ВОЗМОЖНОСТИ СОВРЕМЕННОГО ДЕШИФРИРОВАНИЯ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ НА ОСНОВЕ КОМПЬЮТЕРНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ НА ПРИМЕРЕ СЕВЕРНОГО СКЛОНА ХРЕБТА САЙЛЮГЕМ (ЧУЙСКАЯ КОТЛОВИНА, ЮГО-ВОСТОЧНЫЙ АЛТАЙ)

К.А. Боенко
Институт водных и экологических проблем СО РАН, г. Барнаул

Одной из важнейших проблем современной науки и техники является изучение антропогенных изменений в атмосфере и на поверхности Земли. Значительное место в подобных исследованиях занимают аэро- и космические системы наблюдения, которые позволяют при относительно невысоких затратах регулярно получать информацию о текущем состоянии земной поверхности и обеспечивают глобальный обзор при достаточно большом пространственном разрешении единичного наблюдения (снимка земной поверхности).

Развитие технологии спутникового дистанционного зондирования земли (ДЗЗ) позволило подойти к глобальным оценкам биохимических и структурных изменений в биосфере, оценивать качественное или патологическое состояние окружающей среды (чрезвычайные ситуации, природные катастрофы), осуществлять мониторинг экосистем в целях ландшафтной индикации и тематического картографирования и т.д. Космические снимки, получаемые при ДЗЗ, дают возможность сравнительного изучения больших площадей, состояние которых зафиксировано в один момент времени. Это позволяет рассматривать среду обитания как единую систему. Кроме того, снимки одного и того же участка местности, полученные синхронно в разных зонах электромагнитного спектра, дают комплексную характеристику местности и позволяют получать достоверную информацию не только о непосредственно наблюдаемых объектах природной среды, но и о некоторых скрытых компонентах ландшафта. Более того, возможность получать повторные съёмки земной поверхности с заданной периодичностью обеспечивает условия для динамического картографирования различных процессов и явлений, сравнительно быстро изменяющихся во времени.

Космический снимок, представляя собой сложную многослойную структуру, имеет, как правило, некоторое количество спектральных составляющих (т.н. спектральных слоёв). Каждый слой содержит в себе информацию, записанную спутником в различных спектральных частотах (видимый, инфракрасный спектры и т.д.). На основе этих слоёв из снимка можно получить, кроме чисто визуальных данных, информацию самого разного рода: данные о высотах (цифровые модели рельефа), температурные данные, индексы растительности, результаты антропогенного влияния и т.д. Характер и точность этих данных зависят, прежде всего, от типа снимка (или, иными словами, от типа спутника, с которого этот снимок был сделан) и от разрешения (соотношения размерности точки (пикселя) снимка и единицы длины). В зависимости от этого все космические снимки подразделяются на снимки малого, среднего, высокого и сверхвысокого разрешения.

Перечисленная выше информация может быть получена из снимка разными способами. Одним из наиболее действенных методов является классификация космического снимка, что означает выделение на снимке однородных участков и отнесение их к определённым классам, соответствующим постановке решаемой задачи. В целом на сегодняшний день задача распознавания образов решается, как правило, методами, принадлежащими к одному из следующих базовых способов классификации:

1) Классификация с обучением (группа методов, в которых входной образец путём сопоставления идентифицируется как член уже определённого класса). К этой группе методов относится дискриминантный анализ, персептрон, нейронные сети и др.

2) Классификация без обучения (группа методов, в которых входной образец назначается к неизвестному до этого классу). К этой группе методов относятся различные реализации алгоритмов кластеризации [5].

В рамках данной работы было принято решение использовать классификацию с обучением. В рассматриваемом случае она является наиболее удобной и приемлемой, поскольку в постановке задачи на исходном снимке уже определены участки, которые необходимо классифицировать, а, следовательно, имеется необходимая информация для формирования обучающих образцов, подаваемых на вход классификатора (рис. 1).

Классификация проводилась в программном комплексе ERDAS Imagine 9.0. Для решения задачи был выбран непараметрический алгоритм классификации на основе правила параллелепипеда. Алгоритм называется непараметрическим, если для классификации изображения используются непараметрические шаблоны-классификаторы, каковыми в данном случае являются обучающие образцы, полученные на основе областей, отмеченных окружностями на рис.1. Само же правило параллелепипеда заключается в следующем. Значения сигналов классифицируемых пикселей поочерёдно сравниваются с некими заранее взятыми верхним и нижним значением сигнала в спектральной полосе. Эти минимальные и максимальные значения могут быть выбраны одним из следующих способов:

- Минимальное и максимальное значение сигнала в каждой полосе сигнатуры-идентификатора.
- Средние значение сигналов в каждой полосе сигнатуры плюс-минус стандартное значение отклонения.
- Любые пользовательские значения, которые он подбирает на основе своей информации о данных сигнатурах.

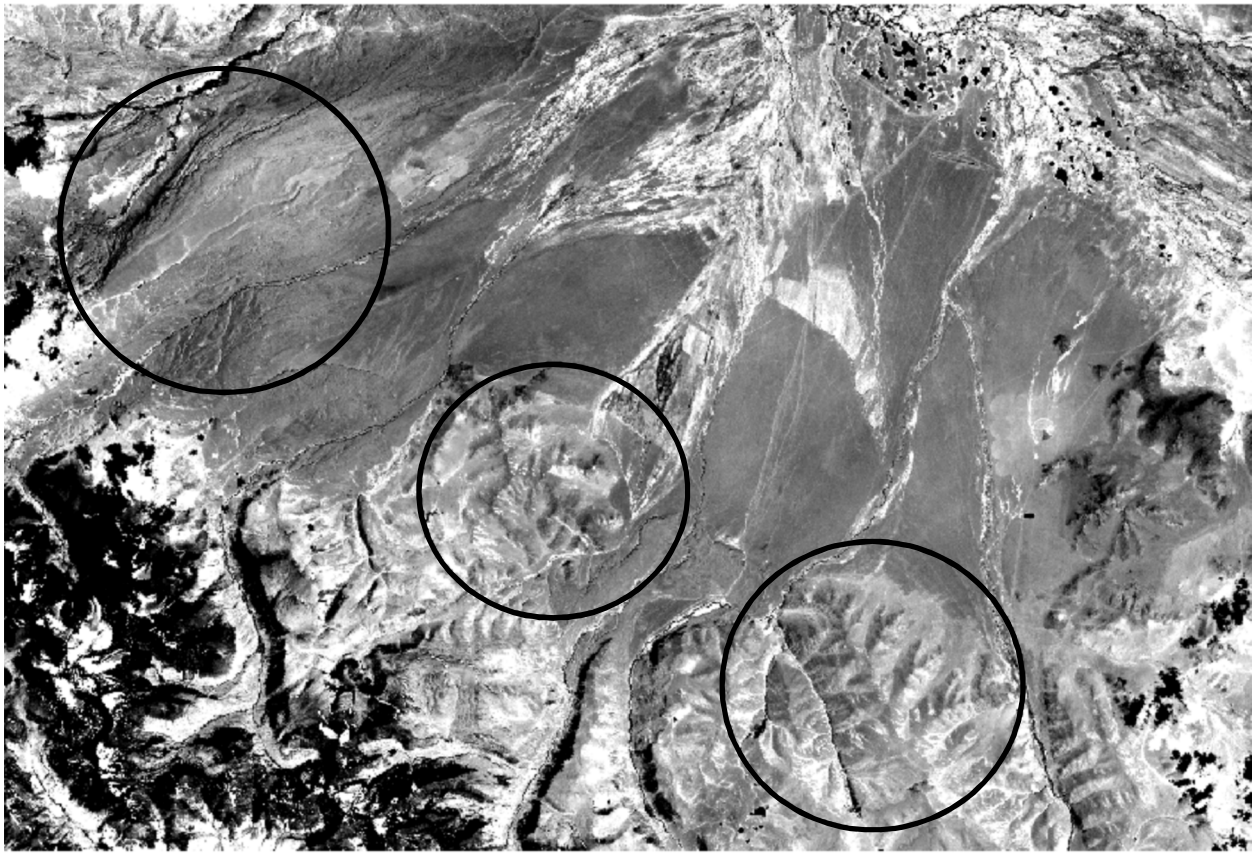

Рис. 1. Области снимка, подлежащие классификации.

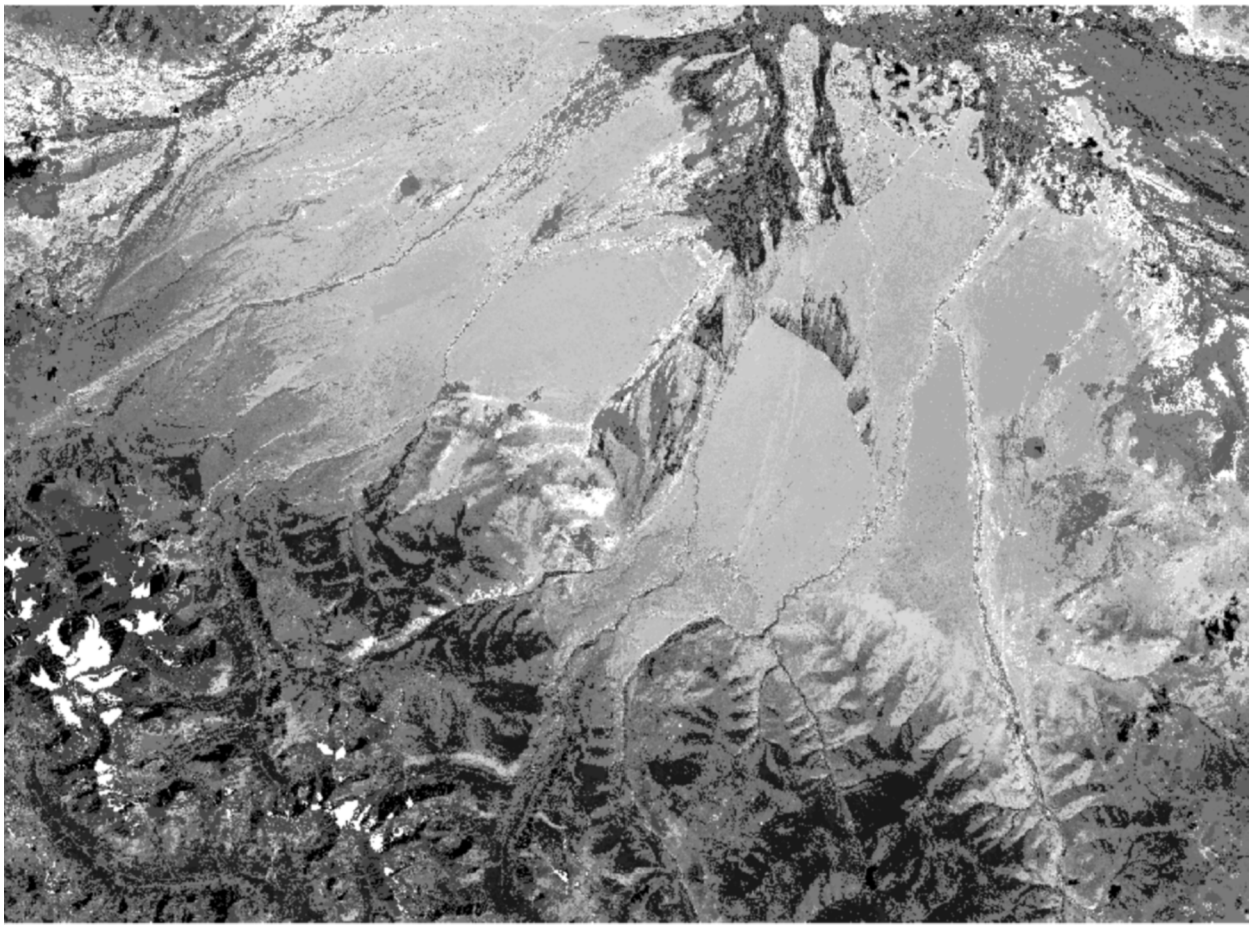

Рис. 2. Результат классификации снимка.

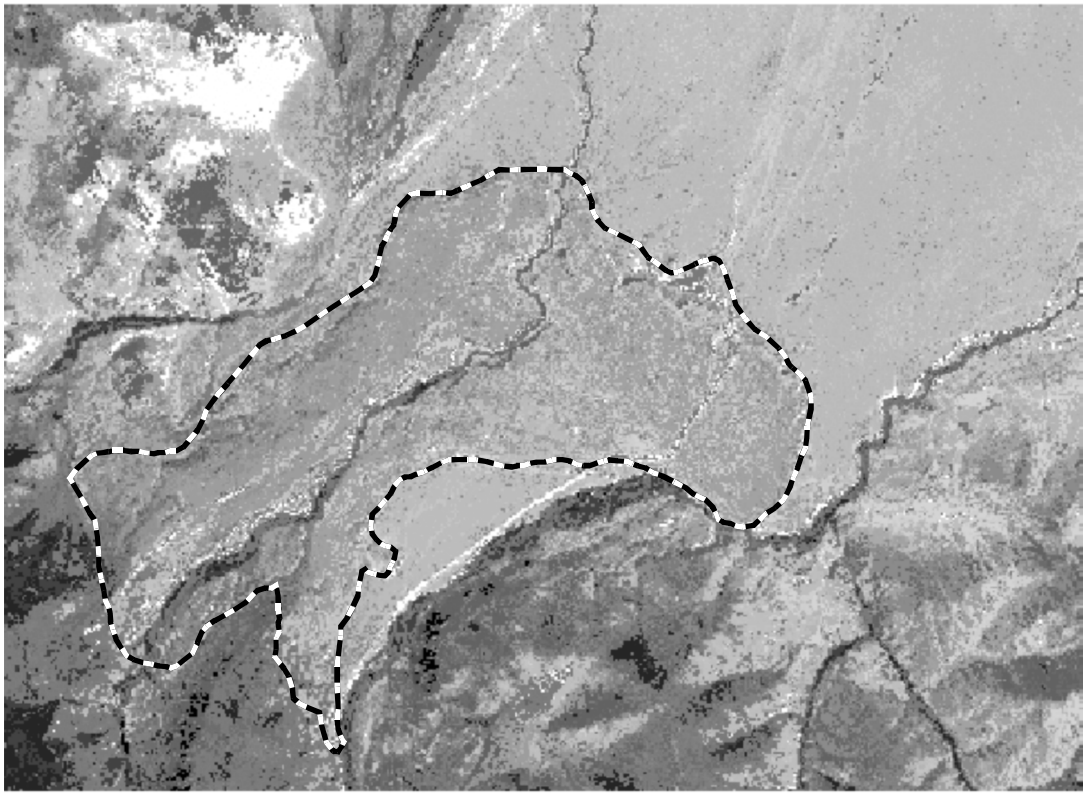

Рис. 3. Увеличенная часть снимка. Пунктиром показан участок морены, выделенный на снимке посредством классификации.

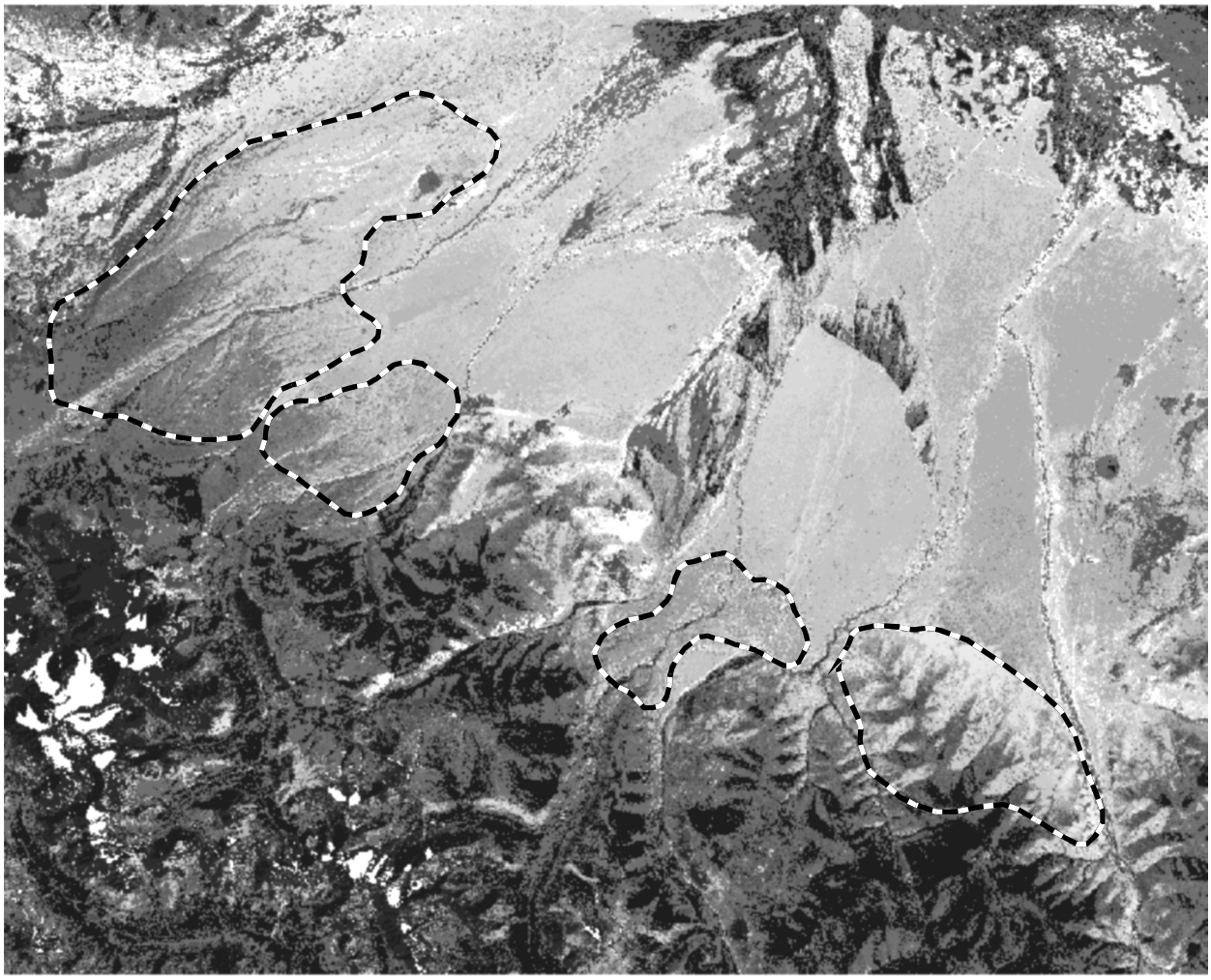

Рис. 4. Результат классификации. Пунктиром выделены все распознанные участки морены.

В данном случае минимальные и максимальные значения определялись согласно третьему способу, т.е. соответствовали минимальным и максимальным значениям сигнала для каждого из выбранных обучающих образцов.- Данные ограничения задаются для каждой спектральной полосы сигнатуры. Если пиксель в каждой полосе оказывается внутри области, ограничивающейся данными значениями, то он автоматически относится к классу данной сигнатуры. Очевидно, что такие области имеют прямоугольную форму. В данной методике эти прямоугольные области, несмотря на их двумерность, названы параллелепипедами (отсюда и название правила) [4].

Из трёх областей, подлежащих классификации, было получено 65 обучающих образцов (сигнатурных участков). Результаты классификации представлены на рис. 2-4.

Литература

1. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. М.: Финансы и статистика, 1989, 608 с.
2. Фукунага К. Введение в статистическое распознавание образов. М.: Наука, 1979, 368 с.
3. Ту, Дж., Гонсалес, Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978, 414 с.
4. ERDAS Imagine 9.0 Field Guide. Geospatial Imaging LLC, Norcross, Georgia.
5. Anil K. Jain, Robert P.W.Duin, Jianchang Mao “Statistical Pattern Recognition: A Rewiew”// IEEE Transaction On Pattern Analysis And machine Intelligence, Vol. 22, #1, January 2000.