

Д. А. Гура^{1,2}, Р. А. Дьяченко^{1,3}, Т. А. Тихонов¹✉

Подход к обучению нейросети PointNext для задач сегментации облаков точек городской территории

¹Кубанский государственный технологический университет,
г. Краснодар, Российская Федерация

²Кубанский государственный аграрный университет, г. Краснодар, Российская Федерация

³Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет),
г. Москва, Российская Федерация
e-mail: timka2015@yandex.ru

Аннотация. Рассмотрен подход к обучению нейросетевой модели PointNeXt для семантической сегментации объектов облаков точек городской территории. Цель работы заключается в обучении модели, позволяющей автоматизировать предварительную обработку облаков точек и использовать результаты сегментации в задачах кадастрового анализа. В качестве исходных данных использован авторский набор данных облаков точек территории г. Краснодара, размеченный на четыре семантических класса: поверхность, растительность, здания и прочие объекты городской среды. Рассмотрена возможность применения результатов сегментации для предварительного выделения объектов городской среды, анализа фактического состояния территории и мониторинга объектов недвижимости. Оценка качества модели выполнена по метрикам IoU, F1, OA и mIoU. По результатам валидации получено значение mIoU 61,73 %, что подтверждает работоспособность предложенного подхода и возможность его использования как инструмента при обработке пространственных данных.

Ключевые слова: облако точек, семантическая сегментация, PointNeXt, воздушное лазерное сканирование, кадастровая деятельность, городская территория, mIoU, мониторинг объектов недвижимости

D. A. Gura^{1,2}, R. A. Dyachenko^{1,3}, T. A. Tikhonov¹✉

An approach to training the PointNext neural network for urban point cloud segmentation tasks

¹Kuban State Technological University, Krasnodar, Russian Federation

²Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation

³Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University) Moscow, Russia
e-mail: timka2015@yandex.ru

Abstract. This article examines an approach to training the PointNeXt neural network model for semantic segmentation of urban point cloud objects. The aim of the study is to train a model that automates point cloud preprocessing and applies segmentation results to cadastral analysis tasks. The initial data used is a proprietary point cloud dataset for the city of Krasnodar, divided into four semantic classes: surface, vegetation, buildings, and other urban objects. The potential application of the segmentation results for preliminary urban object detection, analysis of the actual state of the territory, and real estate monitoring is explored. The model's quality is assessed using the IoU, F1, OA, and mIoU metrics. Validation yielded an mIoU value of 61.73%, confirming the viability of the proposed approach and its applicability as a tool for spatial data processing.

Keywords: point cloud, semantic segmentation, PointNeXt, airborne laser scanning, cadastral activities, urban area, mIoU, real estate monitoring

Введение

Развитие кадастровой деятельности все в большей степени связано с использованием трехмерных пространственных данных, получаемых методами лазерного сканирования и фотограмметрии. Облака точек позволяют детально описывать здания, сооружения, элементы дорожной сети, растительность и другие объекты городской среды.

В связи с этим актуальной становится задача автоматизации распознавания объектов в облаках точек с применением методов машинного обучения. Воздушное лазерное сканирование является ресурсозатратным источником получения пространственных данных, поскольку требует значительных технических, организационных и финансовых затрат. Поэтому полученные облака точек должны использоваться максимально эффективно и применяться не для одной изолированной задачи, а для комплекса прикладных направлений. К таким направлениям относятся формирование трехмерных моделей объектов капитального строительства, анализ фактического состояния территории, мониторинг изменений застройки, выявление объектов, требующих дополнительной проверки, а также подготовка материалов для кадастрового анализа. Такой подход повышает ценность данных лазерного сканирования и делает их применение более экономически обоснованным.

Одним из перспективных направлений обработки облаков точек является семантическая сегментация, при которой каждой точке присваивается определенный класс объекта городской среды. Для задач кадастра это особенно важно, поскольку предварительно сегментированное облако точек может служить основой для выделения зданий, дорожных покрытий, растительности и иных объектов, подлежащих дальнейшему анализу специалистом. В результате сокращается объем ручной обработки, ускоряется подготовка материалов для инвентаризации и повышается оперативность обновления пространственной информации.

Целью исследования является обучение модели семантической сегментации объектов городской территории на основе архитектуры PointNeXt для автоматизации предварительной обработки облаков точек и последующего применения модели на облако точек территории низкоэтажной застройки. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1. Выполнить разметку облаков точек по четырем семантическим классам городской среды;
2. Обучить модель на архитектуре PointNeXt;
3. Проанализировать результаты сегментации по метрикам IoU, F1, OA и mIoU;
4. Апробировать полученную модель на данных низкоэтажной жилой застройки;
5. Определить направления практического применения семантической сегментации облаков точек в задачах кадастрового анализа и мониторинга объектов недвижимости.

Методы и материалы

В качестве исходных данных в исследовании использовался авторский набор данных облаков точек городской территории г. Краснодара. Данные были подготовлены для решения задачи семантической сегментации и размечены на четыре класса: поверхность, растительность, здания и прочие объекты городской среды. Пример классифицированного облака точек представлен на рис. 1.

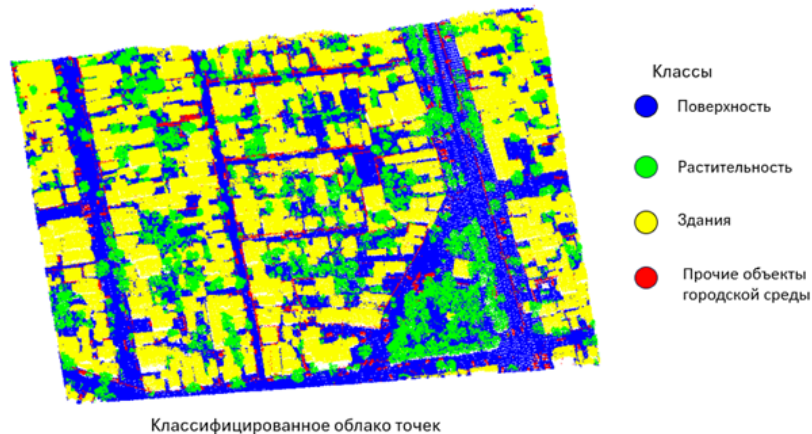


Рис. 1. Классифицированное на 4 семантических класса облако точек территории г. Краснодара

В качестве базовой архитектуры для обучения использовалась нейросетевая модель PointNeXt. Данная архитектура является развитием семейства PointNet++ и ориентирована на обработку облаков точек без обязательного преобразования их в растровое или воксельное представление. PointNeXt позволяет учитывать локальное соседство точек, геометрическую форму объектов, высотные различия и другие пространственные признаки, что делает ее применимой для сегментации городской территории.

Результаты

В результате обучения модели PointNeXt были получены следующие результаты по метрикам IoU, F1 и OA для каждого класса, а также по среднему значению mIoU (табл. 1.)

Таблица 1. Результаты качества модели семантической по метрикам IoU, F1, OA

№ класса	IoU	F1	OA
1. Поверхность	97,67	98,82	99,21
2. Растительность	53,76	69,93	71,07
3. Здания	77,65	87,42	82,00
4. Прочие объекты городской среды	17,83	30,27	71,83
mIoU	61,73		

Полученные результаты показывают, что наиболее высокое качество сегментации достигнуто для класса «Поверхность». Значение IoU для данного класса составило 97,67 %, F1 составило 98,82 %, а ОА достигла 99,21 %. Это свидетельствует о высокой устойчивости модели при распознавании поверхностей городской территории.

Обсуждение

Полученные результаты показывают, что качество сегментации существенно различается для разных классов. Наиболее устойчиво модель распознает поверхности, что может быть связано с высокой представленностью данного класса в обучающей выборке, протяженной геометрией и относительно стабильными пространственными признаками. Поверхности, как правило, занимают значительную часть городской сцены и имеют менее сложную форму по сравнению с растительностью или мелкими объектами.

Апробация модели на данных низкоэтажной жилой застройки имеет прикладное значение, поскольку такие территории характеризуются сложным сочетанием зданий малой этажности, хозяйственных построек, ограждений, растительности, автомобилей и элементов благоустройства. Именно в таких условиях особенно заметна необходимость автоматизированного предварительного разделения облака точек. Результат применения модели для сегментации объектов в облаке точек территории г. Краснодара представлен на рис. 2.



Рис. 2. Результат применения модели для сегментации объектов в облаке точек территории г. Краснодара

С практической точки зрения сегментированные облака точек могут использоваться для мониторинга объектов недвижимости и оценки фактического состояния городской среды. Предварительное выделение зданий, дорожных покрытий, растительности и других объектов позволяет ускорить выявление участков, требующих дополнительного исследования, сопоставлять фактическое состояние территории с имеющимися пространственными данными и подготавливать материалы для последующей экспертной оценки.

Применение методов искусственного интеллекта направлено прежде всего на автоматизацию и ускорение распознавания объектов городской территории, а также подготовку данных для дальнейшего анализа. Результаты семантической сегментации могут использоваться при анализе городской застройки и развитии трехмерного кадастра недвижимости.

Заключение

В работе рассмотрен подход к обучению нейросетевой модели PointNeXt для семантической сегментации облаков точек городской территории. На основе авторского набора данных г. Краснодара выполнено обучение модели и проведена оценка качества сегментации по метрикам IoU, F1, OA и mIoU. Для одной из конфигураций получено значение mIoU 61,73 %, что подтверждает работоспособность предложенного подхода и возможность его применения для предварительного распознавания объектов городской среды. Наиболее устойчивые результаты достигнуты для классов «Поверхность» и «Здания», тогда как сегментация классов «Растительность» и «Прочие объекты городской среды» требует дальнейшего улучшения. Практическая значимость исследования заключается в возможности использования сегментированных облаков точек для предварительного выделения объектов капитального строительства, анализа фактического состояния территории, мониторинга изменений застройки, подготовки данных для кадастрового анализа и развития технологий трехмерного кадастра. Дальнейшее развитие работы целесообразно связать с расширением и балансировкой обучающего набора данных, уточнением разметки сложных объектов, анализом дополнительных входных признаков и обучением моделей для различных типов городской застройки.

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда в рамках проекта № ЛАБ-24.1/2.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гура Д.А. Методика использования воздушного лазерного сканирования и нейросетевых технологий для обеспечения достоверными пространственными данными кадастра недвижимости / Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, С. В. Самарин, Д. А. Беспятчук // Геодезия и картография. 2025. Т. 86, № 6. С. 54-63. DOI: 10.22389/0016-7126-2025-1020-6-54-63.
2. Гура Д. А. Возможность внедрения модуля трехмерной идентификации объектов недвижимости в сервисы национальной системы пространственных данных / Д. А. Гура, М. М. Велибекова, Т. А. Тихонов // Региональные геосистемы. 2025. Т. 49, № 2. С. 282-293. DOI: 10.52575/2712-7443-2025-49-2-282-293.
3. Hackel, T. Semantic3D.net: A New Large-Scale Point Cloud Classification Benchmark / T. Hackel, N. Savinov, L. Ladicky, J. D. Wegner, K. Schindler, M. Pollefeys // ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2017. Vol. IV-1/W1. P. 91-98. DOI: 10.5194/isprs-annals-IV-1-W1-91-2017.
4. Щенявская Л. А. Анализ архитектуры нейронной сети PointNet / Л. А. Щенявская, Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко // Вестник Донского государственного технического университета. Технические науки. 2023. № 4.
5. Дьяченко Р.А. Подбор параметров обучения нейронной сети PointNeXt при сегментации точек лазерного отражения для государственного мониторинга земель / Р. А. Дьяченко, Д. А. Гура, Д. А. Беспятчук, С. В. Самарин // Вестник СГУГиТ. 2024. Т. 29, № 4. С. 135-144. DOI: 10.33764/2411-1759-2024-29-4-135-144.

6. Qian, G. PointNeXt: Revisiting PointNet++ with Improved Training and Scaling Strategies / G. Qian, Y. Li, H. Peng, J. Mai, H. A. A. K. Hammoud, M. Elhoseiny, B. Ghanem // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2022. Vol. 35. P. 23192-23204.

7. Турк Г. Г. Применение технологий воздушного лазерного сканирования / Г. Г. Турк, И. Е. Шевкетова // *Аллея науки*. 2022. Т. 1, № 8(71). С. 87-90.

8. Куклина П. П. Использование материалов воздушного лазерного сканирования для трехмерного моделирования местности / П. П. Куклина, С. В. Тюрин // *Материалы I Белорусского географического конгресса : материалы конгресса к 90-летию факультета географии и геоинформатики Белорусского государственного университета и 70-летию Белорусского географического общества, Минск, 08-13 апреля 2024 года : в 7 ч. Минск : Белорусский государственный университет, 2024. С. 88-92.*

© Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, Т. А. Тихонов, 2026