

УДК 528.72 : 004.93

ПОИСК ОБЪЕКТОВ НЕПРИРОДНОГО ПРОИСХОЖДЕНИЯ НА ОСНОВЕ МНОГОСПЕКТРАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ*

С. М. Борзов¹, В. И. Козик¹, О. И. Потатуркин^{1,2}

¹Учреждение Российской академии наук
Институт автоматизации и электрометрии Сибирского отделения РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1
E-mail: borzov@iae.nsk.su

²Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования
«Новосибирский государственный университет»,
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2

Рассматривается задача поиска объектов неприродного происхождения по данным дистанционного зондирования Земли. Предложено выполнять поиск на пиксельном уровне путём совместной обработки исходных изображений без их предварительной сегментации, при этом характеризовать каждый пиксель как спектральными, так и пространственными (с учётом локальной окрестности) признаками. В процессе обработки реальных изображений выполнены количественные оценки эффективности предложенного метода поиска.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, многоспектральная обработка изображений, поиск объектов.

Введение. В последние годы при обработке данных дистанционного зондирования Земли из космоса широкое распространение получили объектно-ориентированные методы классификации [1, 2]. Типичная процедура реализации этих методов состоит из следующих этапов: сегментация (выделение однородных по спектральным признакам зон), определение признаков обнаруженных сегментов, принятие решения об их принадлежности к некоторому классу на основе анализа параметров и взаимного расположения. Первый этап является ключевым и во многом определяет результат всего процесса в целом. Однако его выполнение по реальным данным затруднено, поскольку для естественных ландшафтов (лес, почва и т. п.) повышение разрешения отрицательно сказывается на качестве классификации. Так, изображения высокого разрешения, как правило, содержат текстуру, богатую плавными переходами, и границы сегментов, сформированных в такой ситуации, достаточно условны. Другая проблема — методика контекстного анализа и учёта знаний. Несмотря на многочисленные работы в этом направлении, практические результаты удаётся получить лишь для узкого круга задач. Имеющая место в современной научной литературе широкая дискуссия о возможности описания сцены виртуальными многоуровневыми объектами, связанными друг с другом многообразными отношениями (функциональными, пространственными и временными), до настоящего времени не принесла ощутимых успехов.

Альтернативный подход состоит в попиксельном (без предварительной сегментации) формировании тематических слоёв, характеризующих отдельные свойства изображения, и совместном анализе набора полученных данных [3–5]. При этом пространственные характеристики изображения включаются в анализ через учёт пространственных признаков

*Работа поддержана проектом Сибирского отделения РАН, выполняемым совместно со сторонними научными организациями (№ 71).

локальных окрестностей пикселей. Такой подход переносит принятие решения на окончательный этап обработки и позволяет учитывать все неопределённости конкретных признаков.

Целью данной работы является развитие попиксельного подхода к решению задач поиска объектов неприродного происхождения по данным дистанционного зондирования Земли на основе совместного анализа пространственных и спектральных признаков изображений.

Формирование системы признаков. Поиск объектов неприродного происхождения может осуществляться на основе их спектральных и структурных особенностей. Например, контуры антропогенных объектов имеют зачастую более правильную форму, для них характерно наличие теней, водонепроницаемых покрытий, участков почв с низкими влажностью и уровнем растительности. Особенностью является также изменение локальных статистических параметров изображений при изменении масштаба. Так, дисперсия в пределах изображений отдельных объектов мала, а для совокупности объектов принимает более высокие значения. Поэтому необходимо на основе анализа многоспектральных и разномасштабных изображений перейти от этих перцептивных (воспринимаемых человеком) признаков к количественным.

Рассмотрим наиболее существенные для решения поставленной задачи признаки. Традиционно попиксельный подход в качестве пространства признаков использует естественное многоспектральное представление. В этом пространстве для классификации спектральных сигнатур отдельных пикселей при их сопоставлении с эталонными сигнатурами применяется та или иная метрика. Наиболее простым методом является классификация по показателям (индексам) конкретного типа ландшафтов, если они получены обучением по наземным или лабораторным образцам. Так, при оценке количества растительности следует использовать традиционный для приложений, связанных с задачами землепользования, спектральный вегетационный индекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index — отношение красного и ближнего инфракрасного каналов) [6], а при оценке влажности — индекс влагосодержания NDWI (Normalized Difference Water Index — отношение зелёного и среднего инфракрасного каналов) [7].

Кроме того, поскольку многоспектральные данные, как правило, имеют высокую степень корреляции различных компонент (что свидетельствует об их вытянутом распределении в n -мерном спектральном пространстве), целесообразно представить эти данные в новой системе координат, первая ось которой ориентирована в направлении распределения, а каждая следующая перпендикулярна всем выбранным ранее и ориентирована в направлении с максимальным динамическим диапазоном. Такое преобразование называется методом главных компонент [8]. Экспериментально показано, что в процессе разделения естественных и искусственных объектов для определения затенённых участков следует использовать эмпирический обобщённый индекс теней SGI (Shadow General Indicator) [9]:

$$\text{SGI} = \mu_{\text{Blue}} - \mu_{\text{PC1}}, \quad (1)$$

где μ_{Blue} — значение пикселя в синем канале, μ_{PC1} — значение пикселя в канале первой главной компоненты.

Несмотря на значительные успехи спектральные методы анализа при решении задач обнаружения неприродных объектов имеют определённые ограничения. Наиболее существенное из них обусловлено наличием фундаментальной неопределённости между коэффициентами отражения объектов искусственного происхождения и некоторых типов почв. Например, спектры отражения бетона и цемента композиционно эквивалентны спектрам определённых типов естественных поверхностей (таких как песок) [10]. Это ограничение может быть преодолено за счёт использования пространственных признаков.

Если спектральные признаки описывают изменение яркости изображений по спектральным каналам, то пространственные отражают её распределение в каждом канале. С целью включения этих данных в процесс анализа необходимы вычислительные технологии, которые позволили бы получить из изображений некоторую, пусть не очень полную, но осмысленную информацию об объектах сцены. Как уже отмечалось, одной из важных особенностей антропогенных объектов является наличие структур с правильными очертаниями. Поэтому необходимо сформировать тематический слой, описывающий прямизну границ объектов в зоне анализа.

В настоящее время наиболее широко применяются два метода обнаружения примитивов типа линий и углов: преобразования Радона [11] и Хафа [12]. Они фактически эквивалентны и могут рассматриваться как форма согласованной фильтрации. Отличие состоит в используемом математическом аппарате и в том, что преобразование Хафа применяется исключительно к бинарным изображениям. При анализе параметров окрестности в обоих случаях предварительно требуется проведение градиентных процедур, определяющих уровень перепада яркости для каждой точки исходного изображения. При поиске линий вычисляются проекции полученного градиентного изображения для различных углов наклона. Анализ данных после преобразования позволяет по расположению максимумов оценить подобие изображений на исходных фрагментах линиям, прямоугольникам и другим примитивам.

Другим важным свойством зон с преобладанием объектов неприродного происхождения является наличие большого количества «особых точек», т. е. отсчётов на исходном изображении, окрестность которых значительно отличается от всех соседних. Чаще всего для их определения осуществляется поиск элементов типа угол, что позволяет получить данные, содержащие существенную количественную информацию о структуре сцены. Наибольшую известность получили детекторы Харриса [13], основанные на выделении окрестностей пикселей трёх типов: изотропной окрестности, окрестности типа край и окрестности типа угол. В качестве оценки антропогенности фрагмента авторами предложено использовать некоторые меры, количественно характеризующие как число, так и степень особенности найденных в данной зоне точек [14]. Экспериментально показано, что такой мерой может быть сумма вторых производных функций отклика в локальных максимумах.

Таким образом, для разделения объектов искусственного и естественного происхождения предлагается применять:

а) спектральные признаки: NDVI, NDWI, SGI;

б) пространственные признаки локальной окрестности: D — дисперсию, Dif — сумму вторых производных функции отклика угла в особых точках.

В отдельных случаях на первое место могут выходить другие признаки. Например, при поиске транспортных средств это — временные изменения и температура объектов [15].

Методы обработки, основанные лишь на анализе уровней интенсивности пикселя в различных спектральных каналах, малозатратны и могут выполняться для всего изображения. Методы, связанные с анализом окрестности пикселей, для ускорения процедуры целесообразнее применять только для фрагментов, представляющих особый интерес (на основе предварительного анализа по менее затратным признакам), при этом значение данного признака для остальных пикселей (вне этих зон) полагается равным нулю.

Следует также отметить, что при наличии некоторой априорной информации о наблюдаемой сцене она также может быть представлена как дополнительный тематический слой при анализе (например, сведения о зонах, имеющих большую вероятность появления интересующих объектов).

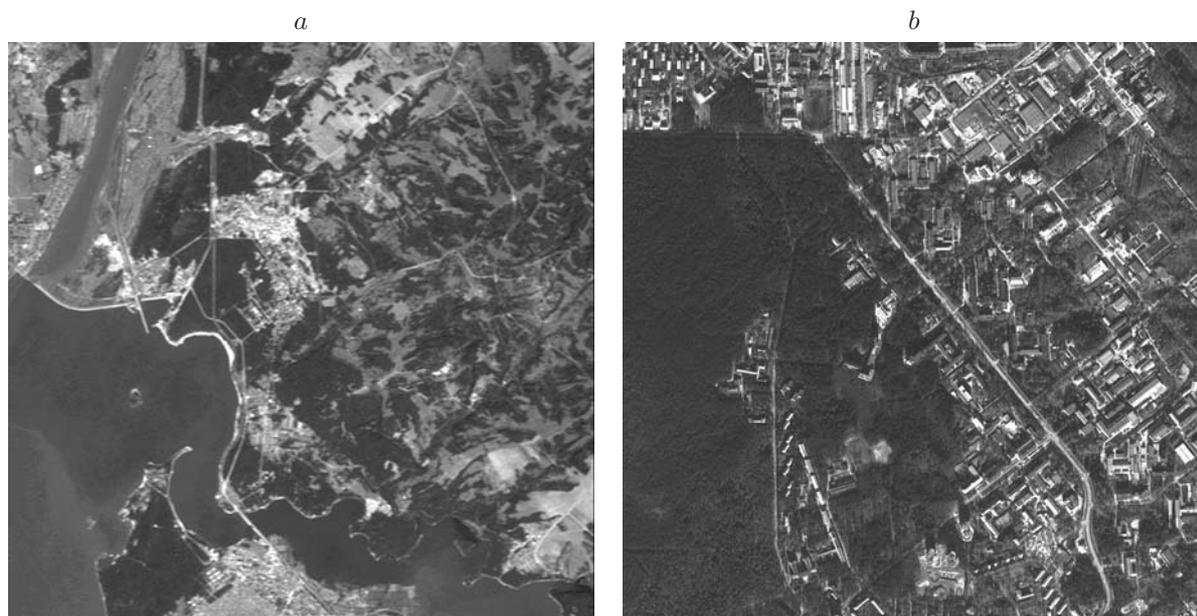


Рис. 1. Обрабатываемые изображения: низкого (*a*) и высокого (*b*) пространственного разрешения

После формирования набора признаков выполняется классификация пикселей. В результате для каждого пикселя с координатами (x, y) на исходном изображении вычисляется значение решающей функции $F(x, y)$, характеризующее принадлежность пикселя объекту неприродного происхождения. Полученное поле при наличии сведений о минимальном размере обнаруживаемых объектов обрабатывается для устранения точечных и малоразмерных сегментов.

Исследование эффективности метода проводилось на изображениях реальных сцен, полученных со спутников Landsat-7 (сканер ETM+) и QuickBird. В качестве примера рассмотрим процедуру обработки фрагментов изображений окрестности Новосибирского академгородка (рис. 1) в целях выделения зданий.

Сканер ETM+ спутника Landsat-7 имеет шесть спектральных каналов с пространственным разрешением 30 м (каналы 1–3 расположены в видимом диапазоне длин волн, 4 — в ближнем инфракрасном, 5, 7 — в среднем), тепловизионный канал (10,4–12,5 мкм) с разрешением 60 м и панхроматический с разрешением 15 м. Аппаратура спутника QuickBird имеет четыре спектральных канала (1–3 находятся в видимом диапазоне, 4 — в ближнем инфракрасном) с разрешением 2,4 м и панхроматический канал с разрешением 0,6 м.

В данном случае для осуществления многоспектральной обработки индексы NDVI и NDWI определены как соотношения 3-го и 4-го спектральных каналов спутника QuickBird (0,63–0,69 мкм и 0,76–0,90 мкм) и 2-го и 5-го спектральных каналов спутника Landsat-7 (0,52–0,60 мкм и 1,55–1,75 мкм) соответственно; пространственные признаки локальных окрестностей (D и Dif) рассчитаны по изображению высокого разрешения со спутника QuickBird. Выполним совместную классификацию на основе спектральных и пространственных признаков с помощью решающей функции

$$F(x, y) = \begin{cases} (1 - NDVI_2)(1 - NDWI_1) - SGI_2 & \text{при } D_2 > P_1, Dif_2 > P_2, \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

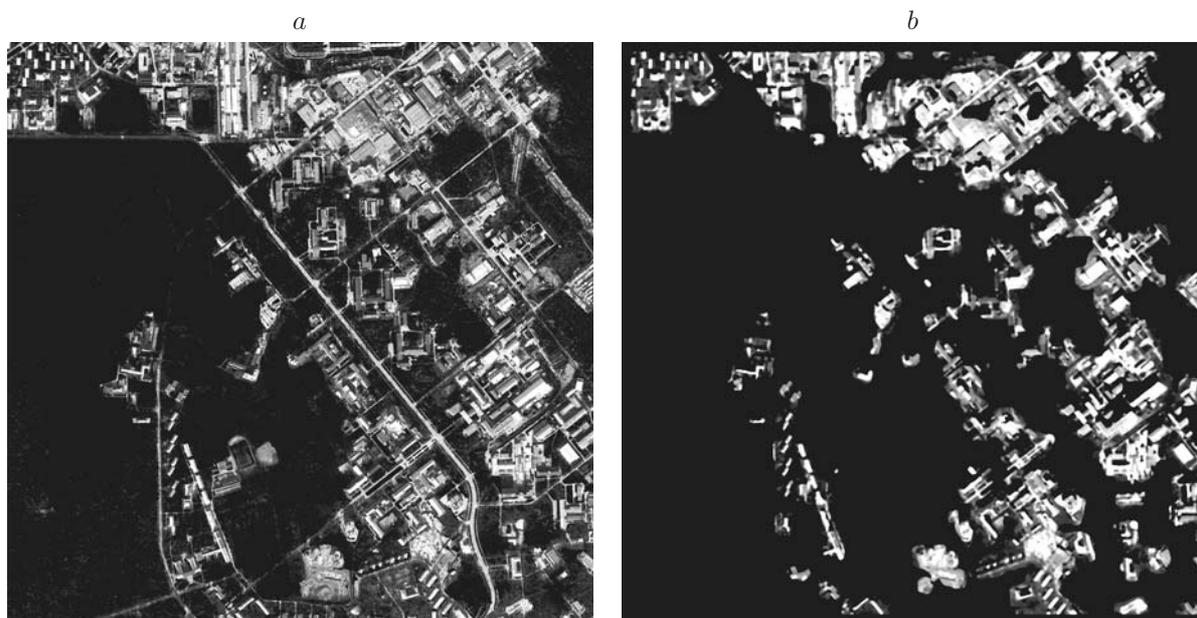


Рис. 2. Результат поиска на основе: спектральных методов (а) и комбинированного метода (б)

где признаки с индексом «1» рассчитываются по изображению со спутника Landsat, с индексом «2» — со спутника QuickBird, а пороговые значения P_i подбираются исходя из специфики обрабатываемых изображений. Результирующие распределения $F(x, y)$, полученные на основе только спектральных признаков (без учёта признаков D и Dif) и с использованием комбинированной методики (в соответствии с (2)), приведены на рис. 2. Видно, что во втором случае эффективность распознавания строений повышается. В меньшей степени выделяются дороги, стадионы, участки открытых почв без строений, снижается также уровень шума в лесопарковых зонах.

Для количественной оценки эффективности использованных процедур поиска полученные результаты сравнивались с результатом классификации, предварительно выполненной экспертом. Исследование показало, что включение в анализ пространственных тематических слоёв позволяет понизить количество ложноположительных решений (ошибки первого рода) в 2 раза при незначительном (не более чем 20 %) увеличении ложноотрицательных (ошибки второго рода). Доля правильно классифицируемых пикселей (точность классификации) увеличивается с 84 до 95 %.

В каждом конкретном случае решающая функция формируется в зависимости от требований задачи. При наличии априорной информации о координатах объектов обнаруживаемого типа решающая функция, в том числе значения порогов, может быть скорректирована в результате процедуры обучения.

Заключение. Наиболее существенное ограничение спектральных методов дешифрирования изображений, полученных при дистанционном зондировании Земли, обусловлено схожими характеристиками отражений от искусственных объектов и некоторых типов почв. В то же время получившие широкое распространение при решении задач ГИС объектно-ориентированные методы для обнаружения малоразмерных объектов неприродного происхождения на естественном фоне также оказываются малоэффективными вследствие неоднозначности решения задачи сегментации.

По этой причине поиск объектов неприродного происхождения предложено выполнять на пиксельном уровне (без использования процедуры сегментации), причём характеризо-

вать каждый пиксель как спектральными, так и пространственными признаками. При этом пространственные характеристики изображения предлагается включать в анализ посредством учёта признаков локальных окрестностей пикселей.

Показано, что такой подход позволяет более эффективно осуществлять поиск объектов неприродного происхождения на основе комплексирования спектральных и пространственных признаков. Результатом обработки является тематический слой, характеризующий антропогенность наблюдаемой территории на основе выбранных параметров. Очевидным недостатком предлагаемого подхода является отсутствие чётких границ между различными зонами. Но бесспорно и преимущество: выполнение данного этапа анализа изображений на пиксельном уровне позволяет сохранять наиболее полную информацию о наблюдаемой сцене и переносит принятие решения на окончательный этап обработки, что даёт возможность учитывать особенности конкретных признаков.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Benz U. C., Hofmann P., Willhauck G. et al.** Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information // *ISPRS Journ. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2004. **58**, N 3–4. P. 239–258.
2. **Ryherd S., Woodcock C. E.** Combining spectral and texture data in the segmentation of remotely sensed images // *Photogrammetric Eng. and Remote Sensing*. 1996. **62**, N 2. P. 181–194.
3. **Chan J. C. W., Laporte N., Defries R. S.** Texture classification of logged forests in tropical Africa using machine-learning algorithms // *Intern. Journ. Remote Sensing*. 2003. **24**, N 6. P. 1401–1407.
4. **Puisant A., Hirsch J., Weber C.** The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery // *Intern. Journ. Remote Sensing*. 2005. **26**, N 4. P. 733–745.
5. **Chen D., Stow D. A., Gong P.** Examining the effect of spatial resolution and texture window size on classification accuracy: An urban environment case // *Intern. Journ. Remote Sensing*. 2004. **25**, N 11. P. 2177–2192.
6. **Rouse J. W., Haas R. H., Schell J. A., Deering D. W.** Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS // *Third ERTS Symposium*. NASA, Washington, 1973. Vol. I. P. 309–317.
7. **Gao B.-C.** NDWI — a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space // *Remote Sensing of Environment*. 1996. **58**, N 3. P. 257–266.
8. **Courant R., Hilbert D.** *Methods of mathematical physics*. N. Y.: Interscience Publishers, 1953. Vol. 1. 576 p.
9. **Nobrega R. A. A., O'Hara C. G., Quintanilha J. A.** An object-based approach to detect road features for informal settlements near Sao Paulo, Brazil // *Object-Based Image Analysis /Eds. T. Blaschke, S. Lang, G. J. Hay*. Berlin — Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. Ch. 6.4. P. 589–607.
10. **Cablk M. E., Minor T.** Detecting and discriminating impervious cover with high-resolution IKONOS data using principal component analysis and morphological operators // *Intern. Journ. Remote Sensing*. 2003. **24**, N 23. P. 4627–4645.
11. **Radon J.** Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten // *Berichte Sächsische Akademie der Wissenschaften*. Leipzig: Mathematisch-Physikalische Klasse 69. 1917. B. 29. S. 262–277.

12. **Pat. 3069654 US.** Method and means for recognizing complex patterns /P. V. C. Hough. Publ. Dec. 18, 1962.
13. **Harris C., Stephens M.** A combined corner and edge detector // Proc. of the Fourth Alvey Vision Conference. Manchester, USA, 1988. P. 147–151.
14. **Борзов С. М., Нежевенко Е. С., Потатуркин О. И.** Поиск объектов не природного происхождения с использованием их структурных особенностей // Автометрия. 2010. **46**, № 5. С 36–42.
15. **Иванов В. А., Киричук В. С.** Выделение движущихся объектов по последовательности изображений в реальном времени // Автометрия. 2009. **45**, № 5. С. 14–21.

Поступила в редакцию 5 июля 2010 г.
