

6. Введение в прогнозирование временных рядов. – <https://fckup.ru/738/#:~:text=Прогнозирование%20временных%20рядов%20–%20это,данным%2C%20для%20прогнозирования%20будущих%20значений> (дата обращения: 05.07.2022).
7. LSTM для прогнозирования временных рядов. – <https://www.machinelearningmastery.ru/lstm-for-time-series-predictionde8aeb26f2ca/> (дата обращения: 05.07.2022).
8. Исследуем LSTM-сети. Ч. 1. – <http://datareview.info/article/issleduem-lstm-setichast-1/> (дата обращения: 29.05.2022).
9. LSTM – сети долгой краткосрочной памяти. – <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/331310/> (дата обращения: 05.04.2022).
10. Introduction to the Fundamentals of Time Series Data and Analysis. – <https://www.aptech.com/blog/introduction-to-the-fundamentals-of-time-series-data-and-analysis/> (дата обращения: 05.05.2022).
11. Activation function between LSTM layers. – <https://stats.stackexchange.com/questions/444923/activation-function-between-lstm-layers> (дата обращения: 09.04.2022).

УДК 004.896

Р.К. Фёдоров<sup>1</sup>, А.М. Белоцерковский<sup>2</sup>, А.К. Попова<sup>3</sup>, П.В. Лукашевич<sup>4</sup>,  
Ю.В. Авраменко<sup>5</sup>

## КЛАССИФИКАЦИЯ ПРИРОДНЫХ ТЕРРИТОРИЙ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ СНИМКОВ

*В статье предлагается метод классификации данных ДЗЗ, который анализирует последовательность снимков на территорию в течение определенного периода времени. Метод состоит из двух основных шагов: классификация снимков по отдельности и анализ последовательности результатов классификации. Существуют определенные зависимости и ограничения динамики территорий, в том числе временные. При анализе последовательности производится учет этих ограничений, что позволяет избежать ошибок классификации за счет сужения возможного набора классов. С помощью метода сформированы карты Иркутской области республики Бурятии за 2019-2020 гг., которые не содержат облачность, зоны отсутствующих данных и подтоплений. Учет ограничений позволил улучшить точность классификации.*

*Нейронные сети, классификация, Sentinel-2, ДЗЗ, обработка изображений.*

---

<sup>1</sup> ИДСТУ СО РАН; fedorov@icc.ru.

<sup>2</sup> ОИПИ НАН Беларуси; alex.belot@gmail.com.

<sup>3</sup> ИДСТУ СО РАН; chudnenko@icc.ru.

<sup>4</sup> ОИПИ НАН Беларуси.

<sup>5</sup> ИДСТУ СО РАН; avramenko@icc.ru.

**R.K. Fedorov, A.M. Belotserkovsky, A.K. Popova, P.V. Lukashevich,  
Yu.V. Avramenko**

### **CLASSIFICATION OF NATURAL AREAS BASED ON THE PROCESSING AND ANALYSIS OF A SENTINEL-2 IMAGE SEQUENCE**

*The article proposes a method for classifying remote sensing data, which analyzes a sequence of images on the territory over a certain period of time. The method consists of two main steps: classification of images separately and analysis of the sequence of classification results. There are certain dependences and limitations on the dynamics of territories, including temporary ones. Sequence analysis takes into account these limitations, which avoids classification errors by narrowing the possible set of classes. Using the method, maps of the Irkutsk region and the Republic of Buryatia for 2019-2020 were generated, which do not contain cloudiness, zones of lack of data and flooding. Taking into account the limitations made it possible to improve the classification accuracy by narrowing the possible set of classes.*

*Neural networks, classification, Sentinel-2, remote sensing, image processing.*

В настоящее время в системах мониторинга широко используются методы анализа данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), в том числе и методы глубокого обучения на базе свёрточных нейронных сетей (например, ResNet) [1]. Эти методы позволяют для каждого пикселя космоснимка определить его класс – растительность, открытая почва, вода, антропогенные объекты и т.д. Однако детализация и разделение классов на подклассы приводит к тому, что они часто имеют похожие спектральные и текстурные характеристики, и существующие методы классификации не показывают приемлемые результаты. Например, при разделении растительности на хвойные и лиственные леса, вырубки и кустарники, пастбища и сельскохозяйственные поля качество классификации страдает. Анализ только одного снимка не всегда достаточен для их разделения. Существуют определенные зависимости и ограничения динамики территорий, в том числе временные. Так вырубки первоначально зарастают кустарниками или являются редколесьем, могут перейти в сельскохозяйственные поля. На сельскохозяйственных полях обычно реализован севооборот, который приводит к смене классов. Сельскохозяйственные поля могут быть заброшены, что переводит их в пастбища или кустарники.

Предлагается метод, который анализирует последовательность данных на территории в течение определенного периода времени. Предварительно проводится классификация снимков по отдельности, а затем анализ последовательности результатов классификации.

Для проведения классификации спутниковых снимков была подготовлена обучающая выборка. Сначала был определен набор классов, решающих следующие задачи:

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

Природные особенности ландшафтов Байкальской природной территории обусловили состав обучающей выборки [2]. Построение обучающей выборки проводилось с помощью Web-интерфейса на основе данных Sentinel-2 и полевых исследований. Разметка осуществлялась полигональными объектами с указанием класса, директории снимка, даты съемки. 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 64х64. В каждом пикселе маски указан идентификатор класса.

Для классификации спутниковых изображений применялась сверточная нейронная сеть ResNet-50. Общее число настраиваемых параметров ResNet50: 23 538 338. Используется алгоритм оптимизации: Adam, betas=(0,9; 0,99), функция потерь: FlattenedLoss. Входными данными для нейронной сети являются тензоры, размерность которых определена окрестностью, на основе которой сеть должна принимать решение и количество слоев. Окрестностью выбрана ячейка размером 64х64 пикселя, т.е. 640 на 640 метров. Каждый пиксель представлен 12 исходными каналами Sentinel-2. Каждый образец представлен тензором 64х64х12. Сформирована обучающая выборка из 12 классов по 13000 образцов. Было проведено обучение на 120 эпохах, средняя точность на верификационной выборке составила 0,70, F-мера=0,65. Результаты классификации сохраняются в формате GeoTIFF. Для верификации взяты изображения, не участвовавшие в обучении.

Проведена классификация 21 тысячи снимков Иркутской области и республики Бурятия за 2018-2020 гг. с мая по сентябрь включительно. Классификация проводилась в течение 2 недель на 4 компьютерах с графическими картами NVIDIA GeForce RTX 3090. Результаты классификации опубликованы на сайте <http://cris.icc.ru/remotesensing>, где можно посмотреть любое изображение и его классификацию. Данные Sentinel-2 предоставляются по ячейкам регулярной сетки. Для каждой ячейки за год имеется около 70 файлов с результатами классификации. Далее проводится анализ последовательности результатов классификации. Первоначально проводится сортировка по времени. Существуют определенные зависимости и ограничения динамики территорий, в том числе временные. Так, вырубки первоначально зарастают кустарниками или являются редколесьем,

могут перейти в сельскохозяйственные поля. На сельскохозяйственных полях севооборот приводит к смене классов. Поля могут быть заброшены, что переводит их в пастбища или кустарники. При анализе последовательности производится учет ограничений, что позволяет избежать ошибок классификации за счет сужения возможного набора классов. В результате анализа для ячейки формируется обобщенный результат классификации, который не содержит облачность, отсутствие данных и зоны подтопления.



Рис. 1. Снимок Sentinel-2, нижняя часть Байкала, июнь 2020

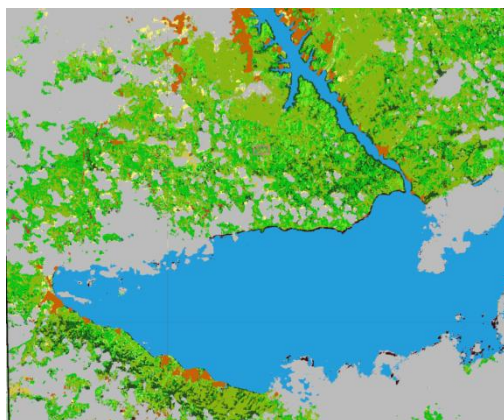


Рис. 2. Результат классификации одного снимка



*Рис. 3. Результат обработки последовательности снимков*

С помощью метода сформированы карты Иркутской области республики Бурятии за 2019-2020 гг., которые не содержат облачность, зоны отсутствия данных и подтопления. Учет ограничений позволил улучшить точность классификации за счет сужения возможного набора классов.

Исследования проведены с целью реализации совместной заявки «Методы и алгоритмы обработки и анализа мультимодальных пространственно-временных данных дистанционного зондирования Земли для эколого-климатического мониторинга природных территорий» на конкурс БРФФИ-РНФ (Ф23РНФ)

#### **Библиографический список**

1. **Chambon T.** Fighting Hunger through Open Satellite Data: A New State of the Art for Land Use Classification. – 2019. – URL: <https://medium.com/omdena/fighting-hunger-through-open-satellite-data-a-new-state-of-the-art-for-land-use-classification-f57f20b7294b> (дата обращения 27.04.2021).
2. **Bychkov I.V., Ruzhnikov G.M., Fedorov R.K., Popova A.K., Avramenko Y.V.** Classification of Sentinel-2 satellite images of the Baikal Natural Territory // Computer Optics. – 2022. – Vol. 46, No. 1. – P. 90-96. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1022. URL: <http://www.computeroptics.ru/KO/PDF/KO46-1/460111.pdf>.