Автоматическое картирование типов растительности по данным спутниковых наблюдений территории горных работ

С. А. Орлов, К. С. Цыгулёв, Р. А. Секриеру, А. А. Авершин, Т. В. Кожевникова, С. И. Смагин

Вычислительный центр ДВО РАН, Хабаровск, 680000, Россия
E-mail: ktvsl@mail.ru

Представлены результаты исследований, направленных на автоматизацию процесса картирования типов растительности для горно-экологического мониторинга территории Дальнего Востока России с использованием мультиспектральных спутниковых снимков. Выделяются следующие типы растительности: кустарники и травы; хвойный, лиственный и смешанный лес. Исходными данными являются снимки со спутников Sentinel-2 в периоды максимальной вегетации растений и от конца листопада до выпадения снега, а также карты высот лесного полога GFCH (англ. Global Forest Canopy Height) 2019. Методика использует полносвязную нейронную сеть, обученную на специально подготовленных наборах данных, сформированных с помощью разработанного алгоритма распознавания типов растительности. Всего было создано 12 вариантов наборов данных, содержащих разные комбинации исходных данных, состоящих из спутниковых снимков, рассчитанных вегетационных индексов и масок наличия леса, построенных по картам высот лесного полога. Получаемая с помощью нейронной сети карта типов растительности позволяет проводить предварительную оценку состояния биоценоза по спутниковым снимкам, что актуально для экологического мониторинга территории горных работ.

Ключевые слова: спутник, данные, нейронная сеть, машинное обучение, картирование, тип растительности

Одобрена к печати: 17.06.2026
DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-5-273-281

Введение

Добыча полезных ископаемых оказывает интенсивное воздействие на растительность, вплоть до полной деградации биоты и потери устойчивости природных экосистем. В таких условиях важной задачей становится мониторинг процесса деградации растительности. Её решение позволит принимать соответствующие меры по восстановлению растительности. Стоит отметить, что разные типы растительности по-разному реагируют на загрязнения, возникающие в процессе добычи полезных ископаемых, что необходимо учитывать при проведении экологического мониторинга.

Решение задачи экологического мониторинга требует объективных данных о состоянии растительности. Их получение можно обеспечить двумя основными способами: с помощью полевых наземных исследований или с помощью данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Данные, собранные в полевых условиях, позволяют получить наиболее точную информацию о состоянии территории в сравнении с данными со спутников. Но их получение требует больших временных и материальных затрат, а также привлечения соответствующих специалистов. В свою очередь, данные ДЗЗ, несмотря на более низкую точность, обеспечивают более регулярную оценку состояния растительности, при меньших временных и материальных затратах. Таким образом, для предварительной оценки предпочтительнее пользоваться методами ДЗЗ, а в случае обнаружения нарушений, проводить наземные исследования.

Существуют различные способы оценки состояния растительности по данным ДЗЗ, в основу которых входит расчёт различных спектральных индексов по спутниковым снимкам (Белова, Ершов, 2019; Jiang et al., 2021; Kayet et al., 2022; Suárez-Fernández et al., 2025;

Varouchakis et al., 2025). В большинстве исследований используются вегетационные индексы. Наиболее популярные из них — индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) и его модификации (Султанова и др., 2025; Dedeoğlu et al., 2020; Elhag et al., 2021). При этом не во всех таких работах учитывается тип растительности, что важно для более точной оценки её состояния (Жучков, Фетисов, 2024; Ковалёв, 2016). Для определения типов растительности обычно используют данные из соответствующих реестров. В случае же их отсутствия, применяются методы картирования на основе спутниковых данных. В зависимости от исследуемой территории, сами методы и получаемые с их помощью карты могут сильно отличаться от реальных данных. По этой причине актуально рассматривать каждую изучаемую территорию отдельно.

В настоящей работе в качестве исследуемой территории выступает Хабаровский край. Для этого региона в открытом доступе присутствуют только карты низкого пространственного разрешения (Кашницкий и др., 2016), не обеспечивающие достаточную точность информации для проведения оценки состояния растительности на определённых участках, в частности вблизи мест добычи полезных ископаемых.

Исходя из вышеизложенного, цель данной работы заключается в разработке методики автоматического картирования типов растительности вблизи территорий горных работ по спутниковым данным. Рассматриваются следующие типы растительности: кустарники и трава; хвойный, лиственный и смешанный лес. Особое внимание в исследовании уделяется определению типов лесных массивов. В основе применяемого подхода лежит использование полносвязной нейронной сети. Получаемая карта позволяет проводить предварительную оценку состояния биоценоза вблизи территории горных работ. Апробация методики проводилась на участке территории Хабаровского края.

Исходные данные

В качестве исходных данных использовались снимки территории Дальневосточного Федерального округа со спутников Sentinel-2. Рассматривались два временных периода 2019 г.: период максимальной вегетации растений и период от конца листопада до выпадения снега. Для краткости эти периоды обозначаются S и W соответственно. Их выбор обусловлен тем, что хвойный лес лучше виден на снимках в период W, в то время как остальные типы растительности лучше определяются на снимках в период S.

Также в работе использовались карты высот лесного полога GFCH (*англ.* Global Forest Canopy Height) 2019 (Potapov et al., 2021). Они позволяют оценить высоту деревьев в лесах Дальнего Востока. Карты 2019 г. на момент написания статьи являются последними из доступных.

Таблица 1. Используемые каналы снимков Sentinel-2

Канал	Диапазон спектра	Обозначение	Длина волны, нм	Разрешение, м
B02	Синий	BLUE	458–523	10
B03	Зелёный	GREEN	543–578	
B04	Красный	RED	650–680	
B08	Ближний инфракрасный	NIR	785–900	
B11	Коротковолновый инфракрасный	SWIR1	1565–1655	20
B12		SWIR2	2100–2280	

Примечание: NIR (*англ.* near infrared), SWIR (*англ.* short wave infrared).

Спутниковый снимок Sentinel-2 содержит 13 каналов значений интенсивности света в различных спектральных диапазонах, но в настоящей работе используются только 6 кана-

лов. Выбор этих каналов обусловлен тем, что они чаще встречаются на снимках других космических аппаратов. Исходя из этого, для предложенного метода картирования можно использовать снимки любых спутников, имеющих высокое или среднее пространственное разрешение, например спутников семейства Landsat. Характеристики применяемых каналов представлены в *табл. 1.*

Картирование типов растительности

Для определения типов леса на спутниковых снимках в данном исследовании применялась FCNN (*англ.* Fully Connected Neural Network). Такие сети имеют ряд преимуществ для решения рассматриваемой задачи. К ним можно отнести простоту реализации и эффективную работу с небольшими наборами данных, так как каждый нейрон в слое соединён со всеми нейронами предыдущего и следующего слоёв. Это позволяет модели лучше учитывать взаимосвязи между различными признаками.

Используемая в работе сеть FCNN включает четыре слоя. Входной и выходной слои содержат по 128 нейронов, между ними расположены два скрытых слоя по 64 нейрона каждый. В качестве функции активации применялась функция ReLU (*англ.* Rectified Linear Unit) (Agarap, 2018). В дальнейшем представленная архитектура обозначается как DVT (*англ.* Determination of Vegetation Type).

Для обучения сети DVT подготовлены карты типов растительности, построенные с помощью разработанного алгоритма, основанного на комбинации вегетационного индекса SARVI (*англ.* Soil Adjusted and Atmospherically Resistant Vegetation Index) (Haboudane, 2004) и компоненты Greenness, рассчитанной методом TCT (*англ.* Tasseled Cap Transformation) (Shi, Xu, 2019).

Показатель SARVI — это спектральный индекс, предназначенный для измерения плотности и состояния зелёной растительности по спутниковым снимкам, который обладает устойчивостью к атмосферным и почвенным искажениям. Его расчёт проводился по формуле (Haboudane et al., 2004):

$$\mathrm{SARVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \left(\mathrm{RED} - a\left(\mathrm{BLUE} - \mathrm{RED}\right)\right)}{\mathrm{NIR} + \left(\mathrm{RED} - a\left(\mathrm{BLUE} - \mathrm{RED}\right)\right) + L}\left(1 + L\right), \quad (1)$$

где L и a — коэффициенты, компенсирующие влияние отражательной способности почвы и атмосферных искажений. Их обычные значения: $L = 0{,}5$, $a = 1$.

Методика TCT — это метод обработки спутниковых данных дистанционного зондирования, который преобразует исходные спектральные каналы в компоненты, более информативные для анализа ландшафта. Выделяются три главные компоненты: Brightness, Greenness и Wetness. При этом для распознавания растительности достаточно учитывать только компоненту Greenness. Она является количественным показателем, характеризующим наличие, плотность и фотосинтетическую активность растительности с привлечением мультиспектральных данных. Данная компонента вычисляется по формуле (Shi, 2019):

$$\begin{aligned}\mathrm{Greenness} = {} & -0{,}3599\mathrm{BLUE} - 0{,}3533\mathrm{GREEN} - 0{,}4734\mathrm{RED} + \\ & + 0{,}6633\mathrm{NIR} + 0{,}0087\mathrm{SWIR1} - 0{,}2856\mathrm{SWIR2}. \end{aligned} \quad (2)$$

Блок-схема алгоритма представлена на *рис. 1.*

Для формирования обучающей выборки использовался следующий алгоритм:

1) определение растительности на спутниковых снимках с помощью вегетационного индекса SARVI, вычисляемого по формуле (1);
2) установление зоны произрастания леса по данным GFCH 2019;
3) зона растительности, которая не относится к лесу, определяется как «кустарники и травы»;
4) расчёт компоненты Greenness методом TCT по спутниковым снимкам Sentinel-2 в периоды S и W по формуле (2);

5) построение масок классов, полученных с помощью бинаризации компонент Greenness по порогу, подобранному методом Оцу;
6) определение зоны классов леса (хвойный, лиственный и смешанный) наложением полученных масок друг на друга;
7) объединение всех полученных классов в одну карту типов растительности.

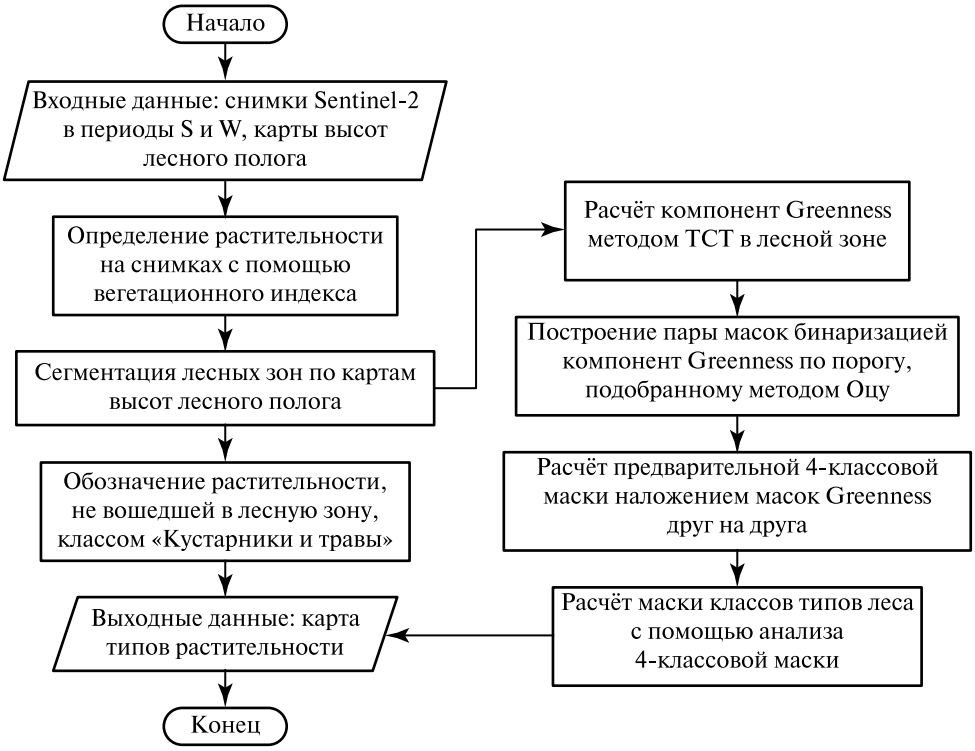


Рис. 1. Блок-схема алгоритма распознавания растительности

Стоит отметить, что алгоритм для своей корректной работы требует наличия спутниковых данных в периоды S и W с примерно равными соотношениями пикселей определяемых классов лесного массива и карты высот лесного полога на исследуемой территории. Основная проблема алгоритма заключается в жёстких требованиях к входным данным, что может вызывать сложности, так как не всегда исследуемая территория будет удовлетворять этим требованиям. В связи с этим и была обучена нейронная сеть.

Результаты

Для обучения сети DVT сформированы наборы данных, характеризующие состояние биоценоза рассматриваемой территории в периоды S и W. Размеченные данные представлены картами типов растительности, построенными приведённым ранее алгоритмом. Общая площадь территории, входящей в наборы данных, составила 13 107 км^2. Апробация модели проведена на территории площадью 2621 км^2 и не являющейся частью исходного набора данных.

На картах выделяются следующие типы растительности: кустарники и травы; хвойный, лиственный и смешанный лес. Пример карты представлен на *рис. 2*: *слева* — карта типов растительности, а *справа* — спутниковые снимки поверхности в периоды S и W.

Подготовлено 12 вариантов обучающих наборов данных. Они состоят из различных комбинаций входных данных и включают:

- спутниковые снимки в периоды S или W, или пары снимков за оба периода (SW);
- индексы SARVI, рассчитанные для каждого снимка;

- бинарные маски, построенные по картам GFCH 2019 и отображающие наличие леса на снимках.

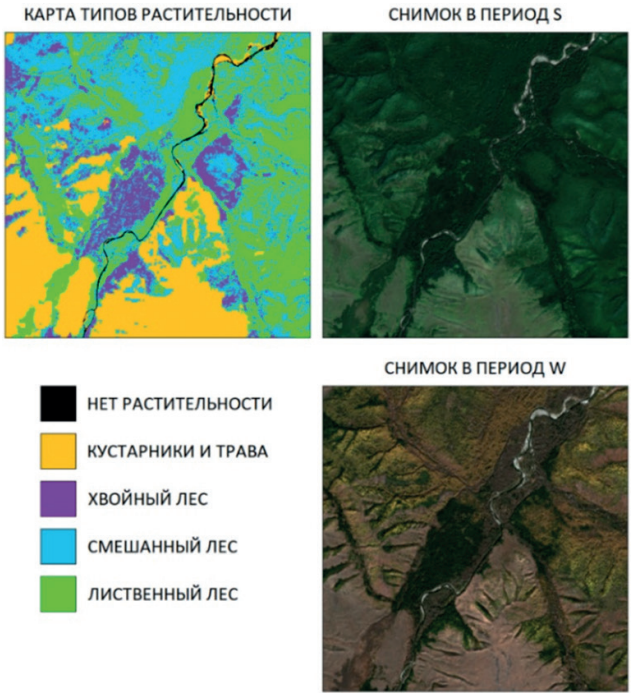


Рис. 2. Карта типов растительности и снимки поверхности в периоды S и W

Каждой обученной сети присваивалось имя по следующему шаблону:
*Период*_*Данные*_*Маска*.
Здесь:
Период — S, W или SW;
Данные — Sent (только снимки со спутников Sentinel-2) или All (Sent и вегетационный индекс SARVI);
Маска — Fst (если используется маска наличия леса, иначе метки нет).
Нейронные сети, обученные на данных, содержащих снимки в периоды S, W и SW, будем называть моделями S, W и SW соответственно.

Таблица 2. Оценки точности работы моделей DVT

Модель	mIoU	AUROC	F1-score	Accuracy	Precision	Recall
S_Sent	0,5365	0,8123	0,5264	0,5524	0,6140	0,5243
S_All	0,5222	0,8022	0,5130	0,5513	0,5922	0,5223
S_Sent_Fst	0,7039	0,8533	0,7037	0,7100	0,7584	0,7074
S_All_Fst	0,7092	0,8609	0,7190	0,7376	0,7477	0,7350
W_Sent	0,5650	0,8354	0,5450	0,5906	0,6082	0,5674
W_All	0,5572	0,8358	0,5307	0,5838	0,6065	0,5612
W_Sent_Fst	0,6779	0,8545	0,6710	0,7150	0,7277	0,7104
W_All_Fst	0,6870	0,8560	0,6871	0,7147	0,7323	0,7095
SW_Sent	0,7624	0,9179	0,7552	0,7773	0,8011	0,7539
SW_All	0,7750	0,9166	0,7598	0,7848	0,7966	0,7574
SW_Sent_Fst	0,8603	0,9308	0,8785	0,8919	0,9045	0,8888
SW_All_Fst	0,8826	0,9341	0,8965	0,9054	0,9199	0,9010

В итоге были обучены 12 моделей DVT. В *табл. 2* представлены результаты сравнения карт, полученных этими моделями, с эталонными по метрикам: mIoU, AUROC, F1-score, Accuracy, Precision, Recall (Maxwell et al., 2021).

Из *табл. 2* видно, что лучшие результаты показали модели SW. Однако в случаях, когда доступен снимок только для одного временного периода, можно использовать соответствующие ему модели S или W. Также, исходя из представленных в *табл. 2* результатов, можно сделать вывод, что вне зависимости от рассматриваемых временных периодов, более высокие результаты демонстрируют модели, при обучении которых применялись наборы данных, содержащие вегетационные индексы SARVI и маски наличия леса по картам GFCH 2019. При этом наибольшее влияние на повышение точности классификации оказали маски наличия леса. В свою очередь, добавление вегетационных индексов повысило точность классификации незначительно.

На *рис. 3* представлены примеры работы моделей DVT, показавших лучшие результаты для всех временных периодов.

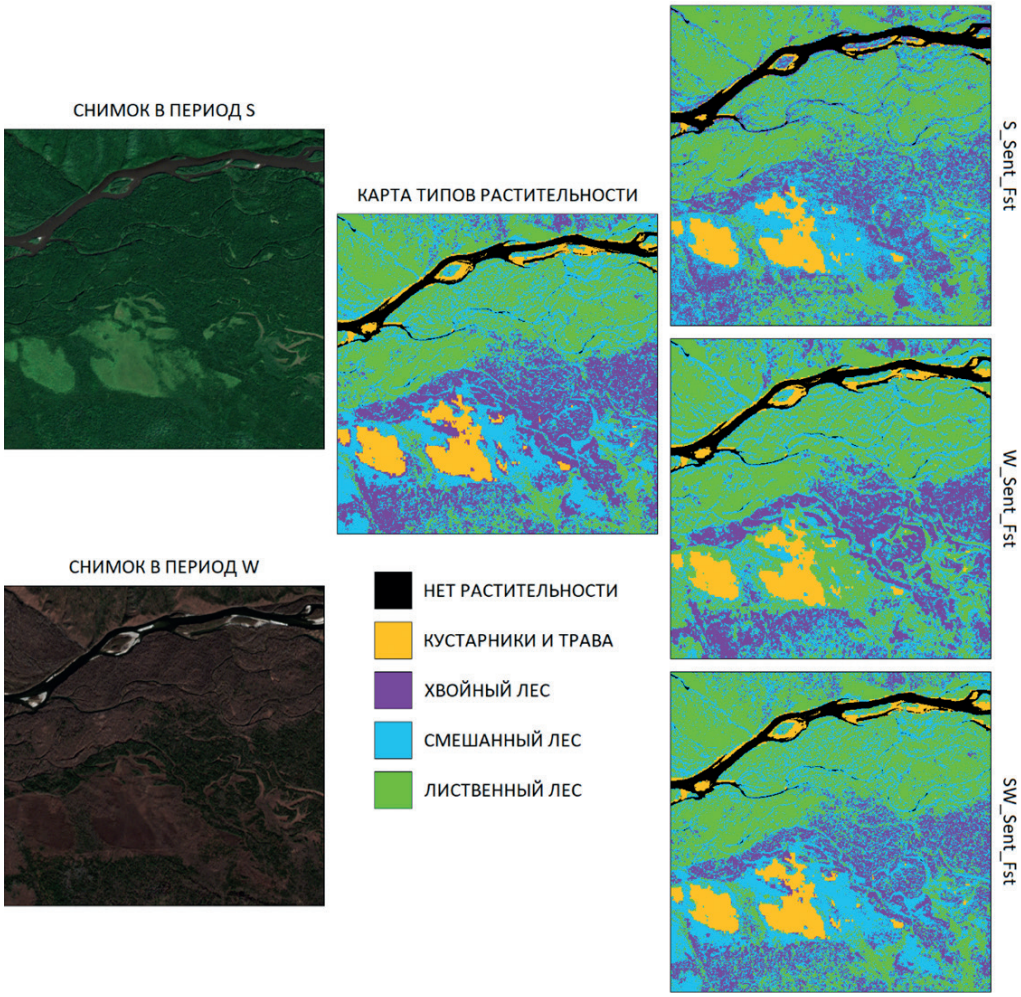


Рис. 3. Снимки в периоды S, W (*слева*) и исходная карта типов растительности (*посередине*); результаты работы моделей DVT (*справа*)

Выводы

В работе проведено сравнение 12 моделей полносвязной нейронной сети DVT для картирования типов растительности по спутниковым снимкам территории Хабаровского края Российской Федерации. Для обучения каждой из них подготовлены наборы данных, состо-

ящие из снимков со спутников в периоды максимальной вегетации растений или от конца листопада до выпадения снега, или содержащие пары снимков из обоих этих периодов. В качестве дополнительных каналов использовались вегетационные индексы SARVI и маски наличия леса, построенные по картам GFCH 2019.

Лучшие результаты показала модель, обученная на наборе данных, содержащем спутниковые снимки из обоих временных периодов и два упомянутых выше дополнительных канала. Если доступна только часть данных, карту типов растительности можно построить и с помощью модели, соответствующей имеющимся данным, но с меньшей точностью.

Получаемая карта типов растительности позволяет проводить предварительную оценку состояния биоценоза, что актуально для экологического мониторинга.

Результаты исследований, связанные с разработкой архитектуры и обучением полносвязной нейронной сети DVT, получены за счёт средств гранта Российского научного фонда (проект № 24-11-20029). Работа над остальной частью статьи выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России для Хабаровского федерального исследовательского центра ДВО РАН (номер госрегистрации темы 122012100026-1).

Литература

1. *Белова Е. И.*, *Ершов Д. В.* Исследование возможности оценки возобновления лесной растительности после сплошных рубок по спутниковым данным Landsat (на примере Брянского Полесья) // Вопросы лесной науки. 2019. Т. 2. № 4. 20 с. DOI: 10.31509/2658-607x-2019-2-4-1-20.
2. *Жучков Д. В.*, *Фетисов Д. М.* Оценка современного состояния растительного покрова г. Облучье по мультиспектральным данным // Регион. проблемы. 2024. Т. 27. № 1. С. 112–124. DOI: 10.31433/2618-9593-2024-27-1-112-124.
3. *Кашницкий А. В.*, *Балашов И. В.*, *Толпин В. А.*, *Барталев С. А.* Инструменты сервиса Вега-Science для уточнения карт растительного покрова с использованием спутниковой информации различного пространственного разрешения // Материалы 14-й Всероссийской открытой конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: ИКИ РАН, 2016. С. 83.
4. *Ковалёв А. В.* Использование спутниковых данных для оценки состояния растительности на территории нефтедобычи Западной Сибири // Проблемы геологии и освоения недр: тр. 20-го Международ. симп. имени академика М. А. Усова студентов и молодых ученых, посвященного 120-летию со дня основания Томского политехн. ун-та: сб. ст. 2016. Т. 2. С. 155–157.
5. *Султанова Р. Р.*, *Байтурина Р. Р.*, *Диарова С. В.* Оценка трансформации лесов Южного Урала по разновременным космическим снимкам // Изв. высш. учеб. заведений. Лесной журнал. 2025. № 2. С. 51–62. DOI: 10.37482/0536-1036-2025-2-51-62.
6. *Agarap A. F.* Deep learning using Rectified Linear Units (ReLU) // https://arxiv.org/. arXiv:1803.08375. 2018. 7 p. DOI: 10.48550/arXiv.1803.08375.
7. *Dedeoğlu M.*, *Başayiğit L.*, *Yüksel M.*, *Kaya F.* Assessment of the vegetation indices on Sentinel-2A images for predicting the soil productivity potential in Bursa, Turkey // Environmental Monitoring and Assessment. 2020. V. 192. Iss. 1. Article 16. DOI: 10.1007/s10661-019-7989-8.
8. *Elhag M.*, *Boteva S.*, *Al-Amri N.* Forest cover assessment using remote-sensing techniques in Crete Island, Greece // Open Geosciences. 2021. V. 13. Iss. 1. P. 345–358. DOI: 10.1515/geo-2020-0235.
9. *Haboudane D.*, *Miller J. R.*, *Pattey E. et al.* Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture // Remote Sensing of Environment. 2004. V. 90. Iss. 3. P. 337–352. DOI: 10.1016/j.rse.2003.12.013.
10. *Jiang R.*, *Liang J.*, *Zhao Y. et al.* Assessment of vegetation growth and drought conditions using satellite-based vegetation health indices in Jing-Jin-Ji region of China // Scientific Reports. 2021. V. 11. Article 13775. DOI: 10.1038/s41598-021-93328-z.
11. *Kayet N.*, *Pathak K.*, *Singh C. P. et al.* Vegetation health conditions assessment and mapping using AVIRIS-NG hyperspectral and field spectroscopy data for-environmental impact assessment in coal mining sites // Ecotoxicology and Environmental Safety. 2022. V. 239. Article 113650. DOI: 10.1016/j.ecoenv.2022.113650.
12. *Maxwell A. E.*, *Warner T. A.*, *Guillén L. A.* Accuracy assessment in convolutional neural network-based deep learning remote sensing studies — Part 1: Literature review // Remote Sensing. 2021. V. 13. Iss. 13. Article 2450. DOI: 10.3390/rs13132450.

13. *Potapov P.*, *Li X.*, *Hernandez-Serna A. et al.* Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data // Remote Sensing of Environment. 2021. V. 253. Article 112165. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112165.
14. *Shi T.*, *Xu H.* Derivation of tasseled cap transformation coefficients for Sentinel-2 MSI at-sensor reflectance data // IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2019. V. 12. Iss. 10. P. 4038–4048. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2938388.
15. *Suárez-Fernández G.E.*, *Martínez-Sánchez J.*, *Arias P.* Assessment of vegetation indices for mapping burned areas using a deep learning method and a comprehensive forest fire dataset from Landsat collection // Advances in Space Research. 2025. V. 75. Iss. 2. P. 1665–1685. DOI: 10.1016/j.asr.2024.12.001.
16. *Varouchakis E.A.*, *Komnitsas K.*, *Galetakis M.* Spatiotemporal analysis of vegetation health and moisture dynamics in rehabilitated mining quarries using satellite imagery // Environmental Processes. 2025. V. 12. Iss. 3. Article 45. DOI: 10.1007/s40710-025-00781-3.

Automatic mapping of vegetation types using remote sensing data for mining areas

S. A. Orlov, K. S. Tsygulev, R. A. Sekrieru, A. A. Avershin, T. V. Kozhevnikova, S. I. Smagin

Computing Center FEB RAS, Khabarovsk 680000, Russia
E-mail: ktvsl@mail.ru

This paper presents the results of research aimed at automating the process of vegetation type mapping for environmental monitoring of mining areas in the Russian Far East using multispectral satellite imagery. The following vegetation types are identified: shrubs and grasses; coniferous, deciduous, and mixed forests. The input data include Sentinel-2 satellite images acquired during peak vegetation and during the period from the end of leaf fall to the onset of snow cover, as well as Global Forest Canopy Height 2019 canopy height maps. The methodology employs a fully connected neural network trained on specially prepared datasets generated using a developed vegetation type recognition algorithm. In total, 12 dataset variants were created containing different combinations of input data, including satellite imagery, calculated vegetation indices, and forest presence masks derived from canopy height maps. The vegetation type map produced by the neural network enables a preliminary assessment of biocenosis conditions based on satellite imagery, which is highly relevant for environmental monitoring of mining territories.

Keywords: satellite, data, neural network, machine learning, mapping, type of vegetation

Accepted: 17.06.2026
DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-5-273-281

References

1. Belova E. I., Ershov D. V., Using Landsat time series for assessing reforestation on clear cuts in Bryansk region, *Forest Science Issues*, 2019, V. 2, No. 4, 20 p. (in Russian), DOI: 10.31509/2658-607x-2019-2-4-1-20.
2. Zhuchkov D. V., Fetisov D. M., Assesment of the vegetation cover modern state at Obluchye by using multispectral data, *Regional Problems*, 2024, V. 27, No. 1, pp. 112–124 (in Russian), DOI: 10.31433/2618-9593-2024-27-1-112-124.
3. Kashnitskii A. V., Balashov I. V., Tolpin V. A., Bartalev S. A., Vega-Science tools for refining vegetation cover maps using satellite data of varying spatial resolution, *Materialy 14-i Vserossiiskoi otkrytoi konferentsii "Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa"* (Proc. 14th All-Russia Open Conf. "Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space"), Moscow: IKI RAS, 2016, p. 83 (in Russian).

4. Kovalev A.V., The use of satellite data to assess vegetation conditions in the oil-producing regions of Western Siberia, *Problemy geologii i osvoeniya nedr: trudy 20-go Mezhdunarodnogo simpoziuma imeni akademika M.A. Usova studentov i molodykh uchenykh*, *posvyashchennogo 120-letiyu so dnya osnovaniya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta: sbornik statei* (Issues in Geology and Subsurface Development: Proc. 20th Intern. Symp. named after Academician M.A. Usov for Students and Young Scientists, dedicated to the 120th anniversary of the founding of Tomsk Polytechnic University), 2016, V. 2, pp. 155–157 (in Russian).
5. Sultanova R.R., Baiturina R.R., Diarova S.V., Assessment of forest changes in the Southern Urals based on satellite imagery from different time periods, *Russian Forestry J.*, 2025, No. 2, pp. 51–62 (in Russian), DOI: 10.37482/0536-1036-2025-2-51-62.
6. Agarap A.F., Deep learning using Rectified Linear Units (ReLU), *https://arxiv.org/*, arXiv:1803.08375, 2018, 7 p., DOI: 10.48550/arXiv.1803.08375.
7. Dedeoğlu M., Başayiğit L., Yüksel M., Kaya F., Assessment of the vegetation indices on Sentinel-2A images for predicting the soil productivity potential in Bursa, Turkey, *Environmental Monitoring and Assessment*, 2020, V. 192, Iss. 1, Article 16, DOI: 10.1007/s10661-019-7989-8.
8. Elhag M., Boteva S., Al-Amri N., Forest cover assessment using remote-sensing techniques in Crete Island, Greece, *Open Geosciences*, 2021, V. 13, Iss. 1, pp. 345–358, DOI: 10.1515/geo-2020-0235.
9. Haboudane D., Miller J.R., Pattey E. et al., Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture, *Remote Sensing of Environment*, 2004, V. 90, Iss. 3, pp. 337–352, DOI: 10.1016/j.rse.2003.12.013.
10. Jiang R., Liang J., Zhao Y. et al., Assessment of vegetation growth and drought conditions using satellite-based vegetation health indices in Jing-Jin-Ji region of China, *Scientific Reports*, 2021, V. 11, Article 13775, DOI: 10.1038/s41598-021-93328-z.
11. Kayet N., Pathak K., Singh C.P. et al., Vegetation health conditions assessment and mapping using AVIRIS-NG hyperspectral and field spectroscopy data for-environmental impact assessment in coal mining sites, *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2022, V. 239, Article 113650, DOI: 10.1016/j.ecoenv.2022.113650.
12. Maxwell A.E., Warner T.A., Guillén L.A., Accuracy assessment in convolutional neural network-based deep learning remote sensing studies — Part 1: Literature review, *Remote Sensing*, 2021, V. 13, Iss. 13, Article 2450, DOI: 10.3390/rs13132450.
13. Potapov P., Li X., Hernandez-Serna A. et al., Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data, *Remote Sensing of Environment*, 2021, V. 253, Article 112165, DOI: 10.1016/j.rse.2020.112165.
14. Shi T., Xu H., Derivation of tasseled cap transformation coefficients for Sentinel-2 MSI at-sensor reflectance data, *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, V. 12, Iss. 10, pp. 4038–4048, DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2938388.
15. Suárez-Fernández G.E., Martínez-Sánchez J., Arias P., Assessment of vegetation indices for mapping burned areas using a deep learning method and a comprehensive forest fire dataset from Landsat collection, *Advances in Space Research*, 2025, V. 75, Iss. 2, pp. 1665–1685, DOI: 10.1016/j.asr.2024.12.001.
16. Varouchakis E.A., Komnitsas K., Galetakis M., Spatiotemporal analysis of vegetation health and moisture dynamics in rehabilitated mining quarries using satellite imagery, *Environmental Processes*, 2025, V. 12, Iss. 3, Article 45, DOI: 10.1007/s40710-025-00781-3.