

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

Классификация космоснимков Sentinel-2 Байкальской природной территории

И.В. Бычков¹, Г.М. Ружников¹, Р.К. Федоров¹, А.К. Попова¹, Ю.В. Авраменко¹
¹ ИДСТУ СО РАН – Институт динамики систем и теории управления им. В.М. Матросова,
664033, Россия, г. Иркутск, ул. Лермонтова, д. 134

Аннотация

В работе рассматривается задача классификации мультиспектральных космоснимков Sentinel-2 при организации экологического мониторинга Байкальской природной территории. Специфика территории потребовала создания нового набора из 12 классов, который учитывает актуальные проблемы и сформирован таким образом, что площади, соответствующие этим классам, полностью покрывают исследуемую территорию. Обучающая выборка сформирована с помощью Web-интерфейса на основе космоснимков Sentinel-2 и полевых исследований. Классификация космоснимков проводилась с использованием алгоритмов RandomForest и нейронной сети ResNet50. Точность расчетов показала, что результаты классификации могут применяться для решения актуальных задач Байкальской природной территории, в частности, для анализа изменений лесного фонда, оценки влияния изменений климата на ландшафт, анализа динамики застройки, инвентаризации сельхозугодий и т.д.

Ключевые слова: нейронные сети, классификация, Sentinel-2, ДЗЗ, обработка изображений.

Цитирование: Бычков, И.В. Классификация космоснимков Sentinel-2 Байкальской природной территории / И.В. Бычков, Г.М. Ружников, Р.К. Федоров, А.К. Попова, Ю.В. Авраменко // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, № 1. – С. 90-96. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1022.

Citation: Bychkov IV, Ruzhnikov GM, Fedorov RK, Popova AK, Avramenko YV. Classification of Sentinel-2 satellite images of the Baikal Natural Territory. Computer Optics 2022; 46(1): 90-96. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1022.

Введение

Экологический мониторинг позволяет оценить динамику изменений состояния окружающей среды и поддерживать обоснованные управленческие решения по перспективному развитию территорий [1–2]. Байкальская природная территория (БПТ) обладает обширными и частично труднодоступными площадями. На таких территориях наиболее широко используемой системой мониторинга является анализ данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) с использованием методов классификации [1–7]. Современное развитие методов и технологий обработки данных ДЗЗ повысило эффективность мониторинга и увеличило его возможную частоту использования до режима, близкого к реальному времени, или ретроспективного обзора на десятилетия назад.

Данные ДЗЗ (далее космоснимки) любой территории, в том числе Иркутской области и Байкальской природной территории, имеют специфические спектральные и текстурные характеристики. Поэтому при мониторинге активно применяются методы классического обучения с учителем [8–14], позволяющие учитывать эти характеристики. Эти методы позволяют для каждого пикселя космоснимка определить его класс – растительность, открытая почва, вода, антропогенные объекты и т.д.

Высокую точность классификации земного покрова по ДЗЗ показывают методы Random Forest [10–11] и глубокого обучения на базе нейронных сетей [12–16]. В работе [10] отмечено, что Random Forest устойчив к уменьшению объема и добавлению шума к обучающим данным, что позволяет проводить мониторинг состояния территорий. Random Forest успешно применяют для классификации городских территорий [11] и породного состава лесов [12]. В работе [13] классификация мультиспектральных космоснимков проводится с помощью сверточных нейронных сетей. Сверточные нейронные сети также применяют для анализа радарных и гиперспектральных космоснимков [14]. В работе [15] отмечено, что сверточные нейронные сети (в частности ResNet50) дают высокие результаты (99% точности) при сегментации космоснимков среднего разрешения, что позволяет их использовать для решения практических задач.

Применение методов обучения с учителем для задач классификации космоснимков требует подготовки обучающей выборки на заданную территорию. Исследования проводились для БПТ, на которой расположено озеро Байкал и прилегающие к нему земли, включая особо охраняемые территории. В открытом доступе на исследуемую территорию нет наборов данных нужной точности о типе земной поверхности.

В настоящей работе применены современные методы обработки данных ДЗЗ и реализован сервис классификации космоснимков Sentinel-2 с учетом специфики Байкальской природной территории. Целью исследования является разработка классификатора данных Sentinel-2 для решения актуальных задач экологии и перспективного развития Байкальской природной территории.

1. Подготовка обучающей выборки

В современных исследованиях по оценке и прогнозированию состояния окружающей среды территорий [3–4] активно используются мультиспектральные космоснимки со спутников Sentinel-2, которые имеют самое высокое разрешение из свободно распространяемых – 10 метров, что позволяет различать разные типы поверхности (вода, лес, дороги, здания) и отслеживать лесные пожары, вырубки. Съемка территорий спутниками Sentinel-2 проводится в среднем каждые 5 дней. Космоснимки состоят из 13 спектральных каналов, четыре из которых с разрешением 10 метров, остальные – 20 и 60 метров. Для классификации все каналы снимков исследуемой территории приведены к разрешению 10 метров. Космоснимки для исследования были получены из архива USGS. Пример исходных данных представлен на рис. 1.



Рис. 1. Космоснимок Sentinel-2 в комбинации каналов SWIR-NIR-RED, южная часть Байкала

Для подготовки обучающей выборки проанализированы существующие наборы данных, предназначенные для классификации космоснимков. Одним из наиболее используемых является набор данных EuroSAT [16], который состоит из 27000 образцов космоснимков всех европейских стран. Набор размечен 10 классами (AnnualCrop, Forest, HerbaceousVegetation, Highway, Industrial, Pasture, PermanentCrop, Residential, River, SeaLake). Образцы представлены в виде тензоров $64 \times 64 \times 3$, где 64×64 – это размер в пикселях с разрешением 10 метров на пиксель, а 3 – комбинация каналов RGB. Наилучшим результатом точности классификации, полученным на этих данных, является 98,57%. В работе [15] каждый образец

набора данных EuroSAT представлен всеми 13 каналами Sentinel-2. Классификация производилась на основе сверточной нейронной сети ResNet50 с применением аугментации данных, что позволило получить точность 99%. Для аугментации данных использовалась линейная свертка пар образцов.

Учитывая высокую точность, полученную в работе [15], сверточная нейронная сеть, обученная на данных EuroSAT, применена на исследуемой территории. Однако результаты оказались отрицательными – вся территория БПТ была классифицирована как вода. Это произошло из-за того, что значения спектральных каналов набора EuroSAT значительно отличаются от значений соответствующих каналов исследуемой Байкальской природной территории. Кроме того, набор классов не покрывает БПТ, а некоторые классы в принципе отсутствуют, поэтому необходимо сформировать новую обучающую выборку на БПТ.

Для формирования обучающей выборки было необходимо определить набор классов, решающих следующие задачи:

- классифицировать всю исследуемую территорию с максимально возможной точностью;
- определить классы, наиболее полезные для решения практических задач.

Природные особенности ландшафтов Байкальской природной территории обусловили состав обучающей выборки, большая часть территории которой занята горной тайгой, а в средней части преобладает лесостепной ландшафт. Лесообразующие породы включают в себя хвойные (сосна, лиственница, кедр) и лиственные (береза, осина) деревья. В высокогорном поясе и поймах рек распространены кустарниковые заросли, поэтому в обучающей выборке лесные ресурсы представлены 5 классами: хвойный, лиственный и смешанный лес, редколесье, кустарники. На БПТ проводятся активные заготовительные рубки леса, в том числе и нелегальные, для их учета к набору добавлен класс «Вырубки».

Значительную и важную часть исследуемой БПТ занимают водные объекты и горные системы, для обработки которых добавлены классы «Голая скала» и «Вода». На исследуемой территории развит аграрный комплекс, который на текущий момент представлен классами «Однолетние сельскохозяйственные культуры» и «Пастбище». Для оценки антропогенного влияния на территорию добавлен класс «Жилая зона».

На космоснимках БПТ достаточно часто присутствуют облака, которые значительно влияют на качество классификации. Маски облаков, представленные в наборе данных Sentinel-2, недостаточно точны, поэтому для учета их влияния добавлен класс «Облака».

Построение обучающей выборки проводилось с помощью Web-интерфейса [17] (рис. 2) на основе данных Sentinel-2 и полевых исследований. Разметка осуществлялась полигональными объектами с указанием класса, директории космоснимка, даты съемки.

Всего размечены 134 космоснимка Байкальской природной территории, количество полигональных объектов – 2246 шт. на площадь более 5900 кв.км. (примерно 230 млн. пикселей, одна территория может быть размечена для нескольких снимков). Все снимки летнего периода за 2018–2020 года.

Идентификацию классов лесов проводили на основе комбинации каналов SWIR (2185,7–2202,4 мкм), NIR (864,0–864,7 мкм) и RED (664,6–664,9 мкм), позволяющей отделять породы по интенсивности оттенка зеленого цвета на полученном изображении.

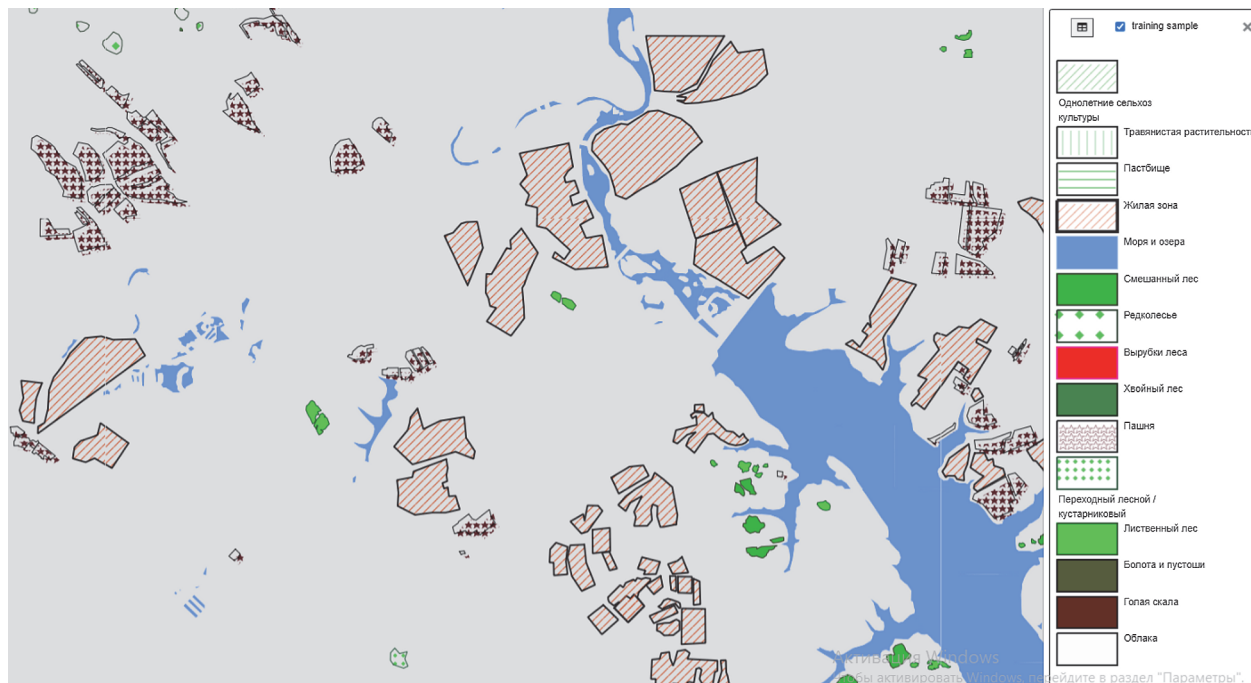


Рис. 2. Разметка космоснимка полигонами с заданными классами

На основе полигональных объектов для каждого космоснимка, указанного в атрибутах слоя, сформированы маски в формате GeoTIFF в проекции исходного космоснимка и разделены на ячейки размера 64 × 64. В каждом пикселе маски указан идентификатор класса (рис. 3).

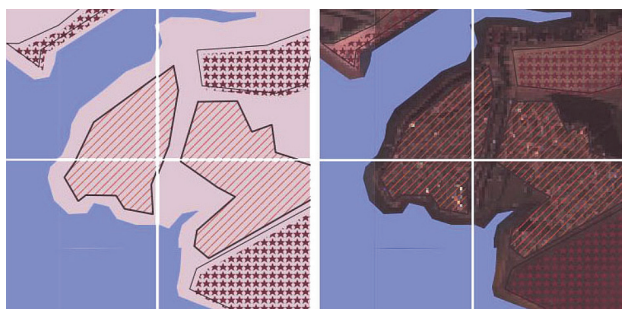


Рис. 3. Совмещение маски (слева) с космоснимком (справа)

2. Random forest

Для классификации космоснимков использован метод машинного обучения Random forest [10–11]. Ансамбль из 200 решающих деревьев распознавал снимок Sentinel-2 на южную часть озера Байкал за июнь 2017 г., для обучения были взяты все 13 каналов космоснимка. Полученный в результате размеченный массив был не сбалансирован по количеству пикселей в классах, он отличался на несколько порядков. Чтобы выровнять выборку, к классам с ми-

нимальным количеством пикселей были добавлены сгенерированные случайным образом экземпляры, а из классов с максимальным количеством – частично удалены образцы. После балансировки размеченный массив данных разделен на тренировочную и тестовую часть в пропорции 70 / 30.

Табл. 1. Количество образцов в выборке

Название класса	Количество пикселей	
	Начальное	После балансировки
Болота	8	200
Голая скала	21	200
Пастбище	40	200
Вырубки	278	500
Переходный лес / кустарники	509	700
Хвойный лес	550	700
Редколесье	964	964
Лиственный лес	2199	2199
Смешанный лес	4491	4491
Облака	4623	4623
Пашня	6136	6136
Жилая зона	19670	10000
Вода	886714	100000

Метод показал, что наиболее важными для классификации оказались каналы космоснимка 13 и 7, наименее – 10, 3 и 4. Оценка информативности проводилась с помощью встроенного метода реализации Randomforest в библиотеке scikit-learn на основе кри-

терия Джини (Giniimpurity). Общая точность на обучаемых данных составила 98,1%, средняя полнота – 0,95 и F-мера – 0,95.

Табл. 2. Оценка точности классификации

Класс	Точность	Полнота	F-мера
Пастбище	0,99	1,00	0,99
Жилая зона	0,96	0,97	0,97
Вода	1,00	1,00	1,00
Смешанный лес	0,95	0,95	0,95
Редколесье	0,83	0,88	0,86
Вырубки	0,97	0,98	0,97
Хвойный лес	0,97	0,91	0,94
Пашня	0,96	0,93	0,95
Переходный лес / кустарники	0,93	0,83	0,88
Лиственный лес	0,87	0,91	0,89
Болота	0,97	1,00	0,98
Голая скала	1,00	1,00	1,00

При этом худшую точность (precision = 0,83) метод показал на классе «Редколесье», худшую полноту (recall = 0,84) – на классе «Переходный лес / Кустарники». Самая высокая точность 100% была достигнута на классе «Вода», в котором было больше всего размеченных точек, и в классе «Голая скала» – одном из самых малочисленных.

3. ResNet50

Для классификации космоснимков применялась сверточная нейронная сеть ResNet50. Архитектура сети представлена на рис. 4.

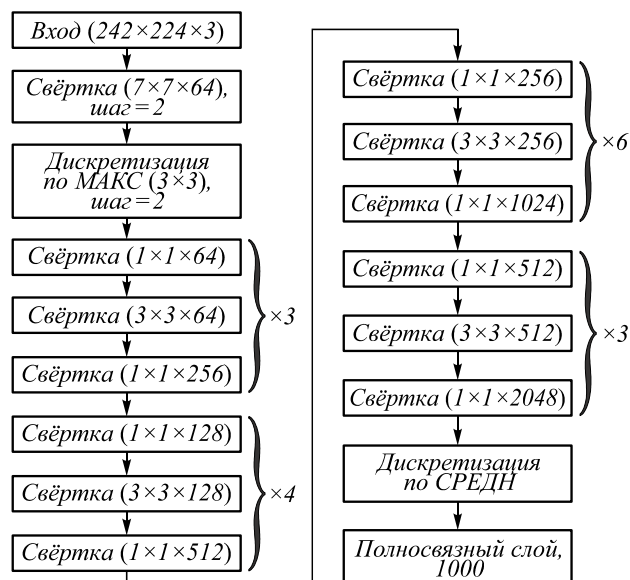


Рис. 4. Архитектура сети ResNet50

Обучение проводилось на 12 классах по 815 образцов в каждом. Классификация производилась по-пиксельно. Решение о классе пикселя принимается на

основе анализа его окрестности 64×64 пикселя, где каждый пиксель имеет пространственное разрешение 10 м, т.е. производится анализ окрестности 640×640 метров. Каждый пиксель представлен 13 исходными каналами Sentinel-2. Каждый образец представлен тензором $64 \times 64 \times 13$. В табл. 3 приведено количество полигональных объектов и образцов в обучающей выборке по 12 классам.

Табл. 3. Количество полигональных объектов и образцов

Метка класса	Русскоязычное название	Количество полигонов	Количество образцов $64 \times 64 \times 13$
AnnualCrop	Однолетние сельскохозяйственные культуры	20	28256
Pasture	Пастбище	104	185571
Residential	Жилая зона	56	3135
Water	Вода	141	303662
Mixed forest	Смешанный лес	122	13646
Woodland	Редколесье	203	9549
Logging forest	Вырубки	423	17228
Coniferous forest	Хвойный лес	74	5186
Transitional woodland/shrub	Переходный лес / кустарники	114	5394
Leaved forest	Лиственный лес	192	26351
Bare rock	Голая скала	191	65090
Cloud	Облака	70	56748

По каждому классу получено разное количество образцов. Поэтому потребовалась балансировка обучающей выборки, чтобы каждый класс был представлен примерно одинаковым количеством образцов.

Кроме того, требуется балансировка образцов в рамках одного класса. Например, в разметке представлены преимущественно плотные облака. Поэтому сверточная нейронная сеть нацелена классифицировать именно их и недостаточно точно выделяет перистые облака. Для балансировки в рамках класса используется кластеризация образцов. Для каждого канала образца выделяются следующие характеристики:

- среднее значение канала;
- среднеквадратическое отклонение.

Далее проводится кластеризация, и для каждого кластера отбирается равное количество образцов. Применение этого алгоритма позволяет улучшить качество классификации.

Общее число настраиваемых параметров ResNet50: 23538338. Используется алгоритм оптимизации: Adam, betas = (0,9; 0,99), функция потерь: FlattenedLoss. Обучение ResNet50 проводилось на 80 эпохах в течение 29 часов. Обучение и классификация проводилась на компьютере со следующими характеристиками: процессор Intel(R)Core(TM) i9-9900X CPU с тактовой частотой 3.50GHz, объем ОЗУ 125 Гб, две графических карты NVIDIA GeForce

RTX 2080SUPER 8ГБ. Результаты классификации сохраняются в формате GeoTIFF. Приведен пример классификации космоснимка Байкала (рис. 5).

Количество космоснимков на исследуемую Байкальскую природную территория составляет несколько тысяч. При проведении классификации космоснимков размер оперативной памяти является критичным. Для загрузки всех 13 каналов одного космоснимка Sentinel-2 в оперативную память требуется более двух гигабайт. Поэтому для эффективного использования результатов классификации необходима реализация классификатора в виде сервиса на серверах с достаточным объемом оперативной памяти и скоростным доступом к системе хранения данных.

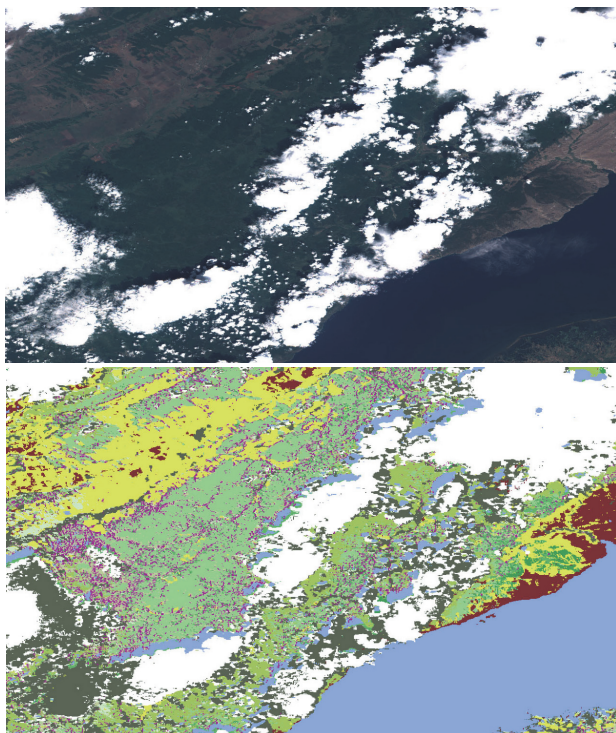


Рис. 5. Результаты классификации космоснимка (сверху) нейронной сетью (снизу)

Для реализации сервиса был выбран сервер Flask-PyWPS – одна из реализаций стандарта Web Processing Service (WPS) на основе Python. Выбор Flask-PyWPS обусловлен тем, что позволяет совмещать его с библиотеками обработки изображений, такими как GDAL, OpenCV, и машинного обучения. Сервис классификации принимает на вход путь к директории, где содержатся растровые файлы в формате GEOTIFF, соответствующие 13 слоям космоснимка Sentinel-2, приведенные к единому пространственному разрешению. Результатом работы сервиса является сегментированное изображение, где в каждом пикселе указан его класс. Сервис формирует из исходного космоснимка тензор формы $N \times 64 \times 64 \times 13$, где N – число образцов размера 64×64 по 13 каналов, и подает его на вход нейронной сети. По результатам классификации сохраняется в файл в формате GEOTIFF.

4. Оценка работы классификатора ResNet50

Для оценки результатов работы классификатора произведена разметка космоснимков, не участвовавших в обучении, и сформирована верификационная выборка. По результатам классификации проведено попиксельное сравнение с выполненной разметкой. Разметка проводилась на 2 изображениях. Результаты сравнения по классам представлены в табл. 4. Средняя точность (вероятность верной классификации) составляет 0,61.

Табл. 4. Оценка работы классификаторов на основе ResNet50

Класс	Точность
Однолетние сельхозкультуры	0,32
Пастбище	0,72
Жилая зона	0,95
Вода	0,96
Смешанный лес	0,22
Редколесье	0,70
Вырубки	0,49
Хвойный лес	0,87
Переходный лес / кустарники	0,37
Лиственный лес	0,39
Голая скала	0,29
Облака	0,99

По результатам верификации достаточно хорошая точность у классов «Пастбище», «Жилая зона», «Вода», «Редколесье», «Хвойный лес», «Облака». Класс «Голая скала» представлен в верификационной выборке достаточно скудно и часто классифицируется как «Однолетние сельхозкультуры». Классы «Переходный лес / кустарники», «Лиственный лес», «Вырубки» имеют низкую точность.

Полученные оценки отличаются в худшую сторону от результатов, представленных в рассмотренных статьях. Одной из причин является различие методики проведения оценки. В статьях [7–13] оценка производится на наборе образцов, выделенных случайным образом из общего множества. Соответственно изображения, из которых формировались образцы, участвовали в обучении. В авторской методике оценка производится на изображениях, которые не используются для обучения.

Заключение

В работе рассматривалась задача классификации мультиспектральных космоснимков Sentinel-2 Байкальской природной территории. Решение задачи потребовало применения методов классификации с учителем и формирования обучающей выборки. Для учета специфики БПТ создан новый набор классов, который содержит 12 классов, учитывает актуальные проблемы исследуемой территории и сформирован таким образом, что площади, соответствующие этим классам, полностью покрывают исследуемую территорию. Обучающая выборка создана с помощью Web-

интерфейса на основе данных Sentinel-2 и полевых исследований. Образцы разметки получены с разных спутниковых космоснимков, преимущественно летнего и осеннего периода, и размечены полигональными объектами с указанием класса, директории космоснимка, даты съемки.

Классификация космоснимков производилась с использованием алгоритмов Random Forest и нейронной сети ResNet50. Произведено сравнение работы классификаторов на верификационной выборке. Результаты сравнения показывают, что классификатор на основе ResNet50 работает лучше, потому что сверточная нейронная сеть принимает решение по окрестности 64×64 пикселя. По результатам сравнения было выявлено, что классификаторы плохо отделяют классы «Вырубки», «Лиственный лес» и «Переходный лес/кустарники» из-за того, что места вырубок начинают зарастать и на ранних этапах похожи на кустарники. В классе «Однолетние сельхозкультуры» размечены пашни, которые визуальнo трудно отличить от класса «Голая скала». Чтобы различать эти классы, требуется анализ серии космоснимков, полученных в разное время года. Разница в точности классификации на данных обучающей и верификационной выборок обосновывает необходимость расширения разметки и классификации серии космоснимков.

Полученные высокие оценки точности классификации позволяют применять предложенный метод по некоторым классам для решения актуальных задач Байкальской природной территории. В частности, для мониторинга состояния лесного фонда, оценки влияния изменений климата на ландшафт, анализа динамики застройки, инвентаризации сельхозугодий и т.д.

Благодарности

Работа выполнена в рамках гранта № 075-15-2020-787 Министерства науки и высшего образования РФ на выполнение крупного научного проекта по приоритетным направлениям научно-технологического развития (проект «Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории»).

References

- [1] Talukdar S, Singha P, Mahato S, Pal S, Liou YA, Rahman A. Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations – A review. *Remote Sens* 2020; 12(7): 1135. DOI: 10.3390/rs12071135.
- [2] Keshtkar H, Voigt W, Alizadeh E. Land-cover classification and analysis of change using machine-learning classifiers and multi-temporal remote sensing imagery. *Arab J Geosci* 2017; 10: 154. DOI: 10.1007/s12517-017-2899-y.
- [3] Lastovicka J, Svec P, Paluba D, Kobliuk N, Svoboda J, Hladky R, Stych P. Sentinel-2 data in an evaluation of the impact of the disturbances on forest vegetation. *Remote Sens* 2020; 12(12): 1914. DOI: 10.3390/rs12121914.
- [4] Puletti N, Chianucci F, Castaldi C. Use of Sentinel-2 for forest classification in Mediterranean environments. *Ann Silviculture* 2018; 42(1): 32-38. DOI: 10.12899/ASR-1463.
- [5] Terekhin EA. Indication of long-term changes in the vegetation of abandoned agricultural lands for the forest-steppe zone using NDVI time series. *Computer Optics* 2021; 45(2): 245-252. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-797.
- [6] Belov AM, Denisova AY. Earth remote sensing imagery classification using a multi-sensor super-resolution fusion algorithm. *Computer Optics* 2020; 44(4): 627-635. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-735.
- [7] Borzov SM, Potaturkin OI. Increasing the classification efficiency of hyperspectral images due to multi-scale spatial processing. *Computer Optics* 2020; 44(6): 937-943. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-779.
- [8] Grabska E, Frantz D, Ostapowicz K. Evaluation of machine learning algorithms for forestst and species mapping using Sentinel-2 imagery and environmental data in the Polish Carpathians. *Remote Sens Environ* 2020; 251: 112103. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112103.
- [9] Rodriguez-Galiano VF, Ghimire B, Rogan J, Chica-Olmo M, Rigol-Sanchez JP. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 2012; 67: 93-104. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002.
- [10] Feng Q, Liu J, Gong J. UAV Remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis. *Remote Sens* 2015; 7(1): 1074-1094. DOI: 10.3390/rs70101074.
- [11] Liu Y, Gong W, Hu X, Gong J. Forest type identification with random forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, multi-temporal Landsat-8 and DEM data. *Remote Sens* 2018; 10(6): 946. DOI: 10.3390/rs10060946.
- [12] Alhassan V, Henry C, Ramanna S, Storie C. A deep learning framework for land-use/land-cover mapping and analysis using multispectral satellite imagery. *Neural Comput Appl* 2020; 32: 8529-8544. DOI: 10.1007/s00521-019-04349-9.
- [13] Carranza-García M, García-Gutiérrez J, Riquelme JC. A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. *Remote Sens* 2019; 11(3): 274. DOI: 10.3390/rs11030274.
- [14] Zhang W, Tang P, Zhao L. Fast and accurate land cover classification on medium resolution remote sensing images using segmentation models. *Int J Remote Sens* 2021; 42(9): 3277-3301. DOI: 10.1080/01431161.2020.1871094.
- [15] Chambon T. Fighting hunger through open satellite data: A new state of the art for land use classification. 2019. Source: <https://medium.com/omdena/fighting-hunger-through-open-satellite-data-a-new-state-of-the-art-for-land-use-classification-f57f20b7294b>.
- [16] Helber P, Bischke B, Dengel A, Borth D. Introducing Eurosat: A Novel Dataset and Deep Learning Benchmark for land use and land cover classification. 2018 IEEE Int Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2018) 2018: 204-207. DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8519248.
- [17] Bychkov IV, Ruzhnikov GM, Fedorov RK, Avramenko YV, Shumilov AS, Shigarov AO, Verhozina AV, Emel'yanova NV, Sorokovoi AA. Technology of information and analytical support for interdisciplinary environmental studies in the Baikal Region. In Book: Bychkov I, Voronin V, eds. *Information technologies in the research of biodiversity*. Switzerland AG: Springer Nature; 2019: 116-124. DOI: 10.1007/978-3-030-11720-7_16.

Сведения об авторах

Бычков Игорь Вячеславович, 1961 года рождения, в 1983 году окончил математический факультет Иркутского государственного университета по специальности «Прикладная математика», работает директором ИДСТУ СО РАН. Область научных интересов: геоинформационные системы, искусственный интеллект, распределенные информационно-вычислительные системы, информационно-аналитические системы.
E-mail: bychkov@icc.ru.

Ружников Геннадий Михайлович, 1947 года рождения, в 1970 году окончил математический факультет Иркутского государственного университета по специальности «Математика», работает заведующим отделением в ИДСТУ СО РАН. Область научных интересов: геоинформационные системы, системы и технологии создания и поддержки проблемно-ориентированных систем, сервис-ориентированные системы, интеллектуальный анализ распределённых, разноформатных данных. E-mail: rugnikov@icc.ru.

Фёдоров Роман Константинович, 1977 года рождения, в 1999 году окончил математический факультет Иркутского государственного университета по специальности «Математические методы в экономике», работает ведущим научным сотрудником в ИДСТУ СО РАН. Область научных интересов: распознавание образов, геоинформационные системы, системы и технологии создания и поддержки проблемно-ориентированных систем, сервис-ориентированные системы, интеллектуальный анализ распределённых, разноформатных данных.
E-mail: fedorov@icc.ru.

Попова Анастасия Константиновна, 1981 года рождения, в 2003 году окончила факультет кибернетики Иркутского государственного технического университета по специальности «Инженер-системотехник», работает научным сотрудником в ИДСТУ СО РАН. Область научных интересов: распознавание образов, геоинформационные системы, системы и технологии создания и поддержки проблемно-ориентированных систем, сервис-ориентированные системы, интеллектуальный анализ распределённых, разноформатных данных.
E-mail: chudnenko@icc.ru.

Авраменко Юрий Владимирович, 1988 года рождения, в 2012 году окончил математический факультет Иркутского государственного университета по специальности «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем», работает научным сотрудником в ИДСТУ СО РАН. Область научных интересов: распознавание образов, облачные вычисления, логические методы, нейронные сети, ДЗЗ.
E-mail: avramenko@icc.ru.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 9 августа 2021 г. Окончательный вариант – 24 сентября 2021 г.

Classification of Sentinel-2 satellite images of the Baikal Natural Territory

I.V. Bychkov¹, G.M. Ruzhnikov¹, R.K. Fedorov¹, A.K. Popova¹, Y.V. Avramenko¹

¹ ISDCT SB RAS – Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS, 664033, Irkutsk, Russia, Lermontova 134

Abstract

The paper considers a problem of classifying Sentinel-2 multispectral satellite images for environmental monitoring of the Baikal Natural Territory (BNT). The specificity of the BNT required the creation of a new set of 12 classes, which takes into account current problems. The set was formed in such a way that the areas corresponding to these classes completely covered the BNT. A training dataset was formed using a web interface based on Sentinel-2 satellite images. The classification of satellite images was carried out using Random Forest algorithms and the ResNet50 neural network. The accuracy of the calculations showed that the classification results can be used to solve actual problems of the Baikal natural territory, in particular, to analyze changes in the forestland, assess the impact of climate change on the landscape, analyze the dynamics of development activities, create farmland inventory, etc.

Keywords: neural networks, classification, Sentinel-2, remote sensing, image processing.

Citation: Bychkov IV, Ruzhnikov GM, Fedorov RK, Popova AK, Avramenko YV. Classification of Sentinel-2 satellite images of the Baikal Natural Territory. *Computer Optics* 2022; 46(1): 90-96. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1022.

Acknowledgements: The work was financially supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation under grant No. 075-15-2020-787 for the implementation of a major research project in priority areas of scientific and technological development, "Fundamentals, methods and technologies for digital monitoring and forecasting of the ecological situation of the Baikal Natural Territory".

Authors' information

Igor Vyacheslavovich Bychkov (b. 1961) graduated from the Mathematics faculty of Irkutsk State University in 1983 with a degree in Applied Mathematics, works as a director of the Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS. Research interests: geographic information systems, artificial intelligence, distributed information and computing systems, information and analytical systems. E-mail: bychkov@icc.ru.

Gennady Mikhailovich Ruzhnikov (b. 1947) graduated from the Mathematics faculty of Irkutsk State University with a degree in Mathematics in 1970, works as the head of the department at the Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS. Research interests: geographic information systems, systems and technologies for creating and supporting problem-oriented systems, service-oriented systems, intelligent analysis of distributed, multi-format data. E-mail: ruginikov@icc.ru.

Roman Konstantinovich Fedorov (b. 1977) graduated from the Mathematical faculty of Irkutsk State University in 1999 with a degree in Mathematical Methods in Economics, works as a leading researcher at the Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS. Research interests: pattern recognition, geographic information systems, systems and technologies for creating and supporting problem-oriented systems, service-oriented systems, intelligent analysis of distributed, multi-format data. E-mail: fedorov@icc.ru.

Anastasiya Konstantinovna Popova (b. 1981) in 2003 graduated from the Cybernetics faculty of Irkutsk State Technical University with a degree in Systems Engineer, works as a research assistant at the Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS. Research interests: pattern recognition, geographic information systems, systems and technologies for creating and supporting problem-oriented systems, service-oriented systems, intelligent analysis of distributed, multi-format data. E-mail: chudnenko@icc.ru.

Yuri Vladimirovich Avramenko (b. 1988) graduated from the Mathematical faculty of Irkutsk State University in 2012 with a degree in Mathematical Support and Administration of Information Systems, works as a research assistant at the Matrosov Institute for System Dynamics and Control Theory of the Siberian Branch of the RAS. Research interests: pattern recognition, cloud computing, logical methods, neural networks, remote sensing. E-mail: avramenko@icc.ru.

Received August 9, 2021. The final version – September 24, 2021.
