

# Поиск объектов неприродного происхождения на основе многоспектральной обработки пространственных данных дистанционного зондирования Земли

*С.М. Борзов, О.И.Потатуркин*

*Институт автоматики и электрометрии СО РАН, г. Новосибирск*

*e-mail: [borzov@iae.nsk.su](mailto:borzov@iae.nsk.su), [potaturkin@iae.nsk.su](mailto:potaturkin@iae.nsk.su)*

## **Аннотация**

Проанализированы возможности поиска объектов неприродного происхождения с использованием современных методов обработки многоспектральных данных дистанционного зондирования Земли. Определены наиболее существенные ограничения традиционных методов. Предложено выполнять поиск объектов неприродного происхождения на пиксельном уровне (без использования сегментации), причем характеризовать каждый пиксель, как спектральными, так и пространственными признаками. При этом пространственные характеристики изображения включать в анализ через учет признаков локальных окрестностей пикселей. Разработаны методы и программно-алгоритмические средства поиска таких объектов.

Предложенный подход состоит из этапа формирования тематических слоев, характеризующих отдельные свойства изображения, и совместного анализа всего набора полученных слоев с использованием специальным образом сформированной решающей функции. Спектральные тематические слои строятся на основе соотношения спектральных каналов. Пространственные тематические слои предложено формировать на основе анализа параметров локальных зон с использованием детекторов Харриса.

Результатом обработки является тематический слой, характеризующий антропогенность наблюдаемой территории на основе выбранных параметров. Очевидным недостатком попиксельного подхода (без предварительной сегментации) является отсутствие четких 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 позволяет учитывать особенности конкретных признаков.

**Введение.** Поиск объектов неприродного происхождения, таких как здания или дороги, это одна из практических задач обработки изображений, направленная на формирование слоев геоинформационных систем, характеризующих застройку и транспортные коммуникации, при стратегическом планировании развития городов и оценке антропогенных рисков территорий [1]. Традиционно данная задача решается с использованием аэрофотоснимков среднего и высокого разрешения. Так в [2] указывается, что для обнаружения зданий требуется разрешение до 6 см, для поиска дорог достаточно 20 см. Как правило для обнаружения зданий используются подходы сочетающие выделение объектов с их 2-D или 3-D реконструкцией на основе некоторых моделей [3-6]. С совершенствованием космических средств дистанционного зондирования Земли привлекательным стало использование для этих целей изображений, получаемых со спутников. Несомненным преимуществом таких изображений является большее покрытие и отсутствие проблем с географической привязкой. Но в тоже время непосредственное

применение методик выделения объектов, разработанных для обработки аэрофотоснимков, оказалось невозможным, поскольку космические изображения еще не достигли требуемого разрешения.

Основой обработки космических снимков со времён запусков первых спутников являются попиксельные спектральные технологии. Наибольшие успехи при решении задач тематического дешифрирования космических изображений достигнуты в области ландшафтоведения. Анализ спектрального отклика различных участков Земной поверхности в сочетании с данными наземных измерений, выполненных на эталонных участках, позволяет решать задачи землепользования, контроля пожарной опасности, прогноза урожаев и т.п. [7,8]. Однако для поиска объектов неприродного происхождения попиксельных спектральных признаков далеко не достаточно, и необходимо использовать пространственные признаки изображения – форму объектов, текстурные свойства поверхностей и т.п.

Хотя пространственная информация, несомненно, важна, предметом исследований остаются методы ее эффективного использования. В последние годы в частности широкое распространение получили объектно-ориентированные методы классификации. 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 определенному классу [9,10]. Первый этап является ключевым и во многом определяет результат всего процесса в целом. Однако его выполнение в реальных условиях затруднено для изображений наблюдаемых объектов размерностью десятки пикселей и менее. При этом, чем выше разрешение изображения, тем этот недостаток сказывается сильнее на качестве конечного продукта интерпретации. Изображения высокого разрешения, как правило, содержат текстуру, богатую плавными переходами, и границы сегментов, сформированных в таких условиях, достаточно условны. Альтернативный подход состоит в попиксельном формировании тематических слоев, характеризующих как спектральные, так и пространственные свойства изображений, и совместном анализе набора полученных данных. При этом пространственные характеристики включаются в анализ через учет параметров локальных окрестностей пикселей [11-13]. Такой подход переносит принятие решения на окончательный этап обработки и позволяет учитывать все неопределенности конкретных признаков.

Целью данной работы является развитие попиксельного подхода для решения 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. В частности контуры антропогенных объектов имеют зачастую более правильную форму, для них характерно наличие теней, водонепроницаемых покрытий, участков почв с низкой влажностью и низким уровнем растительности. Характерной 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, при попиксельном подходе в качестве признаков используются отсчеты изображений различных спектральных каналов. При этом наиболее простой (и достаточно эффективный) метод классификации заключается в сравнении соотношений данных каналов (индексов) для конкретного типа ландшафтов, полученных обучением. Так, при контроле состояния растительности используется спектральный вегетационный индекс NDVI [14] (Normalized Difference Vegetation Index - соотношение красного и ближнего ИК каналов), а при оценке влажности – индекс влагосодержания NDWI [15] (Normalized Difference Water Index - соотношение зеленого и среднего ИК каналов). Кроме того, многоспектральные данные, как правило, имеют высокую степень корреляции различных компонент (что свидетельствует о их вытянутом распределении в n-мерном спектральном пространстве), поэтому целесообразно представить эти данные в новой системе координат с помощью метода главных компонент. Экспериментально показано, что для определения затененных участков в процессе разделения естественных и искусственных объектов следует использовать эмпирический обобщенный индикатор теней SGI [16] (Shadow General Indicator), основанный на вычислении первой главной компоненты

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

где  $\mu_{Blue}$  – значение пикселя в синем канале,  $\mu_{PC1}$  значение пикселя в канале первой компоненты.

Если спектральные признаки описывают изменение тона изображений в различных спектральных каналах, то пространственные отражают распределение яркости в каждом канале. Одной из важных особенностей антропогенных объектов является наличие большого количества «особых точек», т.е. таких отсчетов на исходном изображении, окрестность которых существенно отличается от всех соседних. Чаще всего для их определения осуществляется поиск структур типа «угол», что позволяет получить данные, содержащие существенную количественную информацию о структуре сцены. Наибольшую известность получили детекторы Харриса [17], основанные на выделении окрестностей пикселей трех типов: изотропная окрестность, окрестность типа «край» и окрестность типа «угол». Окрестность каждого пикселя изображения характеризуется функцией

$$E(u, v) = \sum_{\Omega(x, y)} [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \cong [u, v] \cdot M \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (2)$$

где  $\Omega(x, y)$  – некоторая окрестность,  $I(x, y)$  - яркость изображения в точке  $(x, y)$ , а  $M$  матрица частных производных

$$M = \begin{bmatrix} \sum_{\Omega} \left(\frac{dI}{dx}\right)^2 & \sum_{\Omega} \left(\frac{dI}{dx}\right)\left(\frac{dI}{dy}\right) \\ \sum_{\Omega} \left(\frac{dI}{dx}\right)\left(\frac{dI}{dy}\right) & \sum_{\Omega} \left(\frac{dI}{dy}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Поэтому собственные значения  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  матрицы  $M$  определяют тип окрестности. Так, если собственные значения  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  матрицы  $M$  малы (сумма квадратов разности отсчетов при смещении окрестности близка к нулю) – область изображения изотропна. Если разность между  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  велика (сумма квадратов разности отсчетов велика при смещении окрестности только в одну сторону) – это окрестность типа край. Если  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  велики и  $\lambda_1 \sim \lambda_2$  (сумма квадратов разности отсчетов при смещении окрестности велика при сдвигах в любую сторону) – это окрестность типа угол.

Для классификации окрестностей пикселей, используя  $\text{trace } M = \lambda_1 + \lambda_2$  и  $\det M = \lambda_1 \cdot \lambda_2$ , формируются: мера близости типа край («функция отклика край») -

$$L = (\text{trace } M)^2 - 4\det M \quad (4)$$

и мера близости типа угол («функция отклика угол») -

$$R = \det M - k(\text{trace } M)^2 \quad (5)$$

При этом, параметр  $k$  может принимать различные значения (в частности Харрисом предложено  $k = 0.04$ ).

Точки изображения, соответствующие локальным максимумам этих функций являются особенными. В качестве оценки антропогенности  $F$  зоны могут быть использованы средние значение функции отклика, количество особых точек и т.п. Однако наиболее перспективным представляется применять некоторые меры, количественно характеризующие как число, так и степень особенности найденных точек: сумма максимумов функции отклика, сумма вторых производных функции отклика в ее локальных максимумах. В частности, первый и третий из этих критериев (на основе функции отклика угол) определяются в виде

$$F = \sum_{i=0}^n R(x_i, y_i) \quad \text{или} \quad F = \sum_{i=0}^n (\nabla^2 R)(x_i, y_i) \quad (6)$$

где  $n$  – количество выделенных особых точек в анализируемой зоне. При этом расчет меры антропогенности может выполняться с учетом лишь аномальных особых точек, т.е. особых точек значение функций отклика в которых превосходит пороговый уровень, определяемый по результатам анализа значений функции отклика для данного фрагмента. Это позволяет учесть еще одну специфику изображений объектов искусственного происхождения: отсутствие значительных перепадов яркости в пределах изображения объекта.

Далее, используя предположение о преобладании фона (по площади) на изображении, необходимо определить участки с аномально высокими значениями данных критериев. Они с большой долей вероятности будут содержать объекты неприродного происхождения.

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

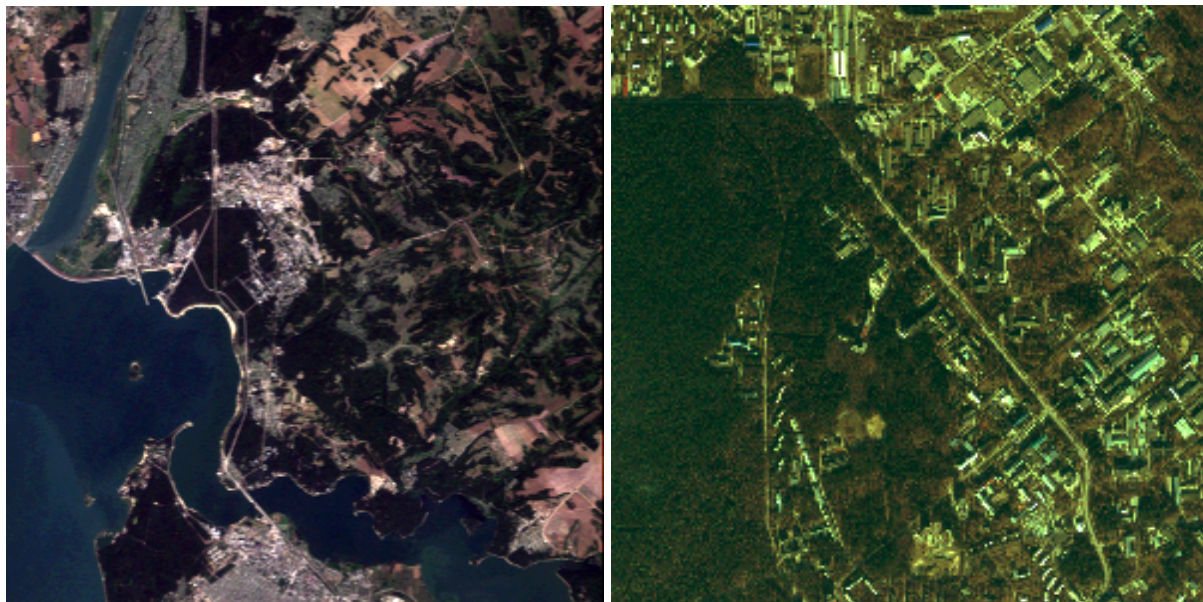
*Спектральные признаки:* NDVI – вегетационный индекс; NDWI – индекс влагосодержания; SGI – обобщенный индикатор теней.

*Пространственные признаки локальной окрестности:* D – дисперсия; Dif – сумма вторых производных функции отклика угол в особых точках.

Следует также отметить, что при наличии некоторой априорной информации о наблюдаемой сцене она также может встраиваться как дополнительный тематический слой в процесс анализа после ее приведения к формату изображения. Так могут быть введены сведения о зонах, имеющих большую вероятность появления обнаруживаемых объектов.

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 обрабатывается с целью устранения точечных и малоразмерных сегментов.

**Исследование эффективности метода.** Эффективность предложенного подхода исследована на примере обработки с целью поиска зданий изображений окрестности Новосибирского Академгородка, полученных со спутников Landsat-7 (сканер ETM+) и QuickBird (рис. 1).



а

б

*Рис 1 - Изображение низкого (а) и высокого (б) пространственного разрешения*

На первом этапе строятся тематические слои соответствующие спектральным признакам NDVI и NDWI (как соотношения 3, 4 спектральных каналов спутника QuickBird и 2, 5 спектральных каналов спутника Landsat-7, соответственно) и пространственным признакам локальных окрестностей D и Dif (по изображению высокого разрешения со

спутника QuickBird). На втором этапе вычисляется антропогенность каждого фрагмента на основе решающей функции

$$F(x, y) = \begin{cases} (1-NDVI_2) \cdot (1-NDWI_1) - SGI_2, & \text{при } D_2 > P_1 \text{ \& } Dif_2 > P_2, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (7)$$

где признаки с индексом 1 рассчитываются по изображению со спутника Landsat, с индексом 2 - со спутника QuickBird, а пороговые значения  $P_1$  подобраны исходя из специфики обрабатываемых изображений.

Результирующие распределения  $F(x, y)$ , полученные на основе только спектральных признаков (без учета признаков  $D$  и  $Dif$ ) и с использованием комбинированной методики (в соответствии с (7)), приведены на рис. 2. Видно, что во втором случае эффективность выделения строений повышается, в меньшей степени выделяются дороги, стадионы, участки открытых почв без строений, уменьшается 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 слоев позволяет понизить количество ложноположительных решений (ошибки первого рода) в два раза при незначительном (не более чем на 20%) увеличении ложноотрицательных (ошибки второго рода). Доля правильно классифицируемых пикселей (точность классификации) увеличивается с 84% до 95%.

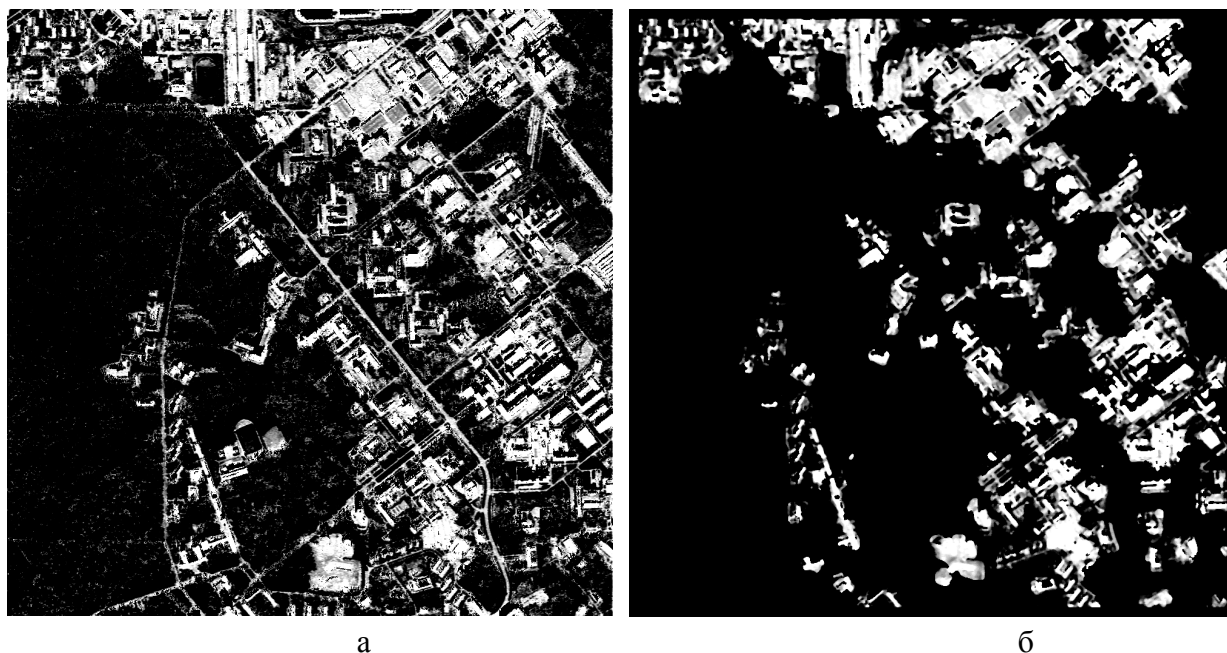


Рис. 2 – Результат поиска только на основе спектральных методов (а), результат комбинированного поиска (б)

**Заключение.** Наиболее существенное ограничение спектральных методов дешифрирования космических изображений состоит в схожих характеристиках отражений от искусственных объектов и некоторых типов почв. В тоже время, получившие широкое распространение при решении задач ГИС объектно-ориентированные методы для

обнаружения малоразмерных объектов неприродного происхождения на естественном фоне также оказываются малоэффективны вследствие неоднозначности решения задачи сегментации.

По этой причине поиск объектов неприродного происхождения предложено выполнять на пиксельном уровне (без предварительной сегментации), причем характеризовать каждый пиксель как спектральными, так и пространственными признаками. При этом пространственные характеристики изображения предлагается включать в анализ через учет параметров локальных окрестностей пикселей.

Результатом обработки является тематический слой, характеризующий антропогенность наблюдаемой территории на основе выбранных признаков. Очевидным недостатком предлагаемого подхода является отсутствие четких 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 позволяет учитывать особенности конкретных признаков. Показано, что предложенный подход позволяет осуществлять поиск объектов неприродного происхождения на основе комплексирования спектральных и пространственных признаков.

#### ЛИТЕРАТУРА

[1]. Шокин Ю.И., Москвичев В.В., Ничепорчук В.В. Методика оценки антропогенных рисков территорий и построения картограмм рисков с использованием геоинформационных систем // Вычисл. технологии. 2010. Т.15. №1. С. 120-131.

[2]. Mayer H. Automatic object extraction from aerial imagery - a survey focusing on buildings // Computer Vision and Image Understanding. 1999. 74(2):pp. 138– 149,.

[3]. Hu J., You S., and Neumann U. Integrating lidar, aerial image and ground images for complete urban building modeling // in Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, pp. 184–191, June 2006.

[4]. Elaksher, A. and Bethel J. Automatic generation of high quality 3D urban buildings from aerial images // Journal of Urban and Regional Information Systems Association. 2008. 20(2): pp 5-14.

[5]. Lin C. and Nevatia R. Building detection and description from a single intensity image // Computer Vision and Image Understanding. 1998. Vol. 72, No. 2, pp. 101-121(21).

[6]. Ding M. Automated, 3D, Airborne Modeling of Large Scale Urban Environments. Master's Thesis, Department of Electrical Engineering and Computer Sciences, University of California at Berkeley, Dec. 2007.

[7]. Гарбук С.В., Гершензон В.Е. Космические системы дистанционного зондирования Земли. – М.: Издательство А и Б, 1997. 296с.

[8]. Кашкин В.Б., Сухинин А.И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: Учебное пособие. -М.: Лорос, 2001. 264 с.

[9]. Benz U.C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., and Heynen M. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2004. 58(3–4): pp. 239–258.

- [10]. Ryherd S. and Woodcock C.E. Combining spectral and texture data in the segmentation of remotely sensed images // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1996. 62(2): pp 181–194.
- [11]. Chan, J. C. W., N. Laporte, and R. S. Defries. Texture classification of logged forests in tropical Africa using machine-learning algorithms // *International Journal of Remote Sensing*. 2003. 24(6):1401–1407.
- [12]. Puissant, A., Hirsch J., and Weber C. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery // *International Journal of Remote Sensing*. 2005. 26(4):733–745.
- [13]. Chen, D., Stow D.A., and Gong P. Examining the effect of spatial resolution and texture window size on classification accuracy: An urban environment case // *International Journal of Remote Sensing*. 2004. 25(11): pp. 2177–2192.
- [14]. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., and Deering D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS // *Third ERTS Symposium, 1973*. NASA SP-351 I: pp 309-317.
- [15]. Gao B., NDWI - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space // *Remote Sensing of Environment*. 1996. 58, pp 257-266.
- [16]. 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 // chapt. 6.4 in: “Object-Based Image Analysis”, Blaschke T., Lang S., Hay G.J. (editor), Springer 2008.
- [17]. Harris C. and Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector // *Proceedings of The Fourth Alvey Vision Conference*. 1988. Manchester, pp 147-151.