



# Совершенствование технологий повышения качества открытых данных цифровых моделей рельефа для урбанизированных территорий

Е.Д. Лебедев<sup>1</sup>✉, С.С. Груздев<sup>1</sup>

## АФФИЛИАЦИИ

<sup>1</sup> Московский государственный университет геодезии и картографии, Москва, Россия  
✉ z.lebedev.1998@yandex.ru

## ЦИТИРОВАНИЕ

Лебедев Е.Д., Груздев С.С. Совершенствование технологий повышения качества открытых данных цифровых моделей рельефа для урбанизированных территорий // Пространственные данные: наука и технологии. 2023. Т. 14. № 4. С. 47–61. DOI:10.30533/scidata-2023-14-07.

## КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

сверточная нейронная сеть, ЦМР, радиолокационная съемка, SAGA GIS, очистка данных

## АННОТАЦИЯ

Данное исследование посвящено решению проблем, связанных с повышением качества обработки и анализа открытых данных, связанных с цифровыми моделями рельефа. Особое внимание уделено урбанизированным территориям. Рассмотрены современные технологии, направленные на повышение точности и качества представленных геоданных. Проведен анализ существующих глобальных цифровых моделей рельефа и сделан их обзор. На основе данных Advanced Land Observing Satellite (ALOS), выбранных с помощью предложенного в статье метода оценки сформирована обучающая выборка, которая будет использоваться для тестирования инновационного подхода с применением нейронных сетей. Рассмотрено применение гибридной нейросетевой архитектуры,

состоящей из блоков извлечения координатной информации и обработки посредством глубокого обучения модели. Данный подход позволяет более эффективно учитывать особенности урбанизированной местности и обеспечивает более точные результаты анализа. Проведенная работа имеет большое практическое значение для различных областей, таких как градостроительство и управление территориями, способствуя получению надежных данных о рельефе.

# 1 Введение

В рамках общего тренда развития цифровой экономики существует потребность в агрегации существующих источников открытых данных и критическом анализе их качества. Особенная роль в процессе цифровой трансформации отводится геоданным, поскольку именно благодаря координатной привязке можно проследить локальные тренды, систематизировав в единой геопространственной модели разрозненные факторы среды [1].

Наиболее востребованы, с точки зрения геопространственного анализа, данные цифровых моделей рельефа (ЦМР). Они **применяются во многих общественно значимых сферах жизни**, таких как:

- агробизнес и лесное хозяйство. Для сельского и лесного хозяйства важно располагать информацией о рельефе при планировании участков для сельскохозяйственных культур и определении оптимальных мест для лесозаготовок;
- интеграция в бизнес-услуги (оптимизация геосервисов). Геолокационные приложения и сервисы стали неотъемлемой частью повседневной жизни. Данные ЦМР используются для создания точных карт и навигационных систем;
- управление территорией и городским развитием. Государственные структуры используют данные ЦМР для планирования развития городской инфраструктуры, регулирования зон строительства и природоохранных зон.

Также значима роль данных ЦМР в прикладных научных исследованиях. Общеизвестно, что точность ортофотопланов в значительной степени зависит от точности применяемой ЦМР. Создание ЦМР с необходимой точностью для ортотрансформации отдельных высокоразрешающих космических снимков (например, IKONOS, QuickBird, WorldView-1, WorldView-2) с использованием стандартных методов оцифровки топографических карт требует существенных временных и финансовых ресурсов, поэтому представляется целесообразным использование общедоступной ЦМР в целях ортотрансформации высокоразрешающих космических снимков с ограниченными углами надирной съемки. Этот

подход позволяет полностью устранить необходимость создания локальных моделей на основе картографических данных [2].

По этим причинам активно разрабатываются и совершенствуются методы повышения качества данных ЦМР. Особенно перспективные результаты могут быть достигнуты посредством использования нейросетевого подхода [3].

**Целью** данного исследования является разработка экспериментального подхода к проблеме повышения качества ЦМР.

**Задачи исследования:**

- обзор и анализ существующих общедоступных ЦМР;
- разработка методов сбора и подготовки (очистки) данных;
- подготовка набора данных для машинного обучения;
- выбор нейросетевой архитектуры и проведение эксперимента.

## 2 Материалы и методы

Концепция открытых данных предполагает соблюдение нескольких критериев качества, наиболее важными из которых являются: первичность публикуемых данных, обеспечение непрерывного доступа к ним, гарантия полноты публикуемых и своевременности их обновления.

Для контроля качества необходимо проверить, насколько поставляемые ЦМР соответствуют рассматриваемым критериям.

Для тестирования были выбраны **наиболее популярные и доступные наборы данных глобальных ЦМР**, сформированные посредством радиолокационной съемки:

- ALOS (Advanced Land Observing Satellite) получен японским космическим агентством в ходе миссий ALOS-1 и ALOS-2, которые проводились с 2006 по 2014 год<sup>1</sup>;
- SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) сформирован в ходе международной космической миссии под руководством НАСА в 2000 году<sup>2</sup>;

---

1 Japan Aerospace Exploration Agency. ALOS World 3D 30 meter DEM. V3.2, Jan 2021. Distributed by OpenTopography. 2021. DOI:10.5069/G94M92NB. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://portal.opentopography.org/datasetMetadata?otCollectionID=OT.112016.4326.2> (дата обращения: 20.01.2023).

2 NASA Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) Global. Distributed by OpenTopography. 2013. DOI:10.5069/G9445JDF. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://portal.opentopography.org/datasetMetadata?otCollectionID=OT.042013.4326.1> (дата обращения: 20.01.2023).

- Copernicus Global DSM (Digital Surface Model) создан немецким аэрокосмическим центром на основе съемки, полученной в ходе миссии TanDEM-X в 2007 году<sup>3</sup>.

Полученные в ходе дистанционного зондирования Земли данные неизбежно подвергаются предварительной обработке перед публикацией [4]. Этапы, методы и параметры манипуляций, производимых с данными, зачастую неизвестны конечному пользователю.

Принято различать два вида обработанных данных ЦМР: цифровая модель поверхности (DSM) и цифровая модель местности (англ. — «Digital Terrain Model», DTM).

DSM включает в себя здания, деревья и другие объекты, находящиеся на поверхности земли.

DTM, напротив, описывает фактическую топологию поверхности земли, исключая объекты, находящиеся на ней, такие как здания и деревья. Эта модель предоставляет более «чистое» представление рельефа, что делает ее полезной для анализа гидрологии, землеустройства, геологии и других областей, где важны только морфологические параметры местности.

В зависимости от методов предварительной обработки и поставляемого продукта различаются визуальные артефакты, которые вносят дополнительные искажения в данные.

На **Рисунке 1** представлен квартал города Москвы. Для примера взяты две модели — ALOS и SRTM с пространственным разрешением 30 м и картографические

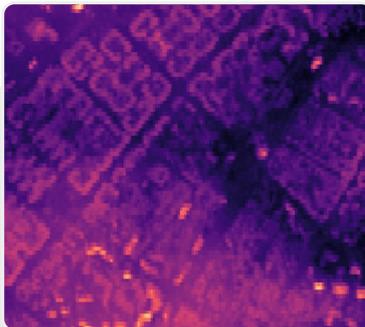
**Рис. 1** Тестовый квартал

**Fig. 1** Testing area

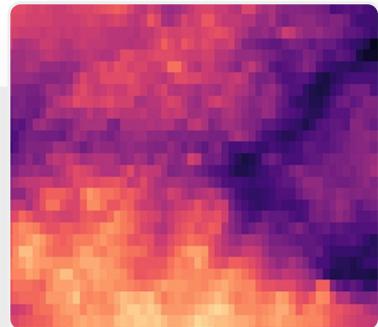
**Фрагмент электронной карты OSM**



**ALOS**



**SRTM**



<sup>3</sup> European Space Agency, Sinergise. Copernicus Global Digital Elevation Model. Distributed by OpenTopography. 2021. DOI:10.5069/G9028PQB. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://portal.opentopography.org/datasetMetadata?otCollectionID=OT.032021.4326.1> (дата обращения: 20.01.2023).

материалы OpenStreetMap (OSM) для визуализации городской застройки и определения ее влияния на представленные модели.

Как видно, данные SRTM имеют ярко выраженные артефакты, являющиеся следствием грубой фильтрации и сглаживания. В то же время ALOS, имеющий большую детализацию, более подвержен влиянию шумов, вследствие чего могут порождаться ложные «пятна» высоты.

Таким образом, пространственное разрешение рельефа не является объективным критерием для оценки качества и сравнения различных ЦМР.

## 2.1 Анализ пространственного спектра

Поскольку нельзя полагаться исключительно на пространственное разрешение рельефа, необходимо использовать объективные методы оценки. Это позволит провести сравнение различных ЦМР вне зависимости от предварительной обработки. Один из простых и надежных методов — анализ пространственного спектра, который позволяет определить реальное разрешение.

Анализ пространственного спектра рельефа — метод исследования частотных характеристик изменений высот поверхности земли на различных масштабах. Он позволяет анализировать, какие частоты изменения высоты преобладают в определенной области, что может дать представление о структуре местности [5].

За основу было взято дискретное преобразование Фурье, выполненное на разных масштабах на исследуемых участках [6]. Поскольку форма предполагаемого спектра рельефа для разных масштабов обусловлена его фрактальной размерностью, фактическое пространственное разрешение рельефа совпадает с наименьшим масштабом, на котором его фрактальный спектр постоянен.

Были выбраны тестовые участки с хорошо выраженными формами рельефа в европейской части России. Результаты анализа пространственного спектра тестовых ЦМР представлены в **Таблице 1**.

Общая тенденция показывает, что использование данных от ALOS с разрешением 30 м демонстрирует наилучшие результаты с высоким коэффициентом

**Таблица 1** Результаты анализа пространственного спектра тестовых ЦМР

**Table 1** The results of the analysis of the spatial spectrum of the test DEM

Параметр	Значение для ЦМР				
	Copernicus Global DSM		SRTM		ALOS
Разрешение, м	30	90	30	90	30
Коэффициент детерминации $R^2$ , %	98	72	72	71	99

детерминации  $R^2$ , что свидетельствует о близком соответствии между ожидаемым спектром рельефа и измеренными данными. Сравнительно низкие коэффициенты детерминации для SRTM и Copernicus Global DSM с разрешением 90 м указывают на потерю деталей и точности из-за более низкого реального разрешения данных.

Таким образом, произведена оценка качества данных и выявлены ЦМР, обладающие наименьшими искажениями для машинного обучения.

## 2.2 Формирование набора данных

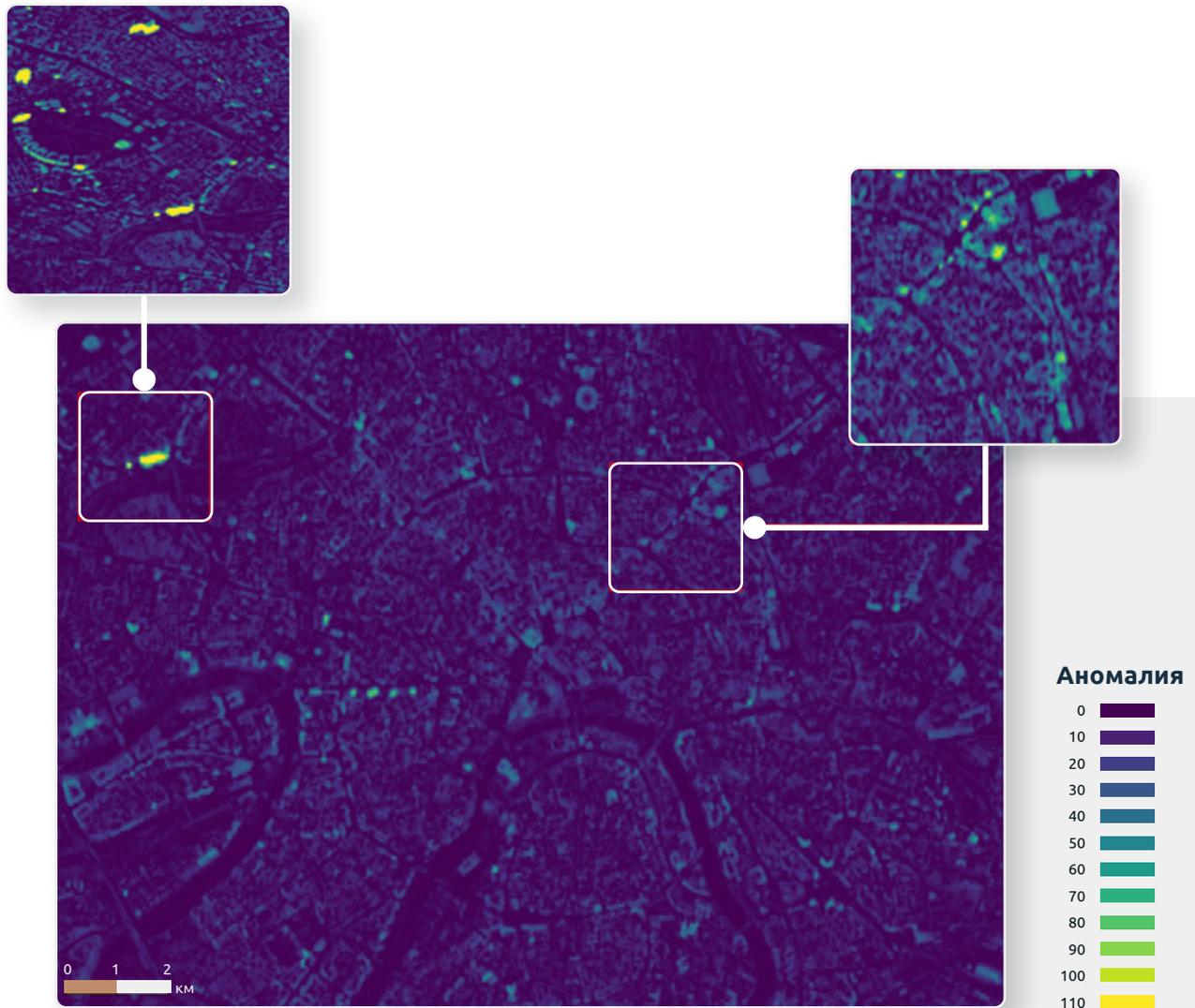
Составление ЦМР для урбанизированных территорий при помощи радиолокационных данных представляет собой сложный процесс из-за специфики ландшафтов этих областей. В частности, в урбанизированной местности встречаются как искусственно созданные временные понижения, так и повышения (**Рис. 2**). В сущности, поставляемые данные являются сглаженными цифровыми моделями поверхности (DSM). Ранее выявлено, что данные с наименьшей предварительной обработкой можно получить из набора ALOS.

Для создания надежной обучающей выборки был последовательно проведен итерационный процесс по очистке данных с использованием инструментов программного обеспечения SAGA GIS. **Этот процесс включает пять этапов**, помогающих устранить аномалии высот в исходных радиолокационных данных и получить более точное представление о поверхности:

1. Фильтрация рельефа от шума по углу наклона поверхности (англ. — «DTM Filter — slope-based»). Данный этап включает применение инструмента фильтрации рельефа на основе угла наклона. Это позволяет удалить из данных вертикальные структуры, такие как здания, машины, деревья и др., а также случайные отклонения, которые могут быть обусловлены различными искажениями. Таким образом, на выходе получается более чистый и сглаженный набор данных, где основное внимание привлекают изменения в структуре рельефа.
2. Интерполяция значений с закрытием пробелов (англ. — «Close Gaps with Stepwise Resampling»). Неизбежно возникают недостающие значения или разрывы в данных, которые могут исказить представление о рельефе. Применение техники интерполяции с пошаговым изменением разрешения позволяет заполнить эти пробелы и восстановить непрерывный характер данных.
3. Заливка углублений, также известных как ямы, в поверхности (англ. — «Fill Sinks — Wang & Liu») [7]. Это ключевой этап процесса обработки данных.

Рис. 2 Аномалии высот ЦМР

Fig. 2 Elevation anomalies of the DEM



Данный инструмент позволяет корректно устранить искусственные углубления, такие как котлованы, чтобы создать более точную ЦМР.

4. Фильтрация результатов от мелкого шума (англ. — «Gaussian Filter»). В процессе обработки данных возможно появление незначительного шума, который может внести дополнительные артефакты. Применение гауссовского фильтра позволяет сгладить эти незначительные вариации, сохраняя важные черты рельефа.
5. Перепроецирование и изменение пространственного разрешения (англ. — «Coordinate Transformation — Grid»). Используется для обеспечения

согласованности данных и удобства анализа. Применение данного инструмента гарантирует, что все данные будут иметь одинаковые географическую основу и разрешение.

Таким образом, путем подбора локальных параметров преобразований в зависимости от типа городской застройки и ее плотности к каждому участку можно сформировать обучающую выборку из DSM и DTM.

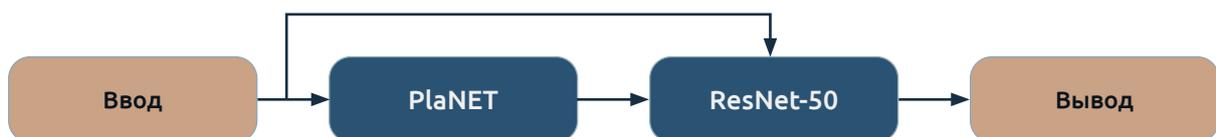
## 2.3 Нейросетевая архитектура

Обработка геоданных с использованием нейронных сетей имеет ряд уникальных особенностей. Пространственные паттерны, присущие ЦМР для локальных участков, могут быть выявлены при помощи сверточных нейронных сетей (англ. — «Convolutional neural network», CNN). Однако в случае достаточно широкого пространственного охвата могут возникнуть проблемы смешения признаков между разными территориями. По этим причинам необходимо производить кодирование координатной информации в изображениях для улучшения качества обучения нейросети.

Предлагается произвести тестирование гибридной нейросети, состоящей из двух сегментов: PlaNET и ResNet-50 (Рис. 3).

Рис. 3 Нейросетевая архитектура

Fig. 3 Neural network architecture



PlaNET — модель глубокого обучения, которая использует сверточные нейронные сети для интерпретации данных снимков Земли и определения географической локации этих снимков без использования геометок [8]. Предполагается, что PlaNET обеспечивает контекст для данных рельефа, помогая ассоциировать их с конкретными урбанизированными территориями.

ResNet-50 отвечает за распознавание и удаление визуальных артефактов ЦМР [9]. Модель наиболее приспособлена к данной задаче, поскольку благодаря использованию метода «skip connection» (архитектурный элемент в глубоких нейронных сетях, который представляет собой прямое соединение между входом и выходом слоя) решена проблема затухающих градиентов, и могут быть эффективно обучены все слои.

Ожидается, что гибридная нейросеть, объединяющая PlaNET и ResNet-50, окажется мощным инструментом для обработки геоданных и улучшения качества цифровых карт и снимков местности (ЦМР). При сочетании этих двух компонентов можно ожидать синергетического эффекта.

### 3 Результаты

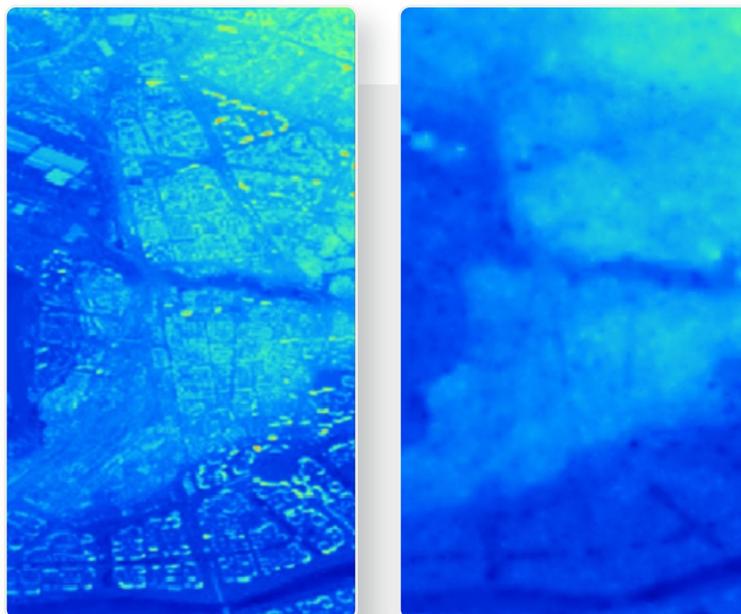
Предложенная методика итерационного процесса обработки данных была апробирована на данных ALOS. В результате работ был сформирован набор данных, имеющий следующие характеристики:

- 14 112 изображений;
- размер 128×128 пикселей;
- формат GeoTIFF;
- пространственное разрешение 30 м;
- данные по европейской части России.

На основе распределения данных была создана пространственная сетка ячеек, разделенная на 30 частей. Таким образом, сегмент PlaNET должен был прогнозировать принадлежность к одной из них и передавать информацию о результате для дальнейшей обработки в ResNet-50, совмещая с данными ЦМР (**Рис. 4**).

**Рис. 4** Входные и выходные данные ЦМР

**Fig. 4** The input and output DEM



Рассмотренная нейросетевая модель была скомпилирована и обучена на компьютере, оснащённом процессором Ryzen 7 5800H, видеокартой GeForce RTX 3050 Ti, 16 Гб оперативной памяти. Выбранная метрика — RMSE. Размер батча — 16, количество эпох — 100.

Сначала был предварительно обучен на одноканальных изображениях размера 128×128 пикселей сегмент PlaNET, который стабилизировался на 80-й эпохе с результатом классификации 76,6 %. Последующая настройка ResNet-50 производилась с масштабированием (уменьшением) темпа обучения начиная с 55-й эпохи и позволила добиться погрешности 3,5 м для тестовых участков.

## 4 Обсуждение

Вопрос получения точных ЦМР для урбанизированных территорий с наименьшими затратами остается открытым. Нейросетевой подход может обеспечить автоматизацию процесса перехода от цифровой модели местности к цифровой модели рельефа, учитывающей пространственные закономерности для заданного региона.

Рассмотренная нейросетевая архитектура предусматривает решение проблемы оптимизации моделей с учетом координатной специфики геоданных. Такой подход минимизирует этап предварительной обработки и позволяет упростить и ускорить процесс анализа глобальных ЦМР.

Извлечение пространственных признаков при помощи PlaNET в сочетании с мощностью ResNet-50 позволяет эффективно решать задачу поиска аномалий в геоданных с последующей их корректировкой.

Созданный набор данных планируется к публикации в создаваемом разделе «Цифрового навигатора» в рамках деятельности лаборатории открытых данных Московского государственного университета геодезии и картографии.

## 5 Выводы

Проведен комплексный анализ источников открытых данных (ALOS, SRTM, Copernicus), используемых для создания ЦМР. В наборе SRTM выявлены значительные артефакты на уровне пикселей, что существенно снижает его практическую применимость, в то время как данные ALOS и Copernicus практически лишены подобных проблем, что делает их предпочтительными для использования в геоинформационных исследованиях. Данные наблюдения также подтверждаются посредством анализа пространственного спектра рельефа.

На основе анализа исследовательского материала был сформирован пул алгоритмов в рамках единого подхода обработки данных рельефа в программном обеспечении SAGA GIS. При формировании обучающей выборки были учтены специфические особенности городской среды для европейской части России. Все этапы обработки направлены на формирование максимально достоверной информации о морфометрических особенностях ландшафта.

Предложенный нейросетевой подход может быть использован в целях автоматизации процедур коррекции как для данных радиолокационной съемки, так и для прочих данных дистанционного зондирования.

Следует отметить, что данный подход может быть модифицирован посредством внесения изменений в архитектуру. Ключевой же концепцией является создание специфичной разметки данных при помощи пространственной сетки и обучение фрагмента нейросети прогнозированию положения данных в ее пределах.

## БИБЛИОГРАФИЯ

1. Розенберг И.Н., Дулин С.К., Дулина Н.Г. Геоинформационная система — инструмент цифровой трансформации геоданных // Системы и средства информатики. 2022. Т. 32. № 1. С. 46–54. DOI:10.14357/08696527220104.
2. Оньков И.В. Оценка точности высот SRTM для целей ортотрансформирования космических снимков высокого разрешения // Геоматика. 2011. № 3. С. 40–46.
3. Yifan Z., Wenhao Y. Comparison of DEM Super-Resolution Methods Based on Interpolation and Neural Networks // Sensors. 2022. Vol. 22(3). P. 745. DOI:10.3390/s22030745/.
4. Карачевцева И.П., Дубов С.С., Андреев М.В. и др. Открытые пространственные данные для исследования территорий и цифровые сервисы доступа к ним // Космические аппараты и технологии. 2023. Т. 7. № 2(44). С. 142–152. DOI:10.26732/j.st.2023.2.07.
5. Голицын Г.С. Особенности спектра рельефа поверхности Луны и планет // Астрономический вестник. Исследования Солнечной системы. 2021. Т. 55. № 1. С. 34–37. DOI:10.31857/S0320930X21010035.
6. Сергеев И.С., Егоров И.В., Глебова А.Б. Спектральный анализ рельефа для решения прогнозно-поисковых задач на примере рифтовой зоны Срединно-Атлантического хребта // Геоморфология. 2020. № 4. С. 34–44. DOI:10.31857/S0435428120040094.
7. Wang L., Liu H. An efficient method for identifying and filling surface depressions in digital elevation models for hydrologic analysis and modelling // International Journal of Geographical Information Science. 2006. Vol. 20. P. 193–213. DOI:10.1080/13658810500433453.
8. Chaohui T., Qingxin Z., Wenju W., et al. PLANET: Improved Convolutional Neural Networks with Image Enhancement for Image Classification. // Mathematical Problems in Engineering. 2020. Vol. 2020. P. 1–10. DOI:10.1155/2020/1245924.
9. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 770–778. DOI:10.1109/CVPR.2016.90.

## **АВТОРЫ**

### **Лебедев Евгений Денисович**

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет геодезии и картографии»  
(МИИГАиК), Москва, Россия  
кафедра прикладной информатики,  
факультет геоинформатики и информационной безопасности  
 0000-0002-4135-8709

### **Груздев Сергей Сергеевич**

ФГБОУ ВО «Московский государственный университет геодезии и картографии»  
(МИИГАиК), Москва, Россия  
кафедра геоинформационных систем и технологий, факультет геоинформатики  
и информационной безопасности  
 0009-0001-1708-4744

**Поступила 07.08.2023. Online First 21.12.2023.**

UDC 004.93: 528.8

DOI:10.30533/scidata-2023-14-07



# Improving technologies for enhancing the quality of open data in digital terrain models for urbanized areas

Evgenie D. Lebedev<sup>1</sup>✉, Sergey S. Gruzdev<sup>1</sup>

## AFFILIATIONS

<sup>1</sup> Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia

✉ z.lebedev.1998@yandex.ru

## CITATION

Lebedev ED, Gruzdev SS. Improving technologies for enhancing the quality of open data in digital terrain models for urbanized areas. *Spatial Data: science, research and technology*. 2023;14(4): 47–61. DOI:10.30533/scidata-2023-14-07.

## KEYWORDS

convolutional neural network (CNN), DEM, radar survey, SAGA GIS, data cleaning

## ABSTRACT

This study is dedicated to addressing the challenges associated with enhancing the processing and analysis of open data related to digital terrain models, with a specific focus on urbanized areas. The research investigates contemporary technologies aimed at advancing the accuracy and quality of presented geospatial data. The study conducts a comprehensive review and analysis of existing global digital terrain models. Through the application of the proposed evaluation method, the ALOS dataset is selected as the primary data source. Based on this dataset, a meticulously constructed training set is developed to facilitate the experimentation of an innovative neural network approach.

The research delves into the implementation of a hybrid neural network architecture, strategically composed of distinct modules for extracting coordinate information and subsequent processing through a deep model. This approach synergistically leverages the strengths of each module to more effectively account for the intricate features of urbanized landscapes, thereby yielding substantially enhanced precision in analysis outcomes. The practical implications of this research are profound and extend across various domains, notably urban planning and territorial management.

## REFERENCES

1. Rozenberg IN. Geoinformatsionnaya sistema — instrument tsifrovoy transformatsii geodannykh [Geographic information system — tool for digital geodata transformation]. *Systems and Means of Informatics*. 2022;32(1): 46–54. (In Russian). DOI:10.14357/08696527220104.
2. Onkov IV. Otsenka tochnosti vysot SRTM dlya tselei ortotransformirovaniya kosmicheskikh snimkov vysokogo razresheniya [Estimation of the accuracy of SRTM heights for the purposes of orthotransformation of high-resolution satellite images]. *Geomatics*. 2011;3: 40–46. (In Russian).
3. Yifan Z, Wenhao Y. Comparison of DEM Super-Resolution Methods Based on Interpolation and Neural Networks. *Sensors*. 2022;22(3): 745. DOI:10.3390/s22030745/.
4. Karachevceva IP, Dubov CC, Andreev MV., et al. Otkrytye prostranstvennye dannye dlya issledovaniya territorii i tsifrovye servisy dostupa k nim [Open spatial data for the study of territories and digital access services to them]. *Spacecrafts & Technologies*. 2023;7:2(44): 142–152. (In Russian). DOI:10.26732/j.st.2023.2.07.
5. Golitsyn GS. Osobennosti spektra rel'efa poverkhnosti Luny I planet [Features of the surface relief spectrum of the Moon and planets]. *Solar System Research*. 2021;55(1): 34–37. DOI:10.31857/S0320930X21010035.
6. Sergeev IS, Egorov IV, Glebova AB. Spektral'nyi analiz rel'efa dlya resheniya prognozno-poiskovykh zadach na primere riftovoi zony Sredinno-Atlanticheskogo khrebta [Spectral analysis of the relief for solving predictive search tasks using the example of the rift zone of the Mid-Atlantic ridge]. *Geomorfologiya*. 2020;4: 34–44. (In Russian). DOI:10.31857/S0435428120040094.
7. Wang L, Liu H. An efficient method for identifying and filling surface depressions in digital elevation models for hydrologic analysis and modelling. *International Journal of Geographical Information Science*. 2006;20: 193–213. DOI:10.1080/13658810500433453.
8. Chaohui T, Qingxin Z, Wenlin H, et al. PLANET: Improved Convolutional Neural Networks with Image Enhancement for Image Classification. *Mathematical Problems in Engineering*. 2020;2020: 1–10. DOI:10.1155/2020/1245924.
9. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. Proceedings of 2016 IEEE *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015: 770–778. DOI:10.1109/CVPR.2016.90.

## **AUTHORS**

### **Evgenie D. Lebedev**

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia  
Department of Applied Computer Science,  
Faculty of Geoinformatics and Information Security

 0000-0002-4135-8709

### **Sergey S. Gruzdev**

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russia  
Department of Geoinformation Systems and Technologies,  
Faculty of Geoinformatics and Information Security

 0009-0001-1708-4744

**Submitted: August 7, 2023. Online First: 21, 2023.**