

МЕТОД ОБЪЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ В ЗАДАЧЕ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ИМПАКТНЫХ РАЙОНОВ АРКТИКИ

А.А. Гурченков¹

А.Б. Мурынин^{1,2}

А.Н. Трекин²

В.Ю. Игнатъев^{1,2}

amurynin@bk.ru

alexey.trekin@gmail.com

office@aerocosmos.info

¹ Вычислительный центр им. А.А. Дородницына ФИЦ «Информатика и управление» РАН, Москва, Российская Федерация

² Научно-исследовательский институт аэрокосмического мониторинга «Аэрокосмос», Москва, Российская Федерация

Аннотация

Разработан метод распознавания типов поверхности Земли по космическим изображениям с использованием объектно-ориентированной классификации. Классификация включает в себя два этапа: 1) выделение объектов методом марковской стохастической сегментации; 2) контролируемая классификация полученных объектов. Метод протестирован на космических изображениях арктического пояса России, приведено сравнение с поточечной классификацией

Ключевые слова

Объектно-ориентированная классификация, сегментация изображений, мониторинг экосистем

Поступила в редакцию 13.07.2016
© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2017

Исследования проведены при финансовой поддержке государства в лице Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках ФЦП «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014–2020 годы» (уникальный идентификатор проекта RFMEFI57414X0086)

Введение. Автоматическое распознавание типов поверхности на космическом изображении — один из наиболее востребованных и производительных методов создания подробных карт, включающих в себя информацию о растительности, почвах, водоемах и рукотворных объектах [1]. При анализе космических изображениях импактных районов Арктики следует учитывать следующие обстоятельства [2]:

- сложный характер взаимодействия природных и техногенных объектов в арктическом регионе;
- сложность взаимосвязей и возможную принадлежность отдельных элементов инфраструктуры другим объектам;
- отсутствие дополнительно собранных данных, которые необходимы для установления соответствия между группами пикселей со схожими значениями признаков и классами поверхности Земли.

С учетом поставленной задачи изучения антропогенного воздействия на арктические экосистемы важно не просто распознавать класс поверхности в определенной точке, но и выделять ограниченные области одного класса, такие как «лес», «поле» и др., для дальнейшего мониторинга их состояния [3]. Участок тестового изображения приведен на рис. 1. Исследовалась территория в районе Усинского (Республика Коми) нефтяного месторождения, на которой наблюдаются различные классы растительности, причем имеет место большое количество нефтяных разливов разной площади [4]. Мультиспектральные изображения получены спутником *Landsat 8*.



Рис. 1. Тестовое изображение со спутника *Landsat 8*

Разработанный метод является продолжением и развитием группы методов автоматической и автоматизированной дешифровки космических изображений, позволяющих определять типы подстилающей поверхности, относя участки изображения к тому или иному заранее заданному классу [5, 6].

Для отнесения поверхности к одному из заранее заданных классов часто используется обучаемый классификатор. Если он работает в пространстве признаков отдельного пикселя, и каждый пиксель относит к тому или иному классу, такую классификацию называют *поточечной*, или *пиксельно-ориентированной*. Однако описанный в настоящей работе метод относится к классу объектно-ориентированных методов, где классификатор работает с признаками предварительно выделенных на изображении связных объектов. В таком случае важно правильно выделить объекты, чтобы каждый из них был представлен одним и тем же классом поверхности, а также верно задать пространство признаков объекта.

Обзор возможностей объектно-ориентированного подхода для анализа вегетации проведен в работе [7].

В различных работах пиксельно-ориентированный и объектно-ориентированный подходы сравнивались между собой в задачах распознавания объектов на космических изображениях поверхности Земли [8–10]. В некоторых работах [11, 12] в качестве алгоритма пиксельной классификации использован метод максимального правдоподобия, объектно-ориентированная классификация реализована по методу *eCognition* [13]. В работе [14] дополнительно применен референсный набор векторных данных, существенно улучшивший результат классификации; этот подход имеет смысл в хорошо картированных регионах, но не применим в удаленных районах. Объектный подход для поиска изменений использован в работе [15]. Также применяют подходы с участием нечетких множеств [16]. Во многих случаях применение объектно-ориентированного подхода показывает повышение точности распознавания целевых объектов.

Арктический регион практически недоступен для наблюдений со спутников, находящихся на геостационарной орбите, а среднеорбитальные метеорологические космические аппараты не могут обеспечить наблюдение высокоширотных районов с необходимой периодичностью. В связи с этим большое значение приобретает разработка и совершенствование методов сбора и обработки информации о состоянии и изменениях объектов в системе космического мониторинга высокоширотной Арктики. При этом есть некоторые принципиальные проблемы для космического дистанционного зондирования в высокоширотных зонах 75–90 северной широты:

- не все автоматические спутники, пилотируемые космические корабли и долговременные станции проходят над высокоширотной Арктикой вследствие ограниченного наклона орбиты [17];

- нерегулярность освещенности северного полярного региона создает дополнительные трудности для оптического дистанционного зондирования, которое практически бесполезно в течение долгой полярной ночи;

- интенсивные тени на космических изображениях, возникающие при сочетании низкого положения Солнца и горного рельефа, затрудняют распознавание объектов на поверхности;

- тепловые инфракрасные или микроволновые изображения не имеют этих недостатков, но обладают обычно более низким пространственным разрешением, что также затрудняет распознавание некоторых объектов.

В связи с этим актуальна разработка специальных объектно-ориентированных методов обработки космических изображений для арктических регионов.

Метод объектно-ориентированной классификации. С учетом особенностей предметной области был разработан метод объектно-ориентированной классификации, состоящий из двух этапов: на первом проводится неконтролируемая классификация (кластеризация) точек изображения с учетом их спектральных, текстурных особенностей, а также взаимного расположения; затем выделенные регионы классифицируются байесовским классификатором.

Блок-схема взаимодействия методов объектно-ориентированной классификации классов подстилающей поверхности приведена на рис. 2.



Рис. 2. Блок-схема взаимодействия методов объектно-ориентированной классификации классов подстилающей поверхности

После классификации изображение подвергается дальнейшей тематической обработке, для каждого объекта (участка поверхности) вид обработки зависит от класса, к которому объект был отнесен [3].

Сегментация изображения. На первом этапе объектной классификации происходит сегментация изображения — разделение его на отдельные участки, характеризующиеся однородной структурой внутри участка, и существенными различиями между участками. Задача этого этапа обработки изображения — выделить на нем объекты, подлежащие классификации. Соответственно, при описании классификации объектов на изображении, именно участки, полученные на этапе сегментации, будем называть объектами, предполагая, что они соответствуют природным или антропогенным объектам на поверхности Земли [19].

Для этого применяют метод семантической сегментации с использованием марковских случайных полей, который учитывает яркостные, геометрические и текстурные характеристики объектов, но требует указания некоторых параметров — числа классов, числа итераций обработки. Результатом его работы является разбиение изображения на объекты.

Оптимальная сегментация, основанная на байесовском принципе, должна вырабатывать такой результат $m_{x,y}^*$, которому соответствует максимум апостериорного распределения вероятностей

$$M^* = \operatorname{argmax} P(M | N),$$

где $M^* = \{m_{x,y}^*\}$ — результат оптимальной сегментации. В реальных задачах прямое вычисление такой функции слишком вычислительно затратно, поэтому

применяются итеративные вероятностные алгоритмы. В настоящей работе использован метод марковского случайного поля (МСП), подробно описанный в работе [20]. В этом методе вводится понятие потенциала взаимодействия соседних пикселей V , и вычисление априорной вероятности заменяется вычислением суммарной потенциальной энергии:

$$\operatorname{argmax} P(M | N) \leftrightarrow \operatorname{argmin}(E_{in} + E_{out}).$$

Здесь E_{out} — сила связи между соседними узлами графов M' и N' ; E_{in} — сила связи между соседними узлами графа M' . Вследствие оптимизации энергии метод МСП позволяет выделять области, отличающиеся не только по спектральным характеристикам, но и по исключительным текстурным характеристикам.

Разбиение тестового изображения методом МСП (задано 11 классов) показано на рис. 3.

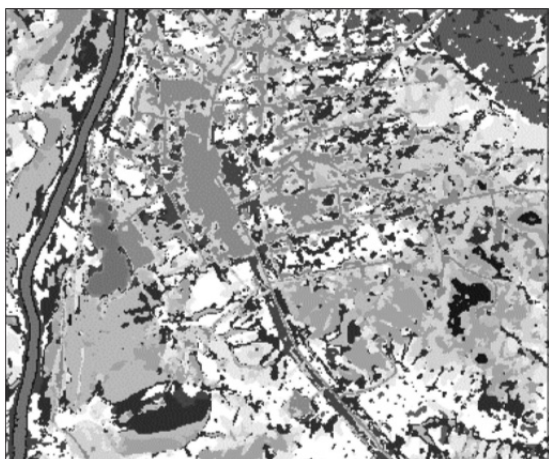


Рис. 3. Разбиение тестового изображения методом МСП

Классификация объектов. На втором этапе проводится классификация полученных на первом этапе объектов — отнесении каждого из них к определенному классу поверхности Земли. В методе К используется квадратичный дискриминант, являющийся подвидом байесовского классификатора [20], который описывается формулой

$$g(\bar{x}) = (\bar{x} - \bar{\mu}_1)^T \Sigma_1^{-1} (\bar{x} - \bar{\mu}_1) - (\bar{x} - \bar{\mu}_2)^T \Sigma_2^{-1} (\bar{x} - \bar{\mu}_2) + C,$$

где g — разделяющая функция; C — константа, задающая сдвиг границы между классами для изменения соотношения ошибок первого и второго рода.

Этот классификатор был выбран как надежный метод, хорошо работающий для многих классов в многомерном пространстве на реальных данных [21]. Для работы классификатора требуется его предварительное обучение на размеченной обучающей выборке.

Пространство признаков. Существует множество методов задания пространства признаков для объектов. В данном методе были исследованы следующие подходы:

- среднее значение яркости во всех каналах по всем пикселям объекта;
- поточечная классификация — объект целиком относится к тому классу, к которому отнесено наибольшее число его точек.

Более перспективен подход с большим количеством признаков объекта, которые могут включать в себя выборочную ковариационную матрицу пикселей объекта, текстурные характеристики и др. [22]. Однако такие характеристики имеют смысл для больших объектов, что редко выполняется для снимков низкого и среднего разрешения, к которым относится изображение *Landsat 8*, и для большого объема обучающей выборки. Поэтому применим признаковые пространства, которые допускают составление обучающей выборки из точек изображения, а не объектов. В то же время текстурные характеристики учитываются как на этапе сегментации, так и добавлением в вектор признаков пикселя спектральных характеристик его соседей. Вектор признаков пикселя формируется из спектральных характеристик девяти точек, включая сам пиксель и его соседей, что дает, при использовании семи спектральных каналов, 63-мерное пространство признаков.

Каждый объект может характеризоваться очень большим числом характеристик разной (и, возможно, неизвестной заранее) степени значимости. Для снижения размерности в рассматриваемой задаче выбран метод главных компонент, как хорошо зарекомендовавший себя и простой в реализации метод.

Экспериментальная проверка. Целью экспериментальных исследований метода было изучение работоспособности и эффективности объектно-ориентированного подхода в исследовании арктических территорий. Поэтому для объектно-ориентированной и поточечной классификаций для сравнения использован один и тот же классификатор.

Для проверки работоспособности разработанного метода были использованы космические изображения *Landsat 8* с пространственным разрешением 30 м в семи спектральных каналах в диапазоне 0,43...2,3 мкм. Для изучения тундровых или лесотундровых ландшафтов выбраны снимки, полученные в период максимального развития растительности. Это необходимо при изучении состояния различных классов растительности, а также в случаях, когда растительность служит индикатором выделения изучаемых объектов (например, ареалов загрязнения). Использованы материалы дистанционного зондирования за период август–сентябрь, когда наблюдается минимальное количество снега.

Исследование арктических территорий осложнено тем, что для них недоступны данные наземных подспутниковых наблюдений для требуемых значительных территорий.

Обучающая выборка, содержащая классы растительности, почвы, водоемов, а также урбанизированных территорий, была построена с помощью экспертной разметки изображения; экспертная оценка также применена для сравнения качества классификации. Для каждого класса обучающая выборка содержит порядка 10^3 точек изображения.

Для количественной оценки качества классификации необходима разметка значительной территории, что сопряжено со сложностями в случае исследования арктического региона. На данном этапе было проведено сравнение путем экспертной оценки качества классификаций. По сравнению с поточечной классификацией, объектно-ориентированный подход позволяет получать качественно другой вид автоматической дешифровки космического изображения, более точно соответствующий экспертной разметке за счет того, что метод оперирует не отдельными точками, а связными объектами. Далее при получении более точных данных, в том числе наземных наблюдений, предполагается углубленное исследование и получение количественных результатов качества классификации.

Фрагменты изображения, обработанные с использованием метода объектно-ориентированной классификации и методом поточечной классификации, представлены на рис. 4. Белым цветом выделены участки урбанизированной терри-

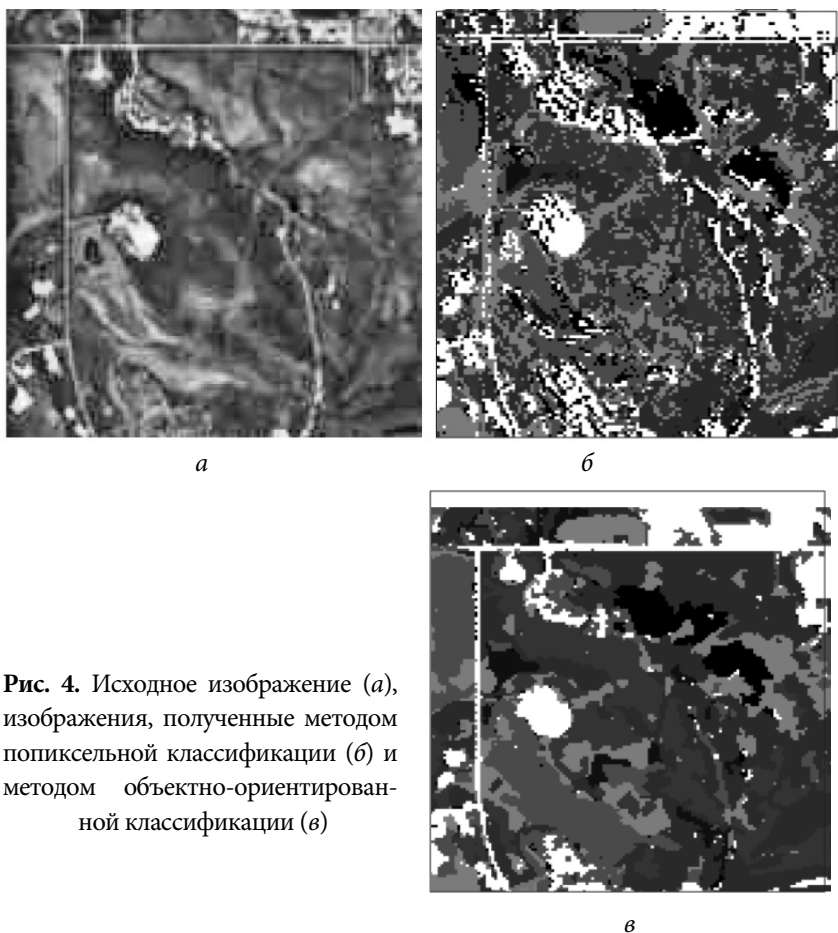


Рис. 4. Исходное изображение (а), изображения, полученные методом попиксельной классификации (б) и методом объектно-ориентированной классификации (в)

тории, в том числе дорога. На фрагментах видно, что результат обработки методом объектно-ориентированной классификации менее зашумлен, выделены отдельные связные объекты, что важно в решаемой задаче.

Заключение. Разработан метод объектно-ориентированной классификации космических изображений поверхности Земли, который сочетает в себе возможности кластеризации, качественно выделяющей связные объекты на изображении, и классификации с обучением, позволяющей относить выделенные объекты к заранее заданным классам.

Работоспособность метода проверена на космических изображениях со спутника *Landsat 8*, приведены результаты двух вариантов метода в сравнении с поточечной классификацией. В то время как текущие результаты требуют дальнейшего исследования и совершенствования, метод дает широкие возможности по улучшению результатов путем замены или улучшения алгоритмов кластеризации и классификации, каждый из которых можно развивать независимо.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бондур В.Г., Воробьев В.Е. Космический мониторинг импактных районов Арктики // Исследование Земли из космоса. 2015. № 4. С. 3–24. DOI: 10.7868/S0205961415040028
2. Бондур В.Г. Современные подходы к обработке больших потоков гиперспектральной и многоспектральной аэрокосмической информации // Исследование Земли из космоса. 2014. № 1. С. 4–16. DOI: 10.7868/S0205961414010035
3. Бондур В.Г. Космический мониторинг природных пожаров в России в условиях аномальной жары 2010 г. // Исследование Земли из космоса. 2011. № 3. С. 3–13.
4. Бондур В.Г. Аэрокосмические методы и технологии мониторинга нефтегазоносных территорий и объектов нефтегазового комплекса // Исследование Земли из космоса. 2010. № 6. С. 3–17.
5. Бондур В.Г., Гапонова М.В., Мурынин А.Б., Трекин А.Н. Модуль О обучения классификаторов для космических снимков низкого и высокого разрешения. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2013614299. Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 29 апреля 2013 г.
6. Игнатьев В.Ю., Мурынин А.Б., Трекин А.Н. Метод объектно-ориентированной классификации космических изображений для мониторинга импактных районов // Открытия и достижения науки: Сборник материалов международной научной конференции. 2015. С. 176–186.
7. Blaschke T., Johansen K., Tiede D. Object-based image analysis for vegetation mapping and monitoring / Weng Q., ed. *Advances in Environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms, and Applications*. CRC Press, 2011. P. 241–272. DOI: 10.1201/b10599-13
URL: <http://www.crcnetbase.com/doi/abs/10.1201/b10599-13>
8. Rougier S., Puissant A., Stumpf A., Lachiche N. Comparison of sampling strategies for object-based classification of urban vegetation from very high resolution satellite images // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2016. Vol. 51. P. 60–73.
9. Vahidi H., Monabbati E. Contextual image classification approach for monitoring of agricultural land cover by support vector machines and Markov random fields // *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2013. Vol. XL-1/W3 / SMPR 2013, 5–8 October 2013, Tehran, Iran.
10. Burnett C., Dlaschke T. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis // *Ecological Modelling*. 2003. Vol. 168. No. 3. P. 233–249.

11. *Stankova H.* Object-oriented classification of Landsat imagery and aerial photographs for land cover mapping // Proceedings — Symposium GIS Ostrava. 2010. 24–27 January 2010.
12. *Marangoz A.M., Oruc M., Karakis S., Sahin H.* Comparison of pixel-based and object-oriented classification using Ikonos imagery for automatic building extraction — Safranbolu testfield // 5th Int. Symp. “Turkish-German Joint Geodetic Days”. Berlin Technical University, 28–31 March 2006.
13. *Flanders D., Hall-Beyer M., Pereverzoff J.* Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction // Canadian Journal of Remote Sensing. 2003. Vol. 29. No. 4. P. 441–452.
14. *Verbeeck K., Van Orshoven J.* External geo-information in the segmentation of VHR imagery improves the detection of imperviousness in urban neighborhoods // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2012. Vol. 18. No. 1. P. 428–435.
15. *Chen G., Hay G.J., Carvalho L.M.T., Wulder M.A.* Object-based change detection // International Journal of Remote Sensing. 2012. Vol. 33. No. 14. P. 4434–4457.
DOI: 10.1080/01431161.2011.648285
URL: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2011.648285>
16. *Benz U.C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M.* Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2003. Vol. 58. No. 3-4. P. 239–258.
17. *Бондур В.Г.* Основы аэрокосмического мониторинга окружающей среды. Курс лекций. М.: МИИГАиК, 2008. 546 с.
18. *Takahashi K., Kamagata N., Hara K.* Object-oriented image analysis to extract landscape elements in urban fringes, Central Japan // Landscape and Ecological Engineering. 2013. Vol. 9. No. 2. P. 239–247. DOI: 10.1007/s11355-012-0202-7
URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11355-012-0202-7>
19. *Besag J.* On the statistical analysis of dirty pictures // Journal of the Royal Statistical Society. Series B. 1986. Vol. 48. No. 3. P. 259–302.
URL: http://www.jstor.org/stable/2345426?seq=1#page_scan_tab_contents
20. *Srivastava S., Gupta M.R., Frigyi B.A.* Bayesian quadratic discriminant analysis // Journal of Machine Learning Research. 2007. No. 8. P. 1277–1305.
URL: <http://jmlr.csail.mit.edu/papers/v8/srivastava07a.html>
21. *Wu W., et al.* Comparison of regularized discriminant analysis linear discriminant analysis and quadratic discriminant analysis applied to NIR data // Analytica Chimica Acta. 1996. Vol. 329. No. 3. P. 257–265. DOI: 10.1016/0003-2670(96)00142-0
URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0003267096001420>
22. *Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I.* Textural features for image classification // IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics. 1973. Vol. 3. No. 6. P. 610–621.

Гурченков Анатолий Андреевич — д-р физ.-мат. наук, ведущий научный сотрудник Вычислительного центра им. А.А. Дородницына ФИЦ «Информатика и управление» РАН (Российская Федерация, 119333, Москва, ул. Вавилова, д. 40).

Мурынин Александр Борисович — канд. техн. наук, старший научный сотрудник Вычислительного центра им. А.А. Дородницына ФИЦ «Информатика и управление» РАН (Российская Федерация, 119333, Москва, ул. Вавилова, д. 40), научный сотрудник НИИ аэрокосмического мониторинга «Аэрокосмос» (Российская Федерация, Москва, 105064, Горюховский переулок, д. 4).

Трекин Алексей Николаевич — младший научный сотрудник НИИ аэрокосмического мониторинга «Аэрокосмос» (Российская Федерация, Москва, 105064, Гороховский переулок, д. 4).

Игнатьев Владимир Юрьевич — младший научный сотрудник НИИ аэрокосмического мониторинга «Аэрокосмос» (Российская Федерация, Москва, 105064, Гороховский переулок, д. 4).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Гурченков А.А., Мурынин А.Б., Трекин А.Н., Игнатьев В.Ю. Метод объектно-ориентированной классификации объектов подстилающей поверхности в задаче аэрокосмического мониторинга состояния импактных районов Арктики // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Естественные науки. 2017. № 3. С. 135–146. DOI: 10.18698/1812-3368-2017-3-135-146

OBJECT-ORIENTED CLASSIFICATION OF SUBSTRATE SURFACE OBJECTS IN ARCTIC IMPACT REGIONS AEROSPACE MONITORING

A.A. Gurchenkov¹

A.B. Murynin^{1,2}

A.N. Trekin¹

V.Yu. Ignatiev^{1,2}

amurynin@bk.ru

alexey.trekin@gmail.com

office@aerocosmos.info

¹ **Dorodnitsyn Computing Centre Federal Research Centre Computer Science and Control, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation**

² **Aerocosmos Institute for Scientific Research of Aerospace Monitoring, Moscow, Russian Federation**

Abstract

The paper proposes a method for recognition of earth surface types according to space images using object-oriented classification. The classification is conducted in two stages: Markov stochastic segmentation for object extraction and supervised classification of the objects. The method is tested on space imagery of the Russian Arctic in comparison with point-oriented classification

Keywords

Object-oriented classification, image segmentation, ecosystem monitoring

REFERENCES

- [1] Bondur V.G., Vorob'yev V.E. Space monitoring of Arctic impact regions. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2015, no. 4, pp. 3–24 (in Russ.). DOI: 10.7868/S0205961415040028
- [2] Bondur V.G. Modern approaches to the processing of huge hyperspectral and multispectral airspace data flow. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2014, no. 1, pp. 4–16 (in Russ.). DOI: 10.7868/S0205961414010035
- [3] Bondur V.G. Space monitoring of naturally-occurring fires in Russia in anomalous heat conditions of 2010. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2011, no. 3, pp. 3–13 (in Russ.).
- [4] Bondur V.G. Airspace monitoring methods and technologies of oil-and-gas territories and objects. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2010, no. 6, pp. 3–17 (in Russ.).

- [5] Bondur V.G., Gaponova M.V., Murynin A.B., Trekin A.N. Modul' O obucheniya klassifikatorov dlya kosmicheskikh snimkov nizkogo i vysokogo razresheniya [Learning package O for high and low resolution space images classifier]. Svidel'stvo o gosudarstvennoy registratsii programmy dlya EVM № 2013614299. Data gosudarstvennoy registratsii v Reestre programm dlya EVM 29 aprelya 2013 g [Software certificate of registration № 2013614299. Reg. date: 25.04.2013] (in Russ.).
- [6] Ignatiev V.Yu., Murynin A.B., Trekin A.N. Object oriented space images classification method for impact regions monitoring. *Otkrytiya i dostizheniya nauki: Sbornik materialov mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii* [Scientific discoveries and achievements. Proc. int. sci. conf.]. 2015, pp. 176–186 (in Russ.).
- [7] Blaschke T., Johansen K., Tiede D., Weng Q., ed. Object-based image analysis for vegetation mapping and monitoring. In: *Advances in environmental remote Sensing: sensors, algorithms, and applications*. CRC Press, 2011. P. 241–272. DOI: 10.1201/b10599-13 Available at: <http://www.crcnetbase.com/doi/abs/10.1201/b10599-13>
- [8] Rougier S., Puissant A., Stumpf A., Lachiche N. Comparison of sampling strategies for object-based classification of urban vegetation from very high resolution satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, vol. 51, pp. 60–73.
- [9] Vahidi H., Monabbati E. Contextual image classification approach for monitoring of agricultural land cover by support vector machines and Markov random fields. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2013, vol. XL-1/W3 / SMPR 2013, 5–8 October 2013, Tehran, Iran.
- [10] Burnett C., Dlaschke T. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 2003, vol. 168, no. 3, pp. 233–249.
- [11] Stankova H. Object-oriented classification of Landsat imagery and aerial photographs for land cover mapping. *Proceedings — Symposium GIS Ostrava*, 2010, 24–27 January 2010.
- [12] Marangoz A.M., Oruc M., Karakis S., Sahin H. Comparison of pixel-based and object-oriented classification using Ikonos imagery for automatic building extraction — Safranbolu testfield. *5th Int. Symp. “Turkish-German Joint Geodetic Days”*, Berlin Technical University, 28–31 March 2006.
- [13] Flanders D., Hall-Beyer M., Pereverzoff J. Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, vol. 29, no. 4, pp. 441–452.
- [14] Verbeeck K., Van Orshoven J. External geo-information in the segmentation of VHR imagery improves the detection of imperviousness in urban neighborhoods. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, vol. 18, no. 1, pp. 428–435.
- [15] Chen G., Hay G.J., Carvalho L.M.T., Wulder M.A. Object-based change detection. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, vol. 33, no. 14, pp. 4434–4457. DOI: 10.1080/01431161.2011.648285 Available at: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2011.648285>
- [16] Benz U.C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003, vol. 58, no. 3-4, pp. 239–258.
- [17] Bondur V.G. Osnovy aerokosmicheskogo monitoringa okruzhayushchey sredy. Kurs lektsiy [Fundamentals of airspace environment monitoring. Lecture course]. Moscow, MIIGAiK Publ., 2008. 546 p.

[18] Takahashi K., Kamagata N., Hara K. Object-oriented image analysis to extract landscape elements in urban fringes, Central Japan. *Landscape and Ecological Engineering*, 2013, vol. 9, no. 2, pp. 239–247. DOI: 10.1007/s11355-012-0202-7

Available at: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11355-012-0202-7>

[19] Besag J. On the statistical analysis of dirty pictures. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, 1986, vol. 48, no. 3, pp. 259–302.

Available at: http://www.jstor.org/stable/2345426?seq=1#page_scan_tab_contents

[20] Srivastava S., Gupta M.R., Frigyik B.A. Bayesian quadratic discriminant analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 2007, no. 8, pp. 1277–1305.

Available at: <http://jmlr.csail.mit.edu/papers/v8/srivastava07a.html>

[21] Wu W., et al. Comparison of regularized discriminant analysis linear discriminant analysis and quadratic discriminant analysis applied to NIR data. *Analytica Chimica Acta*, 1996, vol. 329, no. 3, pp. 257–265. DOI: 10.1016/0003-2670(96)00142-0

Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0003267096001420>

[22] Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics*, 1973, vol. 3, no. 6, pp. 610–621.

Gurchenkov A.A. — Dr. Sc. (Phys.-Math.), Leading Researcher of Dorodnitsyn Computing Centre Federal Research Centre Computer Science and Control, Russian Academy of Sciences (Vavilova ul. 40, Moscow, 119333 Russian Federation).

Murynin A.B. — Cand. Sc. (Eng.), Senior Researcher of Aerocosmos Institute for Scientific Research of Aerospace Monitoring (Gorokhovskiy pereulok 4, Moscow, 105064 Russian Federation), Researcher of Dorodnitsyn Computing Centre Federal Research Centre Computer Science and Control, Russian Academy of Sciences (Vavilova ul. 40, Moscow, 119333 Russian Federation).

Trekin A.N. — Junior Researcher of Aerocosmos Institute for Scientific Research of Aerospace Monitoring (Gorokhovskiy pereulok 4, Moscow, 105064 Russian Federation).

Ignatiev V.Yu. — Junior Researcher of Aerocosmos Institute for Scientific Research of Aerospace Monitoring (Gorokhovskiy pereulok 4, Moscow, 105064 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Gurchenkov A.A., Murynin A.B., Trekin A.N., Ignatiev V.Yu. Object-Oriented Classification of Substrate Surface Objects in Arctic Impact Regions Aerospace Monitoring. *Vestn. Mosk. Gos. Tekh. Univ. im. N.E. Baumana, Estestv. Nauki* [Herald of the Bauman Moscow State Tech. Univ., Nat. Sci.], 2017, no. 3, pp. 135–146. DOI: 10.18698/1812-3368-2017-3-135-146

Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана.
105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1.
press@bmstu.ru www.baumanpress.ru

Подписано в печать 03.07.2017

Формат 70 × 108/16

Усл.-печ. л. 12,8

Отпечатано в ПАО «Т8 Издательские Технологии».

109316, Москва, Волгоградский пр-т, д. 42, корп. 5.

Тираж 100 экз.