

УДК 004.9

А.В. Кедров, А.В. ТарасовПермский государственный национальный исследовательский университет,
Пермь, Россия**КЛАССИФИКАЦИЯ ЛЕСНОЙ РАСТИТЕЛЬНОСТИ
МЕТОДОМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

В рамках деятельности международной исследовательской группы (МИГ) на территории тестового участка в районе с. Половодово проводится исследование, направленное на разработку современной технологии таксации лесов на основе комплексирования данных воздушного лазерного сканирования и данных дистанционного зондирования Земли. Технология таксации лесов на основе воздушно-лазерного сканирования используется в Финляндии и других скандинавских странах в течение нескольких последних лет. В Российской Федерации эта технология в лесном хозяйстве не получила широкого использования, несмотря на долгую историю исследований применения лазеров для измерения в лесном хозяйстве. Начало подобных исследований датируется 70-ми годами прошлого века. Также не существует конкретной технологической цепочки, которая обеспечит получение всех необходимых параметров лесных выделов, что создает небольшие правовые ограничения возможности практического применения этого метода. Использование различных видов космических снимков может помочь преодолеть этот барьер. Сегодня спутниковые снимки находятся среди важнейших источников информации о состоянии лесных ресурсов. На данный момент существует множество методов извлечения различной информации о параметрах лесной растительности (например, возраст, состояние насаждения и т.д.). Наиболее привлекательной технологией является обработка изображений (в том числе и космических снимков) с помощью нейронных сетей. Одной из задач исследования является разработка алгоритма тематической обработки космических снимков с помощью нейронных сетей для классификации их по породному составу. В данной статье показано применение алгоритма, реализованного в программе Scanex Image Processor.

Ключевые слова: нейронная сеть, лесное хозяйство, международная исследовательская группа, классификация изображений, данные дистанционного зондирования Земли.

A.V. Kedrov, A.V. Tarasov

Perm State National Research University, Perm, Russian Federation

**CLASSIFICATION FOREST VEGETATION
WITH NEURAL NETWORK**

As part of an international research group (IRG) there is research on the study area near Polovodovo which is devoted to developing new forest inventory technology based on airborne laser scanning (ALS) data and remote sensing data. Airborne laser scanning based stand level forest inventory has been used in Finland and other Nordic countries for several years. In the Russian Federation, ALS is not extensively used for forest inventory purposes, despite a long history of research into the use of lasers for forest measurement that dates back to the 1970s. Furthermore, there is also no generally accepted ALS-based methodology that meets the official inventory requirements of the Russian Federa-

tion. Using different types of satellite images may solve these issues. Satellite images are the one of the most important information source about conditions of forest resources. Now there are so many different method for extracting different information about forest stands, include age, health and other characteristics. So, one of the most attractive technologies now is processing images (and in particular of satellite imagery) using neural networks. In this article shows the application of the algorithm realized in the program Scanex Image Processor for imagery classification by species in the study area.

Keywords: International research group, neural networks, forest management, imagery classification, ERS data.

Территория исследования. Территория исследования находится в 20 км от г. Соликамска (200 км от г. Перми) в районе с. Половодово (рис. 1).

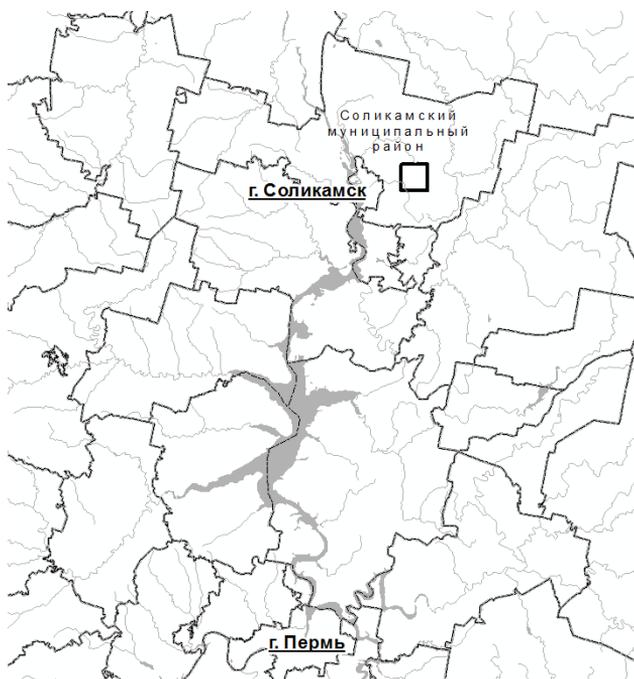


Рис. 1. Местоположение территории исследования

Участок относится к таежной лесорастительной зоне, к среднетаежному лесному району Европейской части Российской Федерации. Климатические условия территории носят умеренно-континентальный характер с довольно продолжительной зимой и сравнительно коротким летом. Характерны поздние весенние ранние осенние заморозки, ветры преимущественно западных направлений [4]. Преобладают относительно плодородные аллювиально-дерновые, дерново-кислые, дерново-подзолистые почвы [8]. Рельеф преимущественно равнинный, встречаются холмистые возвышенности.

Материалы космической съемки. В качестве источника информации для классификации был выбран снимок со спутника Sentinel 2A.

Спектральные каналы данного спутника [12, 13, 15] представлены в табл. 1.

Таблица 1

Спектральные каналы спутника Sentinel 2A

Канал – Название	Длина волны, нм	Разрешение (м)
Band 1 – Coastal aerosol	0,443	60
Band 2 – Blue	0,490	10
Band 3 – Green	0,560	10
Band 4 – Red	0,665	10
Band 5 – Vegetation Red Edge	0,705	20
Band 6 – Vegetation Red Edge	0,740	20
Band 7 – Vegetation Red Edge	0,783	20
Band 8 – NIR	0,842	10
Band 8A – Vegetation Red Edge	0,865	20
Band 9 – Water vapour	0,945	60
Band 10 – SWIR – Cirrus	1,375	60
Band 11 – SWIR	1,610	20
Band 12 – SWIR	2,190	20

Дата съемки используемого снимка – 3 июля 2016 г. Для классификации использованы 8-, 5- и 4-й каналы, как наиболее информативные для выделения типов растительности [6]. Выбранные каналы были объединены в TIFF-файл и приведены к пространственному разрешению 10 м.

Классификация с помощью нейронных сетей. Искусственная нейронная сеть (ИНС) – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма [9].

В настоящее время эта технология широко применяется для обработки изображений [10] и для дешифрирования космических снимков в частности [1, 2, 3, 5, 7]. В наиболее удобном виде алгоритм классификации реализован в программе Scanex Image Processor (Модуль Thematic Pro). Модуль содержит уникальные алгоритмы классификации изображений на основе самоорганизующихся нейронных сетей, позволяющих получать наиболее точные результаты. Помимо этого в Thematic Pro реализованы продвинутые алгоритмы сегментации

и доступны широкие возможности постобработки, что в совокупности предоставляет эксперту полный набор инструментов для интерпретации данных ДЗЗ [14]:

- классификация с использованием самоорганизующихся сетей и топографических отображений (SOM и GTM);
- сегментация и интерпретация мультиспектральных оптических изображений, в том числе анализ текстурных характеристик снимка;
- интерактивная тематическая классификация результатов сегментации;
- иерархическая структура хранения результатов дешифрирования;
- алгоритмы постобработки: генерализация, статистические выборки и др.;
- тематическая калибровка результатов [11].

В данном инструменте реализовано несколько алгоритмов классификации с помощью нейронных сетей. В данном случае использовалась классификация с обучением. Общая схема алгоритма представлена на (рис. 2).



Рис. 2. Схема алгоритма работы

На первом этапе обучения сети задаются «полигоны-метки», которые показывают, какие классы необходимо выделить и с какой подробностью. Подробность «складывается» из произведения площади и веса полигона. Данные полигоны были выделены экспертным путем, по самому снимку. Были выделены следующие классы:

1. Нелесная территория.
2. Травянистая растительность.
3. Пески.
4. Болото.
5. Березовые насаждения спелые.

6. Березовые насаждения средневозрастные.
7. Березовые насаждения молодняки.
8. Осиновые насаждения спелые.
9. Осиновые насаждения средневозрастные.
10. Елово-пихтовые насаждения спелые.
11. Елово-пихтовые насаждения молодняки.
12. Сосновые насаждения спелые.
13. Сосновые насаждения средневозрастные.
14. Сосновые насаждения молодняки.
15. Сосново-еловые насаждения спелые.
16. Сосново-еловые насаждения молодняки.
17. Осиново-березовые-еловые насаждения.
18. Низкобонитетные сосновые насаждения на болотах.
19. Березово-еловые насаждения.

Также на этом этапе необходимо установить веса каналам. В данном случае максимальный вес (1,0) был установлен для второго канала в синтезе (Vegetation Red Edge), так как этот канал максимально чувствителен к типу растительности. Значение 0,8 было установлено для канала NIR, значения которого в значительной степени зависят от типа растительности. Наименьший вес (0,5) был установлен для красного канала [6].

После выполнения обучения была произведена подстройка обученной сети, которая позволяет до некоторой степени снизить искажения расстояний между классами, что дает более точную классификацию в дальнейшем. После выполнения этой операции можно выполнить первичную классификацию снимка.

Однако результат первичной классификации не подходит для построения карты пространственного распределения пород. Для этого требуется однозначное присвоение каждому пикселю определенной тематической метки (класса). Для решения этой задачи можно использовать несколько подходов, в данном случае был использован способ калибровки нейронной сети, при котором сохраняется вся тематическая информация, а результатом калибровки является статистическое распределение меток, приписанных классу. Таким образом, была получена калиброванная нейронная сеть, содержащая прогнозную модель для вероятностей тематических классов, представленная в виде непараметрической регрессии этой вероятности на яркостные свойства снимка территории [11].

Для тематической калибровки было выделено 26 полигонов, принадлежащих 6 классам (табл. 2). Они выделялись как по снимку, так и с помощью данных натурных измерений. При выделении учитывалась максимальная однородность каждого полигона.

Таблица 2

Калибровочные полигоны

Название класса	Вес	Количество полигонов	Общая площадь, га
Нелесные территории	0,3–0,5	6	33,9
Березовый лес	1	5	5,4
Еловый лес	0,8–1	3	3,2
Сосновый лес	0,8–1	8	17,7
Осиновый лес	1	4	3,8

Выделение данных классов связано с особенностями расчета таксационных показателей с помощью метода воздушного лазерного сканирования. После выполнения калибровки и создания классов нейронная сеть приобретает вид, представленный на рис. 3.

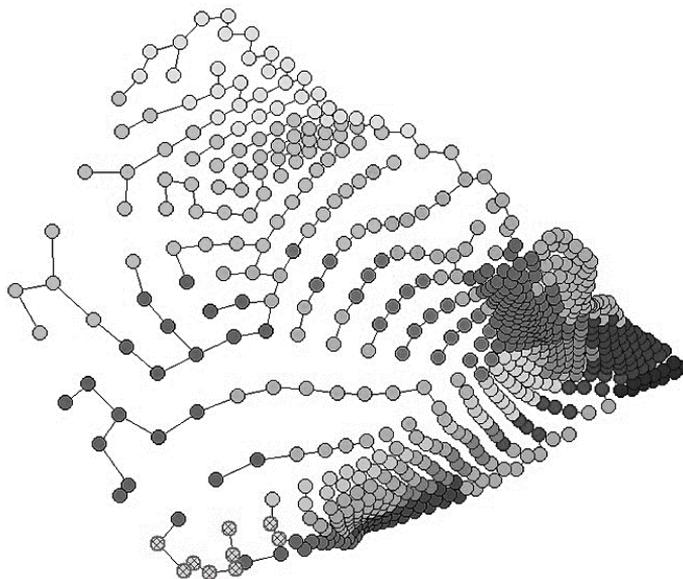


Рис. 3. Нейронная сеть после тематической калибровки

После выполнения калибровки нейронной сети была проведена классификация снимка. Фрагмент классифицированного растра представлен на рис. 4.

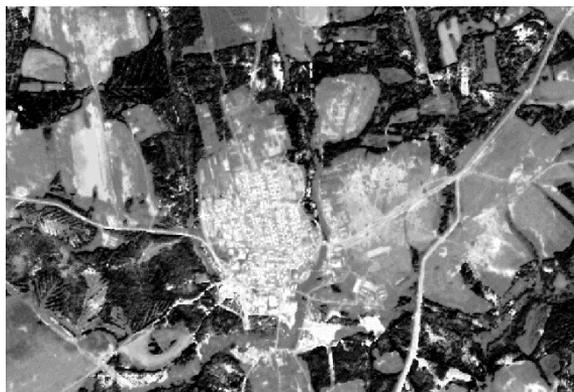


Рис. 4. Район с. Половодово (в центре)

Как видно из фрагмента, полученную классификацию можно считать успешной, так как на результирующем изображении четко разделены отличающиеся друг от друга классы (например, населенный пункт, дороги, вырубки, поля, лесная растительность и др.). Важно отметить, что полученная таким образом нейронная сеть позволяет получить следующие результаты:

- построение попиксельных карт пространственного распределения вероятности присутствия определенного тематического объекта;
- присвоение каждому пикселю тематического класса с учетом пространственного контекста, т.е. с учетом распределения вероятностей и тематических классов в соседних пикселях.



а



б

Рис. 5. Фотография с полевых работ (*а*) и ее местонахождение (*б*)

Полученный результат сравнивался с полевыми данными, таксационными материалами и др. В качестве выборочной проверки использовалось сравнение с фотографическими материалами, которые были

получены в ходе проведения полевых работ на данной территории. Их количество составляет 18 штук. В целом можно заключить, что результаты классификации удовлетворительны и правильно оценивают вероятность присутствия породы. На рис. 5 приведен пример фотографии, которая сделана в месте, где вероятность присутствия ели 0,71–0,8.

Благодаря выполненной калибровке можно получать растры вероятности присутствия определенного класса (в данном случае породы) в конкретном пикселе, а также посмотреть, насколько точно отнесен пиксель к какому-то классу и др. Все это дает эксперту мощный инструмент для получения качественного результата.

Полученные растры интегрировались в технологию таксации лесов на основе данных воздушного лазерного сканирования. Полученные растры также могут быть использованы в различных сферах лесного хозяйства для планирования мероприятий, назначений различных видов рубок и т.д.

Библиографический список

1. Астафуров В.Г., Скороходов А.В. Классификация облаков по спутниковым снимкам на основе технологии нейронных сетей // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2011. – Т. 8. – № 1. – С. 65–72.

2. Долгих А.В. Использование нейронных сетей при исследовании земной поверхности, подработанной подземными горными работами // Геоматика. – 2014. – № 1.

3. Исмагова Х.Р. Нейронная экспертная система для анализа и картирования процессов засоления почв по данным дистанционного зондирования // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2006. – Т. 3. – № 2. – С. 320–329.

4. Наговицын А.В., Фролова И.В. Основы ландшафтоведения. – Пермь: Изд-во Перм. гос. ун-та, 2008. – 156 с.

5. Романов А.А., Рубанов К.А. Сравнение методов объектно-ориентированной и нейросетевой классификации данных дистанционного зондирования Земли на основе материалов систем Landsat-5 и Orbview-3 // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2012. – Т. 9. – № 4. – С. 29–36.

6. Сухих В.И. Аэрокосмические методы в лесном хозяйстве и ландшафтном строительстве. – Йошкар-Ола: Изд-во Марийского гос. техн. ун-та, 2005. – 392 с.

7. Шелестов А.Ю., Скакун С.В., Тищенко Ю.Г. Комплексирование радиолокационных данных для решения задач спутникового мониторинга // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2008. – № 5.

8. База геоданных «Почвы. Пермский край» / Т.Г. Филькин, О.З. Еремченко, С.Е. Максимова, И.Е. Шестаков // Хроники объединенного фонда электронных ресурсов наука и образование. – 2014. – № 1.

9. Simon O. Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd Edition). – New Jersey: Prentice Hall, 1998.

10. Optimal Brain Damage, in Touretzky / Yann LeCun, J.S. Denker, S. Solla, R.E. Howard, L.D. Jackel; (Eds.), Advances in Neural Information Processing Systems 2 (NIPS*89). – Denver: CO, 1990.

11. Руководство пользователя модуля «Thematic Pro». – М., 2011.

12. Sentinel mission [Электронный ресурс]. – URL: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/home> (дата обращения: 21.08.2016).

13. Sentinel 2A [Электронный ресурс]. – URL: http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentine1-2 (дата обращения: 21.08.2016).

14. Инженерно-технологический центр «СКАНЭКС» [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.scanex.ru/modules/thematic-pro/> (дата обращения: 21.08.2016).

15. Компания «Совзонд» [Электронный ресурс]. – URL: <http://sovzond.ru/press-center/news/corporate/1005/> (дата обращения: 17.09.2016).

References

1. Astafurov V.G., Skorokhodov A.V. Klassifikatsiia oblakov po sputnikovym snimkam na osnove tekhnologii neironnykh setei [Classification of clouds according to the satellite photos on the bases of neuron network technologies]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniia Zemli iz kosmosa*, 2011, vol. 8, no. 1, pp. 65-72.

2. Dolgikh A.V. Ispol'zovanie neironnykh setei pri issledovanii zemnoi poverkhnosti, podrobotannoi podzemnymi gornymi rabotami [Using

the neuron networks while researching the earth's surface, snubbed by sub-surface mining]. *Geomatika*, 2014, no. 1.

3. Ismatova Kh.R. Neironnaia ekspertnaia sistema dlia analiza i kartirovaniia protsessov zasoleniia pochv po dannym distantsionnogo zondirovaniia [Neuron expert system for analysis and mapping of soil salinization processes according to the remote sensing data]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniia Zemli iz kosmosa*, 2006, vol. 3, no. 2, pp. 320-329.

4. Nagovitsyn A.V., Frolova I.V. Osnovy landshaftovedeniia [Landscape study theory]. Permskii gosudarstvennyi universitet, 2008. 156 p.

5. Romanov A.A., Rubanov K.A. Sravnenie metodov ob"ektno-orientirovannoi i neirosetevoi klassifikatsii dannykh distantsionnogo zondirovaniia Zemli na osnove materialov sistem Landsat-5 i Orbview-3 [Comparison of object-oriented and neuron-network classification methods of remote the Earth sensing on the base of the Landsat-5 and Orbview-3 systems]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniia Zemli iz kosmosa*, 2012, vol. 9, no. 4, pp. 29-36.

6. Sukhikh V.I. Aerokosmicheskie metody v lesnom khoziaistve i landshaftnom stroitel'stve [Aerospace methods in forest management and landscape building]. Ioshkar-Ola: Mariiskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 2005. 392 p.

7. Shelestov A.Iu., Skakun S.V., Tishchenko Iu.G. Kompleksirovanie radiolokatsionnykh dannykh dlia resheniia zadach sputnikovogo monitoringa [Complexion of the radar data for solving the satellite monitoring tasks]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniia Zemli iz kosmosa*, 2008, no. 5.

8. Fil'kin T.G., Eremchenko O.Z., Maksimova S.E., Shestakov I.E. Baza geodannykh "Pochvy. Permskii krai" [Geodatabase "Soil. Perm Krai"]. *Khroniki ob"edinennogo fonda elektronnykh resursov nauka i obrazovanie*, 2014, no. 1.

9. Haykin Simon O. Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd Edition). New Jersey: Prentice Hall, 1998.

10. Optimal Brain Damage, in Touretzky. Eds. Yann LeCun, J.S. Denker, S. Solla, R.E. Howard and L.D. Jackel. Advances in Neural Information Processing Systems 2 (NIPS*89). Denver: Morgan Kaufman, 1990.

11. Rukovodstvo pol'zovatelia modulia "Thematic Pro" [User's guide of "Thematic Pro" program unit]. Moscow, 2011.

12. Sentinel mission, available at: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/home> (accessed 21 August 2016).

13. Sentinel 2A, available at: http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel1-2 (accessed 21 August 2016).

14. Inzhenerno-tekhnologicheskii tsentr “SKANEKS” [Engineering and technology center “SKANEX”], available at: <http://www.scanex.ru/modules/thematic-pro/> (accessed 21 August 2016).

15. Kompaniia “Sovzond” [“Sovzond” company], available at: <http://sovzond.ru/press-center/news/corporate/1005/> (accessed 17 September 2016).

Сведения об авторах

Кедров Александр Владимирович (Пермь, Россия) – инженер-исследователь Естественно-научного института, старший преподаватель кафедры лесоводства и ландшафтной архитектуры Пермской государственной сельскохозяйственной академии, заместитель директора по вопросам лесного хозяйства и лесоустройства ООО «ЦКТиУ» (614990, Пермь, ул. Генкеля, 4, e-mail: kedalex@gmail.com).

Тарасов Андрей Владимирович (Пермь, Россия) – магистр кафедры картографии и геоинформатики Пермского государственного национального исследовательского университета (614990, Пермь, ул. Букирева, 15, e-mail: andrew.tarasov1993@gmail.com).

About the authors

Kedrov Alexander Vladimirovich (Perm, Russian Federation) is an Engineer-researcher of Natural-Science Institute, Senior Lecturer forestry and landscape design department of Perm State Agricultural Academy, assistant manager of forestry management and forest inventory LLC “CITS” (614990, Perm, 4, Genkelya str., e-mail: kedalex@gmail.com).

Tarasov Andrey Vladimirovich (Perm, Russian Federation) is a second year Magister of Cartography and GIS department of Perm State National Research University (614990, Perm, 15, Bukireva str., e-mail: andrew.tarasov1993@gmail.com).

Получено 28.04.2017