

Кластерный алгоритм для текстурных изображений

Сидорова В. С.

svs@ooi.ssc.ru

Новосибирск, ИВМиМГ

Рассматривается приложение гистограммного кластерного алгоритма для автоматической классификации аэрокосмических изображений по текстурным признакам. Оценка качества классификаций векторов, представленных с различной детальностью, позволяет выбрать лучшие распределения. Применение подхода к многоканальным спутниковым данным показало, что лучшие распределения соответствуют информационным классам покрытия Земли [1]. Классификация текстур имеет особенности. Алгоритм применен к аэроснимкам леса.

Алгоритм классификации

В основе классификации — быстрый непараметрический алгоритм разделения векторного пространства по унимодальным кластерам, которые соответствуют локальным максимумам гистограммы [2]. Алгоритм используется многократно для различного числа уровней квантования N векторного пространства. Пусть их начальное число $N_0 = 256$, $N < N_0$. Размер ячейки для произвольного уровня квантования $kf = (N_0 - 1)/(N - 1)$, L — число признаков, $f = (f_1, f_2, \dots, f_L)$ — вектор признаков, а $g = (g_1, g_2, \dots, g_L)$ — вектор, в который преобразуется f в результате квантования: $g_k = [f_k/kf]$, $k = 1, \dots, L$, где $[\cdot]$ — целая часть числа. Получается ряд распределений векторов для различных значений N . По предложенной в [1] мере качества определяются лучшие распределения ряда. Мера качества для отдельного унимодального кластера $M^j(N)$ и мера качества распределения в целом $M(N)$:

$$M^j(N) = \frac{1}{H^j(N)} \frac{1}{B^j(N)} \sum_{i=1}^{B^j(N)} h_i^j(N), \quad M(N) = \frac{1}{K(N)} \sum_{j=1}^{K(N)} M^j(N), \quad (1)$$

где $h_i^j(N)$ — значение гистограммы в i -той точке границы кластера j , $B^j(N)$ — число точек границы кластера, $H^j(N)$ — максимальное значение гистограммы, $K(N)$ — число кластеров. Лучшие классификации соответствуют минимумам $M(N)$.

Особенности классификации текстур

Статистические текстурные признаки вычисляются по окрестности точки изображения. Пусть окрестностью будет квадратное окно одного размера для всех точек изображения, его определим автоматически. Начиная с некоторого размера, будем постепенно его увеличивать.

Для каждого найдем лучшую классификацию и соответствующее число кластеров. Предположим, что по достижении определенного размера окна не только признаки стабилизируются для всех объектов, но и перестанет меняться число кластеров. Признаки внутренних точек объектов на изображении перестанут меняться, признаки граничных точек могут измениться, но мало повлияют на образование кластеров, если учесть, что мы выбираем классификации с хорошо изолированными кластерами. Когда число кластеров станет равным для двух последовательных размеров окна, выберем лучшую классификацию для меньшего из них.

Полученные кластеры не могут быть на изображении тоньше размера этого окна по определению. В плоскости изображения на границах возможно появление ложных кластеров. Их можно присоединить к соседним при построении кластерной карты. Для автоматической индикации тонких кластеров посчитаем отношение числа граничных точек на изображении каждого кластера к его площади и, если отношение больше порога, то кластер ложный. Здесь в качестве порога примем это отношение для размеров окна. Найдем два наиболее представительных соседа P_1 и P_2 ложного кластера. Из них для присоединения выберем тот, который менее изолирован от него в пространстве признаков. Для этого используем $M^j(N)$ из (1). Пусть ложный кластер — j , подсчитаем отдельно вклад в $M^j(N)$ точек границы, соседних с P_1 и с P_2 .

Эксперименты

На Рис.1 аэроснимок кедровников Западной Сибири масштаба 1:50000. Три самых светлых пятна соответствуют водным поверхностям. Смешанный лес данного типа представляет собой березово-кедровое сообщество. Возобновляясь на гарях, он закономерно видоизменяется: на ранних стадиях преобладает береза, затем ее вытесняет кедр. Размер электронной версии изображения 600×400 , разрешение 5м/пиксель. При таком разрешении текстуру леса составляют чередующиеся светлые группы берез (осенняя съемка) и темные — кедра. Существует несколько качественно отличных фаз развития этого типа леса. Точность наземной таксации и визуального дешифрирования аэроснимков — в пределах фазы. Визуальные характеристики лесных объектов входят в таксационные таблицы. Основные — тон и текстура. Основываясь на физических свойствах, мы выбрали текстурные признаки: средний тон и средний модуль разности тонов в паре соседних пикселей (статистика Харалика [3]) для предварительно эквализованного изображения. Другие исследования показали пригодность этих признаков для различения фаз [4]. Размер окна для расчета признаков получился 14×14 пикселей. Это соответствует участку 70×70 кв. м на земле (размер элементарного участка таксации 100×100 кв. м). Лучшее распределение в смысле меры $M(N)$ (1)

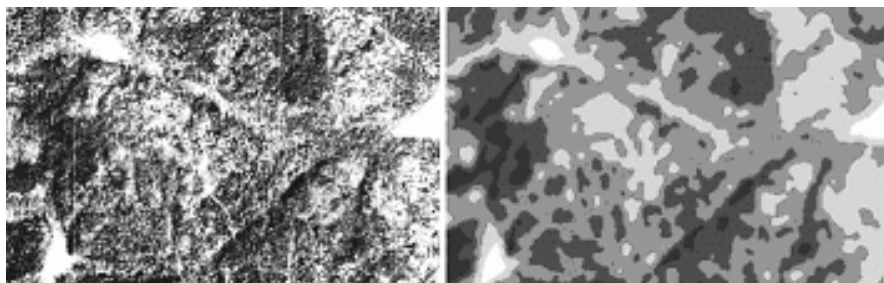


Рис. 1. Изображение лесного ландшафта и кластерная карта.

соответствует двум кластерам, разделяющим область признаков на лес и водную поверхность. Следующее по возрастанию значения минимума меры качества соответствует семи кластерам. Было выявлено два ложных кластера, и они объединены с соседними. На карте (рис. 1 справа) отображено пять полученных кластеров. Самый светлый соответствует воде. Остальные представляют четыре старшие возрастные фазы кедровников (с четвертой по седьмую) в соответствии с классификацией лесоводов.

Выводы

Представленный алгоритм позволил автоматически и быстро получить лучшую в смысле предложенной меры классификацию изображения кедровников на аэроснимке по заданным текстурным признакам. Это распределение оказалось в соответствии с делением кедровников по фазам развития, что соответствует точности наземной таксации.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проект № 07-07-00085а.

Литература

- [1] Сидорова В. С. Оценка качества классификации многоспектральных изображений гистограммным методом // Автометрия. — 2007. — № 1 — С. 37–43.
- [2] Narendra P. M., Goldberg M. A non-parametric clustering scheme for LANDSAT // Pattern Recognition 9. — 1977. — Pp. 207–215.
- [3] Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification // IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. — 1973. — V. SMS-3 — Pp. 610–621.
- [4] Sidorova. V. S. Modeling Age Dynamics of the Forest Texture in Aeroimage // Proc. IASTED Int. Conf. ACIT. — Novosibirsk, 2002. — Pp. 441–446.