 – 10 и числом итераций равным 1 (7 классов)

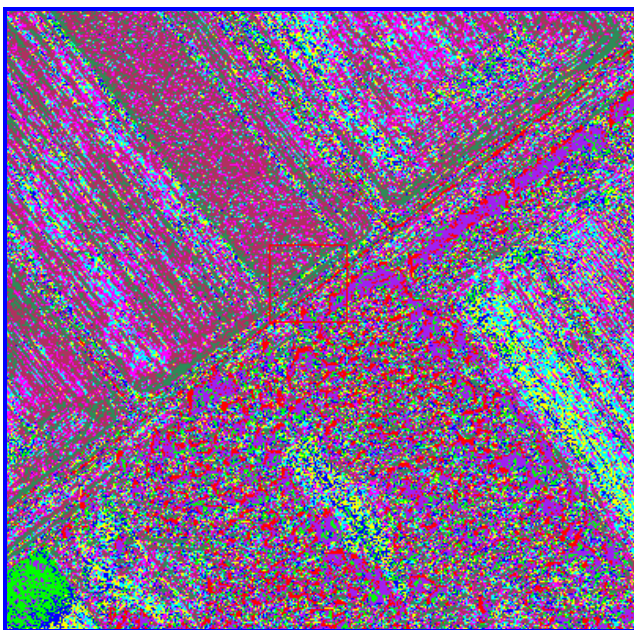


Рис. 3. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 5 – 10 и числом итераций 10

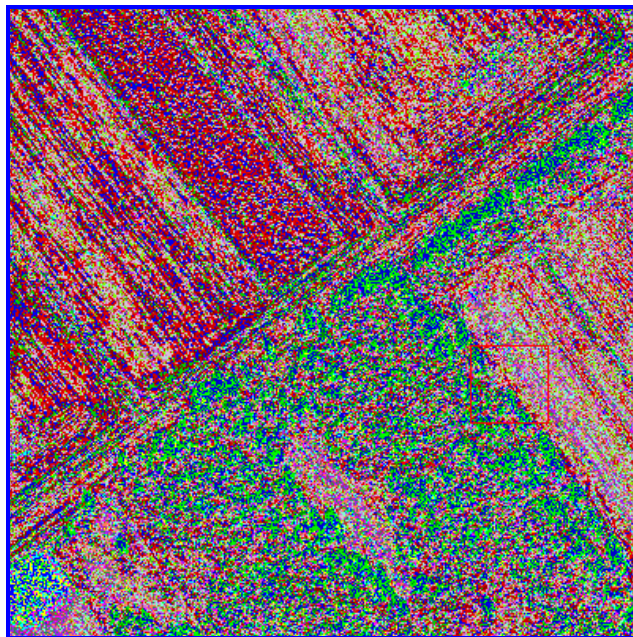


Рис. 4. Применение алгоритма ISODATA с количеством классов 20 – 25 и числом итераций 10

Одним из существенных недостатков Байесовского правила обнаружения сигналов является большое количество априорной информации о потерях и вероятностях состояния объекта, которая должна быть в распоряжении наблюдателя. Этот недостаток наиболее отчетливо проявляется при анализе радиолокационных задач обнаружения цели, когда указать априорные вероятности наличия цели в заданной области пространства и потери за счёт ложной тревоги или пропуска цели оказывается весьма затруднительным.

В связи с этим в подобных задачах вместо Байесовского критерия обычно используется критерий Неймана-Пирсона. Согласно этому критерию выбирается такое правило обнаружения, которое обеспечивает минимальную величину вероятности пропуска сигнала (максимальную вероятность правильного обнаружения) при условии, что вероятность ложной тревоги не превышает заданной величины [4].

Рассмотрим Байесовское решение при классификации, реализуемое правилом Неймана-Пирсона [4]. Мо-

дель амплитуд ρ отсчётов радиолокационных изображений с синтезированной апертурой определяется соотношением $\rho = \frac{ar}{2N}$, где параметр a характеризует тип земного покрова (вода, лесные массивы, урбанизированные районы и др.), плотность распределения $w(r)$ случайной величины r эквивалентна γ -распределению:

$$W(r) = \frac{r^{N-1} e^{-r/2}}{2N\Gamma(N)}.$$

В качестве N можно задать значение равное 4. Для многозональных сканерных изображений многомерный нормальный закон распределения является известной моделью распределения амплитуд отсчётов $\vec{\rho} = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n)$ ($\vec{\rho}$ – вектор-столбец):

$$W(\vec{\rho}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \det(M)}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\vec{\rho} - \vec{a})^T M^{-1}(\vec{\rho} - \vec{a})\right\};$$

где M – матрица ковариаций амплитуд отсчётов изображения. В совокупности с параметром \vec{a} (математическое ожидание) матрица M характеризует тип земного покрова.

Режим классификации с обучением целесообразно применять после режима автоматической классификации. Каждый класс при этом может объединять любое число компонентов, выявленных в режиме автоматической классификации. Достоверность классификации, оцениваемая в исследуемом функционале, в этом режиме повышается. После этапа оценивания параметров заданных классов оценки, соответствующие рассматриваемому изображению, могут использоваться на этапе классификации изображений, полученных для других участков поверхности Земли. Отличительное свойство методики состоит в том, что фрагменты изображения, по которым обучение не проводилось, будут отнесены к новым классам, объединённым в K -й класс.

Интересная особенность режима с частичным обучением состоит в том, что независимо от структурной сложности заданных классов удовлетворительные результаты могут быть получены при небольшом числе компонентов. В связи с этим модель-смесь Байесов-

ского решения статистического описания реальных многозональных изображений и, например, классификация с использованием трёхслойной нейронной сети, будет являться эффективной [5, 6].

Таким образом, предложенная модель будет являться эффективной и повысит качество дешифрования данных ДЗЗ, так как сочетает в себе методы контролируемой и неконтролируемой классификации, исключая риск недостатков, присущих обоим типам, а именно несоответствие созданных классов представлениям специалиста, ограничения по контролю созданных классов. Основные преимущества предложенной модели заключаются в том, что априорная информация является необязательной, созданные классы более последовательны и уникальны.

Литература

1. Метод аппроксимации и интерполяции с помощью наименьших дробей как новый подход к решению некоторых задач предварительной обработки данных дистанционного зондирования Земли из космоса / С. Н. Волков, С. Г. Казанцев, А. В. Фрянец // Вопросы электромеханики. Труды НПП ВНИИЭМ. – М. : ФГУП «НПП ВНИИЭМ», 2011. – Т. 120. – № 1. – С. 13 – 16.
2. Мишев Д. Дистанционные исследования Земли из космоса / Д. Мишев. – М. : Мир, 1985. – 128 с.
3. Книжников Ю. Ф. Аэрокосмические методы географических исследований : учебник для студентов высших учебных заведений / Ю. Ф. Книжников, В. И. Кравцова, О. В. Тутубалина. – М. : Издательский центр Академия, 2004. – 336 с.
4. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. Книга вторая / Б. Р. Левин. – М. : Сов. радио, 1975. – 392 с.
5. Назаров Л. Е. Применение нейронных сетей для классификации типов лесов на основе анализа радиолокационных и сканерных изображений / Л. Е. Назаров // Сборник докладов III Всероссийской научной конференции «Применение дистанционных радиофизических методов в исследованиях природной среды», Муром, 17 – 18 июня 1999 г. – Муром : МИ ВлГУ, 1999. – С. 267 – 268.
6. Назаров Л. Е. Применение многослойных нейронных сетей для классификации земных объектов на основе анализа данных дистанционного зондирования / Л. Е. Назаров, И. Л. Букатова // Электронная библиотека НИЯУ МИФИ. – Электрон. дан. – М., 2000. – Режим доступа : http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2000/Neuro_2/104.html. – Загл. с экрана.

Поступила в редакцию 17.08.2011

Сергей Николаевич Волков, д-р техн. наук, первый зам. генерального директора – генерального конструктора, т. (495) 366-42-56.

Сергей Геннадьевич Казанцев, д-р техн. наук, зам. генерального директора – генерального конструктора, т. (495) 366-12-01.

Алексей Владимирович Фрянец, аспирант, e-mail: pt203falex@mail.ru, т. (495) 366-12-01.

Валерий Григорьевич Прокошев, д-р физ.-мат. наук, первый проректор ГОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени А.Г. и Н.Г. Столетовых», профессор, e-mail: laser@vlsu.ru, т. (4922) 33-52-42.