

Использование сверточных нейронных сетей для целей инвентаризации овражных форм рельефа (на примере лесостепи Калачской возвышенности)

А. С. Горбунов , Н. А. Корецкий

Воронежский государственный университет, Российская Федерация
(394018, г. Воронеж, Университетская пл., 1)

Аннотация. Цель – разработка алгоритма выявления овражных форм рельефа по космическим снимкам высокого разрешения с использованием сверточных нейронных сетей.

Материалы и методы. Для инвентаризации оврагов использовались открытые данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), находящиеся в общем доступе. В качестве территории исследования выбран один из наиболее заовраженных районов Центрального Черноземья – лесостепь Калачской возвышенности. Для выполнения задачи выделения оврагов использовалась нейронная сеть Mask R-CNN, с опорной архитектурой ResNet-34 представляющая собой развитие более ранних технологий Single-Short Detector, U-net и Faster R-CNN.

Результаты и обсуждение. Объем обучающей выборки включал 2400 объектов, точность выделения оврагов по метрике «Mean Intersection over Union» превысила 90 %. Всего в пределах исследуемой территории нейросеть распознала 8977 овражных форм рельефа, что позволило создать карты густоты овражного расчленения. Анализ созданных карт показал, что овраги неравномерно распределены по территории исследования, наибольшей заовраженностью отличается юго-восток района, где средние значения густоты овражного расчленения превосходят 1,5 км на км², при максимальных значениях более 5 км на км², что значительно выше данных отмеченных на аналогичных картах, ранее созданных на исследуемую территорию.

Выводы. Разработанный авторами алгоритм распознавания овражных форм рельефа, позволяет с высокой точностью выделить по космическим снимкам объекты со сложной геометрической формой. Он также может быть использован для аналогичных исследований других территорий лесостепной и степной зон.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, овраг, овражная эрозия, Mask-R-CNN, Калачская возвышенность, Воронежская область.

Источник финансирования: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-27-20122, <https://rscf.ru/project/24-27-20122/>.

Для цитирования: Горбунов А. С., Корецкий Н. А. Использование сверточных нейронных сетей для целей инвентаризации овражных форм рельефа (на примере лесостепи Калачской возвышенности) // *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: География. Геоэкология*, 2026, № 1, с. 13-21. DOI: <https://doi.org/10.17308/geo/1609-0683/2026/1/13-21>

ВВЕДЕНИЕ

Автоматическое картографирование географических объектов является одной из ключевых задач при обработке данных дистанционного зондирования Земли. Наиболее эффективно она может быть выполнена посредством семантической сегментации изображений глубокими свёрточными нейронными сетями (СНС) (от англ. Convolutional neural network, CNN). Этот метод дешифрирования является относительно новым и с технической точки зрения представляется довольно сложным для реализации, но тем не менее, его высокая результативность обуславливает все более частое применение в научно-практических исследованиях [1, 4, 9, 10, 11, 15].

В числе основных сложностей использования сверточных нейронных сетей для целей дешифрирования ДЗЗ выступают: 1) необходимость создания большого

количества векторных объектов в качестве обучающих выборок (в нашем случае 3000 объектов); 2) многоступенчатый процесс настройки алгоритма; 3) длительность обучения, требующая высоких вычислительных мощностей оборудования.

Преимуществами метода являются: 1) возможность автоматизации процесса выделения объектов на значительной по площади территории; 2) хорошая точность выделения границ объектов, в том числе со сложной геометрической формой (именно к таким относятся овражные формы рельефа); 3) высокая скорость выявления искомым объектов на больших изображениях. Последние исследования показывают, что хорошо обученные сверточные нейронные сети способны сегментировать и классифицировать объекты на уровне человека [12, 13].

На данный момент существует множество архитектур СНС, хорошо зарекомендовавших себя на прак-



тике. Все они основаны на общей идее чередовании сверточных слоёв, извлекающих признаки искомым объектов (цвет, конфигурация, текстура и т.д.) и субдискретизирующих слоёв, уменьшающих размерность карт признаков. Отличия заключаются в производительности, адаптации СНС к «шуму», объёму данных, требуемому для обучения и др.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Свёрточные нейронные сети для целей дешифрирования ДДЗ удачно реализованы в программном обеспечении ArcGIS Pro (в данном случае нами использовалась версия 3.0.1, включающая все необходимые уровни лицензии). Дополнительно был установлен пакет библиотек глубокого обучения с готовыми наборами инструментов (TensorFlow, Keras, PyTorch и др.). Для оценки точности работы алгоритмов обучения применялся язык программирования Python 3.12 и библиотеки с открытым исходным кодом: Scikit-learn, Numpy, Matplotlib.

Разметка данных, для формирования обучающих выборок (ручная векторизация оврагов) производилась в открытом программном обеспечении QGIS версии 3.34.3. Исходными материалами выступали спутниковые снимки высокого разрешения находящиеся в открытом доступе, которые дают хорошие возможности для дешифрирования оврагов и промоин длиной более 30 м.

При выполнении задач автоматической инвентаризации овражных геосистем использовалась архитектура нейронной сети Mask R-CNN (Mask Region-based Convolutional neural network), разработанная в 2017 г. компанией Facebook AI Research, которая представляет собой объединение и развитие более ранних технологий SSD (Single-Short Detector), U-net и Faster R-CNN (Faster Region-based Convolutional neural network) [14, 16]. Этот алгоритм позволяет выполнить одновременно несколько задач, которые в прошлом решались отдельно разными нейронными сетями. В их числе обнаружение искомым объектов на изображении и создание вокруг них ограничивающих прямоугольных рамок (функция Object detection), классификация объектов, с целью выделения однотипных групп (оврагов, лесополос, водоемов и т.д.) (функция Semantic segmentation) и выявление пикселей, принадлежащих каждому объекту отдельно из выделенных групп (выявление границ дешифрируемых объектов) (функция Instance segmentation). Наряду с этим в Mask R-CNN по сравнению с нейросетями предыдущего поколения реализованы более современные технологии обнаружения объектов, особенно небольших (алгоритм ROI Align) и возможности поиска на разномасштабных снимках (алгоритм Feature Pyramid Network (FPN)) [17].

Определенным минусом работы нейронной сети Mask R-CNN является, то, что она создает слишком плавные контуры выделенных объектов, которые в случае высокой расчлененности границ, как у овражных геосистем, могут быть неточными. Для решения этой проблемы дополнительно использовался модуль сегментации Point-based Rendering (PointRend), кото-

рый на выходе сохранял сложные геометрии овражных контуров [18].

Общий алгоритм обучения модели Mask R-CNN классический и не отличается от аналогичных работ с другими нейронными сетями. Традиционно он включает в себя несколько этапов.

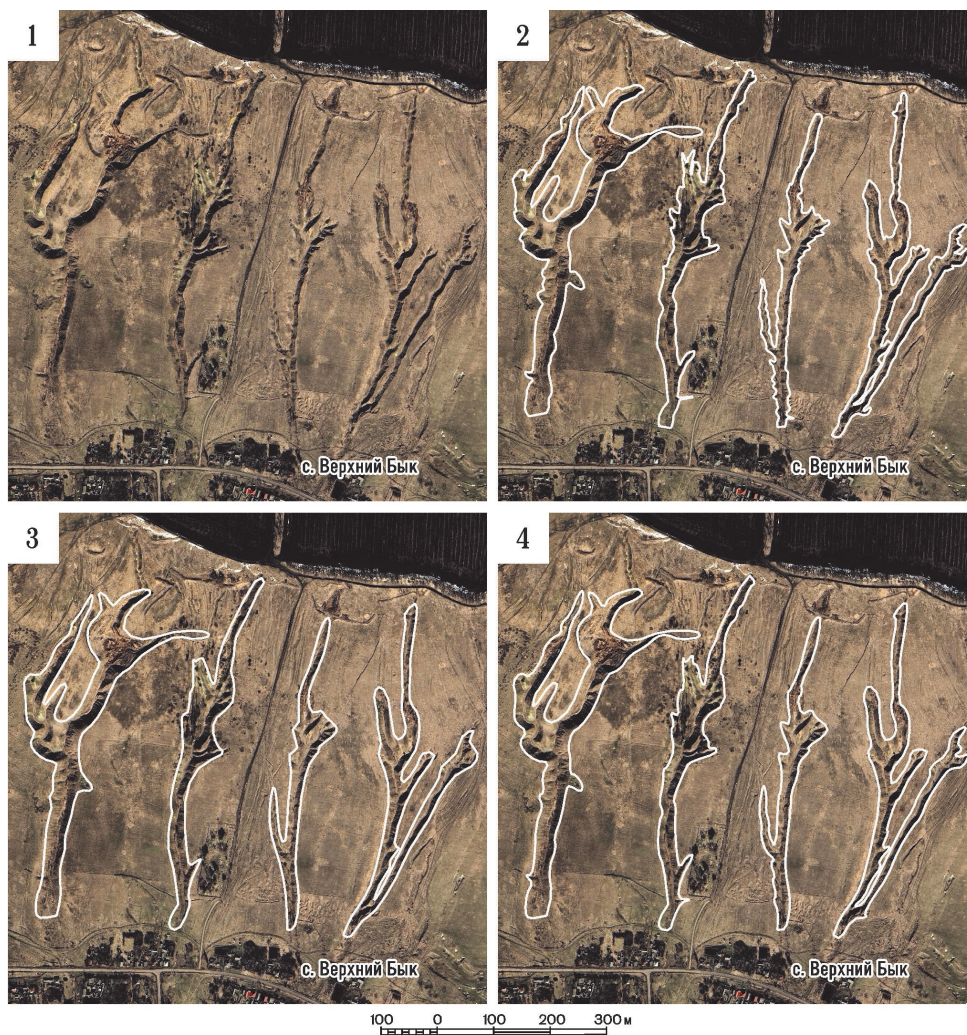
Первый этап предусматривал подготовку базы данных овражных геосистем и промоин, полученных на основе визуального дешифрирования космических снимков высокого разрешения. Проверка корректности выделенных объектов проводилась путем сравнения их с аналогичными формами, отмеченными на схемах территориального планирования муниципальных районов. Минимальный размер выделяемого оврага составлял 30 м в длину. Обучающая выборка включала в себя овраги разной формы (линейные, древовидные, пальчато-расчлененные и др.), степени задернованности и освещенности. При составлении базы овражных геосистем объектам присваивалась метка класса в таблице атрибутов (код 1 – овраг).

В ходе проведения исследования стало ясно, что алгоритм Mask R-CNN имеет определенную долю ложных срабатываний на линейных объектах, сильно контрастирующих по цвету и текстуре с окружающими ландшафтами, в частности, на лесополосах. Для улучшения его работы было принято решение добавить к набору обучающих данных лесные полосы (код 2).

Часть созданных векторных данных (80 %) была отнесена к обучающей выборке, к тестовой и валидационной, оставшиеся 20 %. Таким образом, в первую группу попало 2400 объектов, во вторую – 600.

На **втором этапе** работ проводилась специальная подготовка растровых данных, которые требовалось перевести в формат «плиток» с одинаковым размером и файлом-аннотацией, включающем информацию о классах объектов, присутствующих на изображениях. Это является необходимым условием для дальнейшего обучения алгоритма Mask R-CNN. В ArcGIS Pro данная процедура автоматизирована и реализована посредством инструмента «Экспорт обучающих данных для глубокого обучения». В качестве формата выходных данных были указаны маски R-CNN.

На **третьем этапе** осуществлялся выбор опорной архитектуры для Mask R-CNN (модели, извлекающей признаки оврагов на снимках) и обучение нейронной сети посредством инструмента ArcGis Pro «Тренировать модель глубокого обучения». В качестве опорной архитектуры, была выбрана хорошо зарекомендовавшая себя в распознавании изображений ResNet-34 (Residual neural network, 34 слоя), обеспечивающая оптимальный баланс между качеством извлекаемых признаков и скоростью вычислений. Здесь же происходило добавление в Mask R-CNN улучшающих распознавание оврагов технологий FPN и PointRend (рис. 1). Дополнительно включались опции поворота и масштабирования масок, для обеспечения большего разнообразия данных.



Условные обозначения: 1 – исходный снимок; 2 – визуальное дешифрирование и ручная векторизация; 3 – модель Mask R-CNN; 4 – модель Mask R-CNN, с технологиями FPN и PointRender

Рис. 1. Контуры овражных форм рельефа, выделенные разными способами
[Fig. 1. Contours of gully relief forms, highlighted in various methods]

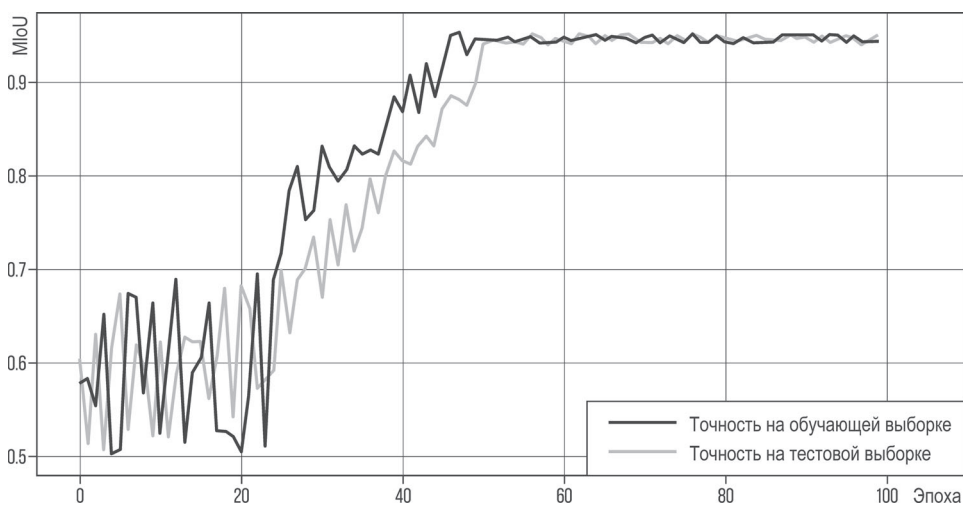


Рис. 2. График изменения метрики точности MioU распознавания оврагов в ходе процесса обучения модели
[Fig. 2. Graph of MioU accuracy metric change in gully recognition in the process of learning the model]

На **четвертом этапе** созданную модель распознавания оврагов, требовалось проверить на точность. Для решения этой задачи использовалась метрика MIOU (Mean Intersection over Union), которая сравнивает предсказанный моделью контур оврага с реальным, выделенным в процессе ручной векторизации. На рисунке 2 заметно, что процесс обучения модели остановился на 50 эпохе и точность по индексу MIOU достигла значения в 95 %, после чего качество обучения нейронной сети не улучшалось.

Заключительный, **пятый этап** работ предусматривал применение полученной модели Mask R-CNN к новому набору растровых данных. Для этого использовался инструмент «Выявить объекты при помощи глубокого обучения». В итоговую карту включались только те контуры, для которых нейронная сеть считала выдел оврагом с уверенностью не менее 80 %. Оценка точности по валидационной выборке показала довольно высокие результаты.

По метрике **Accuracy**, показывающей отношение верных срабатываний модели (правильно выделенных оврагов, лесополос) к общему количеству испытаний – 0,93. По метрике **Precision**, демонстрирующей точность выделения объектов внутри конкретного класса (отношение правильно выделенных оврагов к общему количеству выделенных оврагов /с учетом выделенных неверно/) – 0,89. По метрике **Recall**, показывающей полноту выделения оврагов (отношение правильно выделенных оврагов, к суммарному количеству оврагов на исследуемой территории /в том числе не выделенных/) – 0,92. По метрике **F1-score**, объединяющей показатели Precision и Recall – 0,90.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

В качестве территории для апробирования методики выделения овражных форм рельефа была выбрана восточная окраина Среднерусской возвышенности в границах лесостепной природной зоны. В физико-географическом отношении она соответствует Калачскому овражно-балочному южно-лесостепному району [7]. Это одна из наиболее заовраженных территорий Центрального Черноземья (рис. 3). Густота овражного расчленения здесь достигает 5,2 км на км² [8]. В геоморфологическом отношении район представляет собой возвышенную эрозионно-денудационную густо расчлененную долино-балочную сеть пластово-ярусную возвышенность. Его геологическую основу образуют верхнемеловые мело-мергельные породы, палеогеновые глины с прослоями песчаников, четвертичная морена и покровные лессовидные суглинки. Меловые и палеогеновые отложения по склонам долино-балочной сети повсеместно выходят на поверхность. В тектоническом строении четко обособляются две крупные структуры – Павловско-Мамонский прогиб на западе территории и Калачское поднятие на востоке. Они в свою очередь осложнены целым рядом поднятий и прогибов 3-го и более высоких порядков. В почвенном покрове доминируют обыкновенные черноземы, в сочетании типичными и остаточно-карбонатными, серыми, дерново-лесными и аллювиально-зернистыми почвами. Современный растительный покров представлен агрофитоценозами на водоразделах, пелитовыми разнотравно-ковыльными и кальцефильными степями на склонах, разнотравно-злаковыми лугами в поймах. В районе сохранились несколько крупных водораздельных дубрав (Шипов лес, Третьяк, Закалач) [2, 6].



Рис. 3. Географическое положение лесостепи Калачской возвышенности
 [Fig. 3. Geographical location of the forest-steppe of the Kalach Upland]

Интенсивному развитию эрозионных процессов в районе способствуют: 1) значительный для равнинных территорий перепад высот (до 125 м); 2) преобладание на поверхности легкоразмываемых лессовидных суглинков; 3) активные тектонические движение (поднятия до 4 мм в год); 4) ливневый характер осадков в летнее время и интенсивное снеготаяние весной; 5) высокая распаханность [5].

Всего в пределах лесостепи Калачской возвышенности было выделено 8977 овражных форм рельефа, общей площадью 85,6 км² и протяженностью 3130 км. Площадная пораженность территории оврагами составляет 0,89 %, средняя густота овражного расчленения – 0,318 км на км², плотность оврагов 0,97 форм

на км². По методике Е.Ф. Зориной Калачскую лесостепь следует отнести к умеренно опасной территории для развития овражной эрозии [3]. Для анализа распространения оврагов на исследуемой территории были составлены карты густоты овражного расчленения, созданные способом сеточного картографирования, с размером ячейки 1 на 1 км (рис. 4) и изолинейным способом (рис. 5).

Анализ карт показал, что овраги неравномерно распределены на исследуемой территории. Основная их часть сосредоточена на юго-востоке региона, где образует единый крупный ареал, приуроченный к Журавкинскому неотектоническому поднятию 3-го порядка. В его пределах выделяется несколько крупных ядер

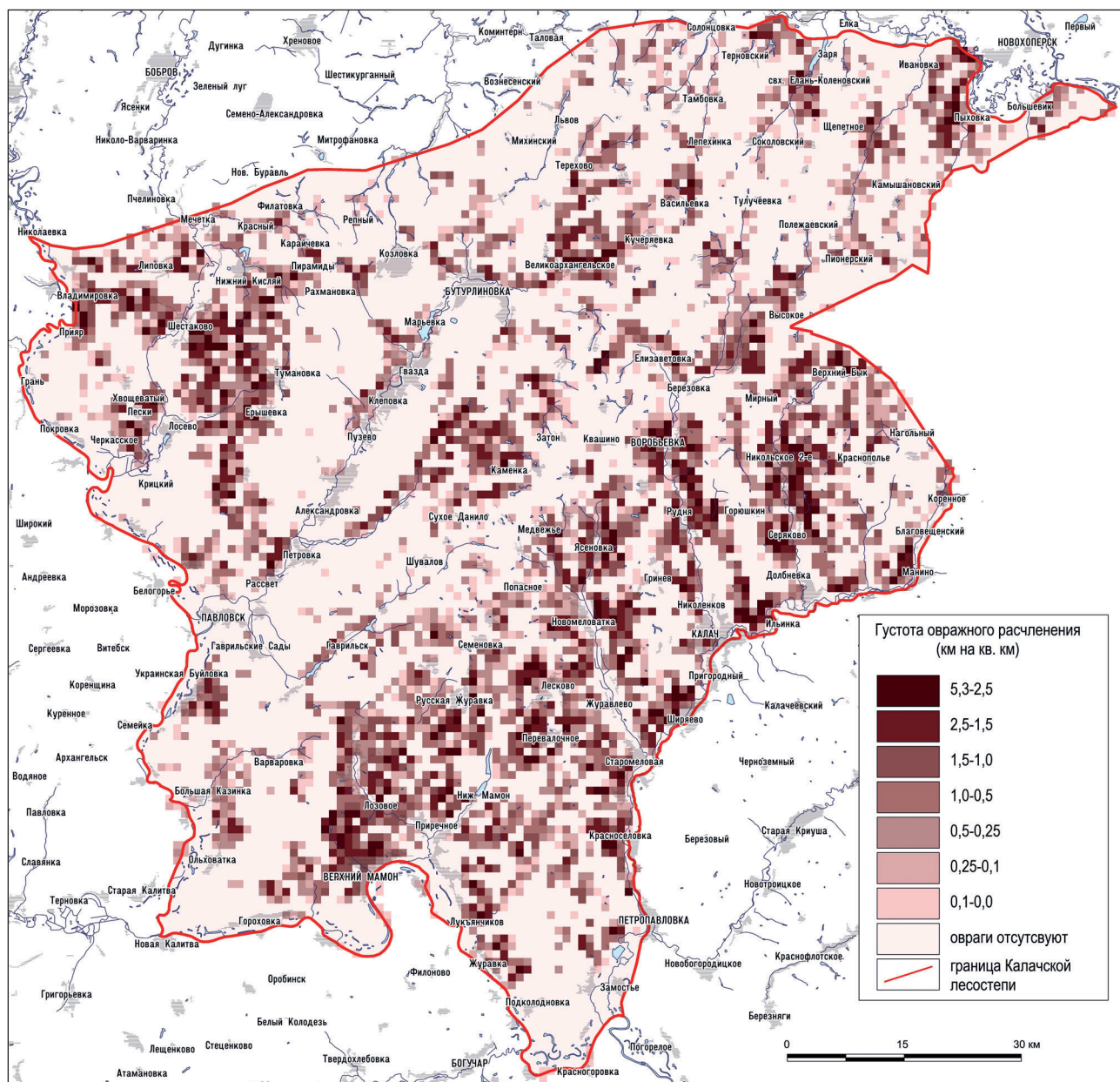


Рис. 4. Карта густоты овражного расчленения лесостепи Калачской возвышенности, построенная способом сеточного картографирования

[Fig. 4. Map of gully dissection density in the forest-steppe zone of the Kalach Upland, constructed using grid mapping]

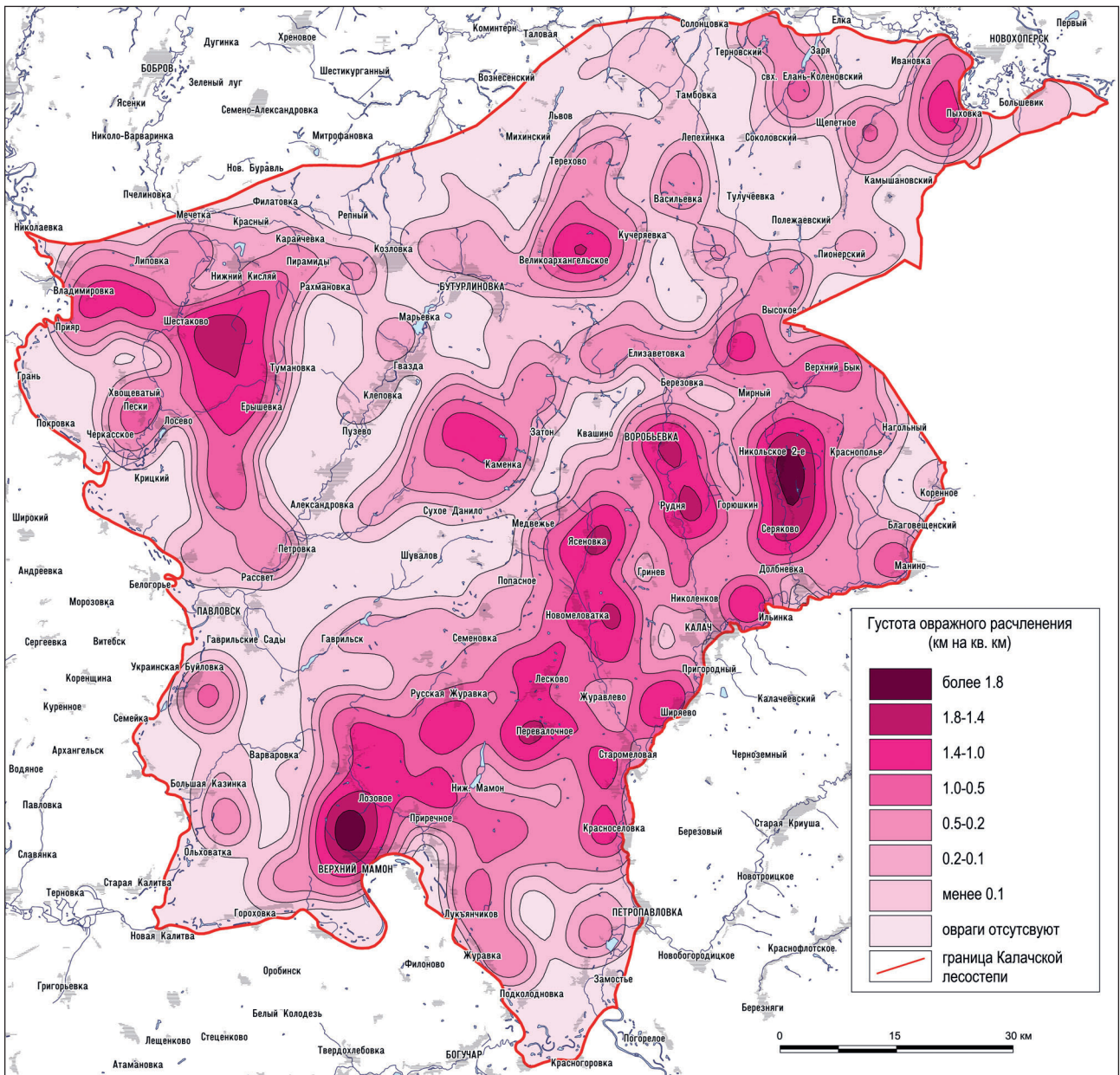


Рис. 5. Карта густоты овражного расчленения лесостепи Калачской возвышенности, построенная изолинейным способом

[Fig. 5. Map of gully dissection density in the forest-steppe zone of the Kalach Upland, constructed using the isoline method]

концентрации оврагов: Верхнемамонское, Грушевское, Новомеловатское, Воробьевско-Руднянское, Никольское и др. Густота овражного расчленения здесь достигает максимальных 5,25 км на км², при средних показателях более 1,5 км на км². Интересно, что локальные тектонические структуры 4-го и 5-го порядков не коррелируют с районами развития овражной эрозии.

На севере региона ядра концентрации оврагов изолированы друг от друга, и чередуются с неовражными территориями. Здесь выделяется четыре крупных ядра концентрации оврагов – Шестаковское, Каменское, Великоархангельское и Пыховское. Максимальные значения густоты овражного расчленения отмечаются

в Шестаковском ядре и достигают 4,5 км на км², средние значения составляют 0,9-1 км на км². Поверхности донских террас, молодые долины рек Осереды и Данило, территория Шипова леса характеризуются отсутствием овражных форм рельефа.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование показало хорошие возможности сверточных нейронных сетей для идентификации сложных геометрических объектов – овражных форм рельефа. Точность выделения оврагов по индексу MToU превысила 90 %. Для решения задач автоматической инвентаризации оврагов была использована нейронная сеть Mask R-CNN, с опорной архи-

тектурой ResNet-34, технологиями FPN и PointRend, улучшающими распознавание объектов. В пределах лесостепи Калачской возвышенности нейронная сеть распознала 8977 овражных форм рельефа общей площадью 85,6 км² и протяженностью 3130 км. Средняя густота овражного расчленения составляет 0,318 км на км², при максимальном значении 5,25 км на км². Овраги неравномерно распределены по территории исследования, наибольшей заовраженностью отличается юго-восток района, где средние значения густоты овражного расчленения превосходят 1,5 км на км². Это связано со значительным локальным перепадом высот (до 125 м), преобладанием в структуре ландшафтов склонового типа местности (более 50 % территории), воздействием активного Журавкинского неотектонического поднятия, высокой распаханностью территории. Анализ созданных карт густоты овражного расчленения выявил факт отсутствия связи степени развития овражной эрозии с неотектоническими структурами (поднятиями) 4-го и 5-го порядков. Проведенное исследование позволяет уточнить созданные ранее на эту территорию карты густоты овражного расчленения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Багаев С. М., Медведева Е. В. Экспериментальная оценка точности мультимасштабной сегментации объектов на спутниковых снимках на основе модифицированной сверточной нейронной сети U-net // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2021, т. 18, № 6, с. 35-45.
2. Бевз В. Н., Горбунов А. С., Быковская О. П. Структурно-функциональное зонирование территории как метод оптимизации ландшафтов (на примере Калачской лесостепи) // *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: География. Геоэкология*, 2017, № 2, с. 49-58.
3. *География овражной эрозии* / Е. Ф. Зорина, М. В. Веретенникова, С. Н. Ковалев и др. Москва: Издательство Московского университета, 2006. 324 с.
4. Использование нейронных сетей и облачных сервисов для выделения геометрий сельскохозяйственных полей на основе данных дистанционного зондирования Земли / Н. Р. Ермолаев, С. А. Юдин, В. П. Белобров и др. // *Исследование Земли из космоса*, 2023, № 6, с. 98-105.
5. Корещкий Н. А., Бевз В. Н. Естественные факторы оврагообразования и их географический анализ на территории Воробьевского района Воронежской области // *Региональные ландшафтные исследования: Научные записки кафедры физической географии и оптимизации ландшафта Воронежского государственного университета*, 2022, вып. 6, с. 99-111.
6. *Ландшафтно-экологическая оценка муниципальных районов Воронежской области* / А. С. Горбунов, В. Н. Бевз, В. Б. Михно, Быковская О. П. Воронеж: Истоки, 2017. 167 с.
7. Ландшафтно-экологическое районирование Воронежской области / В. Б. Михно, В. Н. Бевз, А. В. Бережной и др. // *Региональные ландшафтные исследования: Научные записки кафедры физической географии и оптимизации ландшафта Воронежского государственного университета*, 2025, вып. 7, с. 142-166.
8. Моделирование овражной эрозии методом сложенной многоуровневой оценки / Н. А. Корещкий, А. С. Горбунов, В. Н. Бевз, В. А. Караваев // *Геология и геофизика Юга России*, 2025, т. 15, № 1, с. 208-217.
9. Разработка методики автоматического выделения линейных элементов на основе нейросетевого подхода / Г. А. Гришков, И. О. Нафигин, С. А. Устинов и др. // *Исследование Земли из космоса*, 2023, № 6, с. 86-97.
10. Якушева А. Н., Князев Н. А., Врублевский М. В. Методы сегментации спутниковых изображений для оконтуривания речных выносов с помощью нейронных сетей // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2025, т. 22, № 3, с. 81-94.
11. Automated delineation of agricultural field boundaries from Sentinel-2 images using recurrent residual U-Net / H. Zhang, M.-Xu Liu, Yu-Ji Wang et al. // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, v. 105, article 102557.
12. *Comparing deep neural networks against humans: object recognition when the signal gets weaker* / R. Geirhos, D. Janssen, H. Schütt et al., 2017. 31 p.
13. Comparing Object Recognition in Humans and Deep Convolutional Neural Networks – An Eye Tracking Study / L. E. van Dyck, R. Kwitt, S. J. Denzler, W. R. Gruber // *Frontiers in Neuroscience*, 2021, v. 15, article 750639.
14. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, v. 39, 14 p.
15. Fetai B., Račić M., Liseč A. Deep Learning for Detection of Visible Land Boundaries from UAV Imagery // *Remote Sensing*, 2021, v. 13, iss. 11, article 2077.
16. Mask R-CNN / K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick // *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 2980-2988.
17. Panoptic Feature Pyramid Networks / A. Kirillov, R. Girshick, K. He, P. Dollár // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, pp. 6392-6401.
18. PointRend: Image Segmentation as Rendering / A. Kirillov, Y. Wu, K. He, R. Girshick. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2020, pp. 9796-9805.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Поступила в редакцию: 09.09.2025
Принята к публикации: 27.02.2026

Use of Convolutional Neural Networks to Inventory Gullies (the Forest-Steppe of the Kalach Upland is an Example)

A. S. Gorbunov✉, N. A. Koretsky

Voronezh State University, Russian Federation
(1, Universitetskaya Sq., Voronezh, 394018)

Abstract. The purpose is to develop an algorithm for identifying gully relief forms based on high-resolution satellite images using convolutional neural networks.

Materials and methods. Materials and methods. For the inventory of gullies, open data from remote sensing of the Earth, available to the public, were used. One of the most gully-ridden areas of the Central Black Soil Region, the forest-steppe of the Kalach Upland, was selected as the study area. To perform the task of identifying gullies, the Mask R-CNN neural network was used, with a supporting ResNet-34 architecture representing the development of earlier Single-Short Detector, U-net, and Faster R-CNN technologies.

Results and discussion. The volume of the training sample included 2400 objects, the accuracy of identifying gullies according to the "Mean Intersection over Union" metric exceeded 90 %. In total, within the studied area, the neural network recognized 8977 gully relief forms, which made it possible to create map of gully density. Analysis of the created maps showed that gullies are unevenly distributed across the study area, with the southeastern part of the region having the highest gully density, where the average gully density exceeds 1,5 km per km², with maximum values of more than 5 km per km², which is significantly higher than the data recorded on similar maps previously created for the study area.

Conclusions. The algorithm developed by the authors for recognizing gully relief forms allows for high-precision identification of objects with complex geometric shapes based on satellite images. It can also be used for similar research in other areas in the forest-steppe and steppe zones.

Key words: convolutional neural networks, gully, gully erosion, Mask-R-CNN, Kalachskaya Upland, Voronezh Region.

Funding: The research was carried out on the basis of a Grant from the Russian Scientific Foundation No. 24-27-20122, <https://rscf.ru/project/24-27-20122/>.

For citation: Gorbunov A. S., Koretsky N. A. Use of Convolutional Neural Networks to Inventory Gullies (the Forest-Steppe of the Kalach Upland is an Example). *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seria: Geografija. Geoekologia*, 2026, no. 1, pp. 13-21. (In Russ.) DOI: <https://doi.org/10.17308/geo/1609-0683/2026/1/13-21>

REFERENCES

1. Bagaev S. M., Medvedeva E. V. Eksperimental'naya ocenka tochnosti mul'tiklassovoj segmentacii ob"ektov na sputnikovyh snimkah na osnove modifitsirovannoj svyortchnoj nejronnoj seti U-net [Experimental evaluation of the accuracy of multiclass segmentation of objects in satellite images based on a modified convolutional neural network U-net]. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, vol. 18, no. 6, pp. 35-45. (In Russ.)
2. Bezv V. N., Gorbunov A. S., Bykovskaya O. P. Strukturno-funktsional'noye zonirovaniye territorii kak metod optimizatsii landshaftov (na primere Kalachskoy lesostepi) [Structural and functional zoning of territory as a method of landscape optimization (using the example of the Kalach forest-steppe)]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seria: Geografija. Geoekologia*, 2017, no. 2, pp. 49-58. (In Russ.)
3. *Geografiya ovrazhnoj erozii* [Geography of ravine erosion] / E. F. Zorina, M. V. Veretennikova, S. N. Kovalev i dr. Moscow: Izdatel'stvo Moskovskogo universiteta, 2006. 324 p. (In Russ.)
4. Ispol'zovanie nejronnyh setej i oblachnyh servisov dlya vydeleniya geometrij sel'skohozyajstvennyh polej na osnove dannyh distancionnogo zondirovaniya Zemli [Using neural networks and cloud services to isolate the geometries of agricultural fields based on remote sensing data] / N. R. Ermolaev, S. A. Yudin, V. P. Belobrov i dr. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2023, no. 6, pp. 98-105. (In Russ.)
5. Koreckij N. A., Bezv V. N. Estestvennyye faktory ovrago-obrazovaniya i ih geograficheskij analiz na territorii Vorob'evskogo rajona Voronezhskoj oblasti [Natural factors of ravine formation and their geographical analysis in the Vorobyovsky district of the Voronezh region]. *Regional'nye landshaftnye issledovaniya: Nauchnye zapiski kafedry fizicheskoy geografii i optimizacii landshafta Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2022, v. 6, pp. 99-111. (In Russ.)
6. Landshaftno-ekologicheskaya ocenka municipal'nyh rajonov Voronezhskoj oblasti [Landscape and ecological assessment of municipal districts of the Voronezh region] / A. S. Gorbunov, V. N. Bezv, V. B. Mihno, Bykovskaya O. P. Voronezh: Istoki, 2017. 167 p. (In Russ.)
7. Landshaftno-ekologicheskoe rajonirovanie Voronezhskoj oblasti [Landscape and ecological zoning of the Voronezh region] / V. B. Mihno, V. N. Bezv, A. V. Berezhnoj i dr. *Regional'nye landshaftnye issledovaniya: Nauchnye zapiski kafedry fizicheskoy geografii i optimizacii landshafta Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2025, vyp. 7, pp. 142-166. (In Russ.)
8. Modelirovanie ovrazhnoj erozii metodom sglazhennoj mnogourovnevoj ocenki [Modeling of gully erosion by the method of smoothed multilevel assessment] / N. A. Koreckij,

© Gorbunov A. S., Koretsky N. A., 2026

✉ Anatolij S. Gorbunov, e-mail: gorbunov.ol@mail.ru



The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

A. S. Gorbunov, V.N. Bevz, V.A. Karavaev. *Geologiya i geofizika Yuga Rossii*, 2025, t. 15, no. 1, pp. 208-217. (In Russ.)

9. Razrabotka metodiki avtomaticheskogo vydeleniya lineamentov na osnove nejrosetevogo podhoda [Development of a technique for automatic lineament allocation based on a neural network approach] / G.A. Grishkov, I.O. Nafigin, S.A. Ustinov i dr. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2023, no. 6, pp. 86-97. (In Russ.)

10. Yakusheva A.N., Knyazev N.A., Vrublevskij M.V. Metody segmentacii sputnikovyh izobrazhenij dlya okonturivaniya rechnyh vynosov s pomoshch'yu nejronnyh setej [Methods of segmentation of satellite images for delineating river outflows using neural networks]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2025, t. 22, no. 3, pp. 81-94. (In Russ.)

11. Automated delineation of agricultural field boundaries from Sentinel-2 images using recurrent residual U-Net / H. Zhang, M.-Xu Liu, Yu-Ji Wang et al. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, v. 105, article 102557.

12. Comparing deep neural networks against humans: object recognition when the signal gets weaker / R. Geirhos, D. Janssen, H. Schütt et al., 2017. 31 p.

13. Comparing Object Recognition in Humans and Deep Convolutional Neural Networks – An Eye Tracking Study / L.E. van Dyck, R. Kwitt, S.J. Denzler, W.R. Gruber. *Frontiers in Neuroscience*, 2021, v. 15, article 750639.

14. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, v. 39, 14 p.

15. Fetai B., Račić M., Liseć A. Deep Learning for Detection of Visible Land Boundaries from UAV Imagery. *Remote Sensing*, 2021, v. 13, iss. 11, article 2077.

16. Mask R-CNN / K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 2980-2988.

17. Panoptic Feature Pyramid Networks / A. Kirillov, R. Girshick, K. He, P. Dollár. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, pp. 6392-6401.

18. PointRend: Image Segmentation as Rendering / A. Kirillov, Y. Wu, K. He, R. Girshick. *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2020, pp. 9796-9805.

Conflict of interests: The authors declare no information of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Received: 09.09.2025

Accepted: 27.02.2026

Горбунов Анатолий Станиславович

Кандидат географических наук, доцент кафедры физической географии и оптимизации ландшафта Воронежского государственного университета, г. Воронеж, Российская Федерация, ORCID: 0000-0002-2132-3453, e-mail: gorbunov.ol@mail.ru

Корецкий Никита Александрович

Преподаватель кафедры физической географии и оптимизации ландшафта Воронежского государственного университета, г. Воронеж, Российская Федерация, ORCID: 0009-0003-6451-4350, e-mail: nkoretskiy98@bk.ru

Anatoliy S. Gorbunov

Cand. Sci. (Geogr.), Assoc. Prof. at the Department of Physical Geography and Landscape Optimization, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation, ORCID: 0000-0002-2132-3453, e-mail: gorbunov.ol@mail.ru

Nikita A. Koretsky

Lecturer at the Department of Physical Geography and Landscape Optimization, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation, ORCID: 0009-0003-6451-4350, e-mail: nkoretskiy98@bk.ru