

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

Сравнительный анализ методов CANUPO, 3DMASC и глубокого обучения для семантической сегментации облаков точек городской территории с учетом типа застройки

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

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

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

Аннотация. В работе представлены результаты сравнительного анализа методов CANUPO, 3DMASC и глубокого обучения на примере архитектуры PointTransformer при решении задачи семантической сегментации объектов в облаке точек городской территории. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения эффективности использования данных воздушного лазерного сканирования для кадастрового учета, мониторинга застройки, формирования трехмерных моделей объектов недвижимости и поддержки управленческих решений. В качестве исходных данных использован аутентичный набор данных г. Краснодара, включающий гаражную, малоэтажную, промышленную и многоэтажную застройки. Оценка качества обучения выполнена по восьми семантическим классам с использованием показателя mIoU как основной метрики. Установлено, что модель, обученная на архитектуре PointTransformer, обеспечивает наилучшее качество сегментации объектов во всех рассмотренных морфотипах застройки.

Ключевые слова: семантическая сегментация; облака точек; воздушное лазерное сканирование; городская территория; морфотипы застройки; CANUPO; 3DMASC; PointTransformer; Краснодар; трехмерный кадастр

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

Comparative analysis of CANUPO, 3DMASC and PointTransformer methods for semantic segmentation of urban point clouds considering building morphology

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 paper presents the results of a comparative analysis of CANUPO, 3DMASC, and deep learning methods using the PointTransformer architecture as an example for solving the problem of semantic segmentation of objects in an urban point cloud. The relevance of the study stems from the need to improve the efficiency of using airborne laser scanning data for cadastral registration, development monitoring, generating 3D models of real estate, and supporting management decisions. An authentic dataset for the city of Krasnodar, including garages, low-rise, industrial, and high-rise buildings, was used as the initial data. Training quality was assessed for eight semantic classes using the mIoU indicator as the primary metric. It was found that the model trained on the PointTransformer

architecture provides the best quality of object segmentation across all the development morphotypes considered.

Keywords: semantic segmentation; point clouds; airborne laser scanning; urban area; building morphotypes; CANUPO; 3DMASC; PointTransformer; Krasnodar; three-dimensional cadastre

Введение

Воздушное лазерное сканирование формирует высокодетальные облака точек, которые могут использоваться не только для построения цифровых моделей местности, но и для решения прикладных задач кадастрового учета, контроля землепользования, мониторинга изменений застройки и выявления фактических параметров объектов капитального строительства. При этом ценность таких данных определяется не только плотностью и точностью съемки, но и возможностью автоматического выделения семантически значимых объектов городской среды [1].

Семантическая сегментация облаков точек обеспечивает переход от неструктурированного набора координат к интерпретируемому описанию сцены, где каждой точке сопоставляется класс объекта. В крупных бенчмарках, включая Semantic3D [2], для оценки методов сегментации используются восемь классов, что делает задачу достаточно универсальной для анализа городской среды.

Несмотря на развитие алгоритмов обработки трехмерных данных, качество сегментации существенно зависит от морфологии городской застройки. Гаражная, малоэтажная, промышленная и многоэтажная застройка различаются по плотности объектов, высотности, регулярности форм, наличию малых элементов и степени перекрытия классов. Поэтому метод, демонстрирующий приемлемое качество на одной сцене, может оказаться менее устойчивым на другой. Это делает необходимым не только сравнение методов в целом, но и анализ их работы применительно к разным типам городской структуры.

Цель исследования заключается в сравнительном анализе методов CANUPO, 3DMASC и глубокого обучения на основе PointTransformer при семантической сегментации облаков точек городской территории с учетом морфотипов застройки. Для достижения цели выполнено зонирование территории г. Краснодара по основным типам застройки, сформированы обучающие выборки для каждого морфотипа, проведено обучение и апробация методов, а также выполнено сопоставление результатов по метрике mIoU.

Методы и материалы

Исходными данными послужило облако точек городской территории г. Краснодара, полученное по результатам воздушного лазерного сканирования и представленное в виде набора фрагментов с разными типами застройки. Для эксперимента были выделены четыре морфотипа: гаражная, низкоэтажная, промышленная и многоэтажная застройка (рис. 1). Такой выбор позволяет проверить методы в сценах, которые различаются по размеру объектов, плотности размещения зданий, геометрии крыш и наличию растительности.

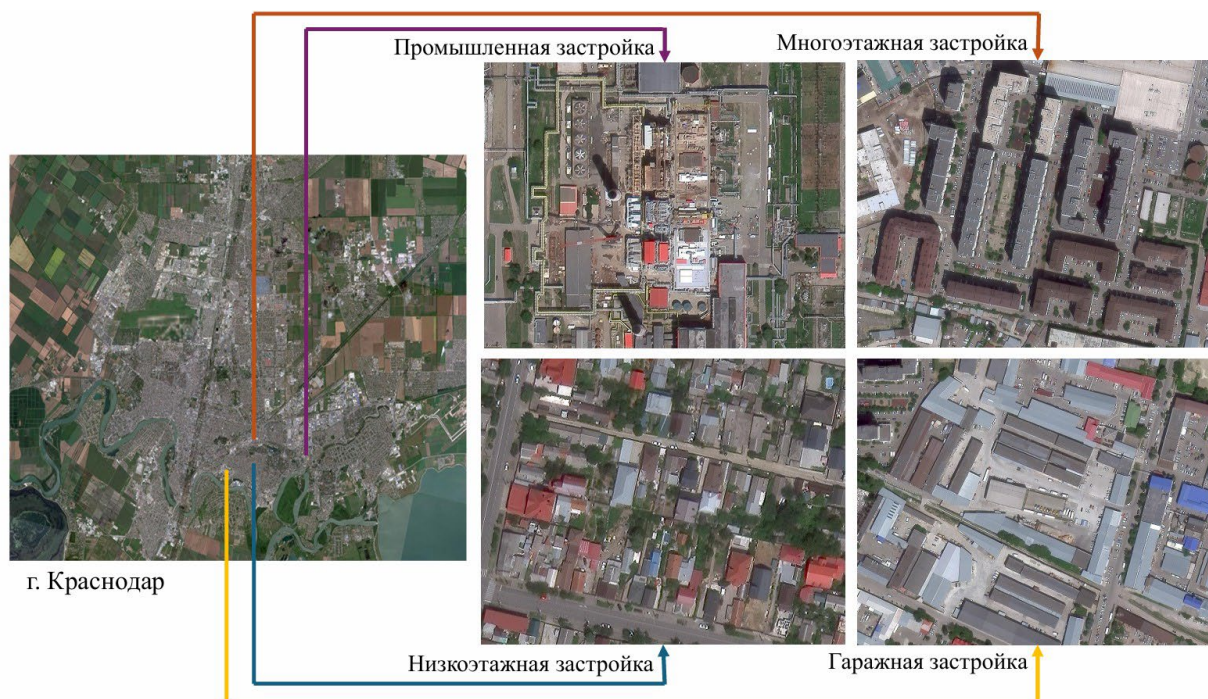


Рис. 1. Зонирование г. Краснодара на разные типы застройки

Набор данных является аутентичным для исследования, что принципиально отличает его от универсальных открытых наборов данных. В отличие от синтетических или заимствованных сцен, реальные данные г. Краснодара отражают особенности локальной городской морфологии, характер застройки и неоднородность объектов. Это повышает практическую значимость эксперимента для задач кадастра и мониторинга городской среды.

Метод CANUPO использовался как классический интерпретируемый подход, основанный на многомасштабном анализе локальной геометрии облака точек [3,4]. Обучение выполнялось отдельно для каждого типа городской застройки. В работе использовались только геометрические признаки, то есть координаты точек XYZ без учета цветовой информации RGB. В ходе экспериментов был выполнен подбор наборов масштабов, а также параметра достоверности классификации, который определяет минимальный уровень уверенности модели при присвоении класса точке. Рассматривались значения 0,00; 0,70; 0,80 и 0,90. Наилучшие результаты были получены при значении 0,00, поскольку при увеличении порога значительная часть точек начинала относиться к неопределенному классу. Для уменьшения влияния дисбаланса классов использовалась балансировка обучающей выборки с ограничением не более 12000 точек на класс. В качестве классификатора применялась попарная линейная дискриминантная классификация

Метод 3DMASC рассматривался как более продвинутый метод, сочетающий многомасштабный анализ геометрии облака точек и методы машинного обучения [5,6]. Для каждой точки вычислялся набор геометрических признаков на нескольких пространственных масштабах, после чего выполнялась классифи-

кация точек по семантическим классам. В работе использовались только геометрические координаты XYZ без применения цветовой информации RGB. Анализ выполнялся в режиме многомасштабного поиска соседних точек с масштабами 2, 4, 8, 16 и 32 м. Максимальное число соседних точек ограничивалось значением 192. Для каждой точки рассчитывалось 76 геометрических признаков, характеризующих форму, плотность, шероховатость и пространственную структуру локального окружения. Классификация выполнялась методом случайного леса (Random Forest), включающим 100 деревьев решений, с ограничением глубины деревьев 25, автоматической балансировкой классов и выбором случайного подмножества признаков при построении каждого дерева.

В качестве архитектуры глубокого обучения использовалась PointTransformer [7]. Применение данной архитектуры позволяет учитывать не только локальную геометрию точек, но и пространственные взаимосвязи между различными участками сцены, что особенно важно при различении объектов со сходной формой и сложной городской структурой. В отличие от CANUPO и 3DMASC, метод глубокого обучения способен автоматически формировать и адаптировать признаки под особенности конкретного набора данных, что повышает гибкость модели при решении задачи

Результаты

Для оценки эффективности исследуемых методов был проведен сравнительный эксперимент на облаках точек различных типов городской застройки. Качество сегментации оценивалось с использованием метрики mIoU, широко применяемой в задачах семантической сегментации. В таблице 1 представлены результаты для методов CANUPO, 3DMASC и PointTransformer по каждому морфотипу городской территории, а также усредненные значения по всем обучающим наборам данных.

Таблица 1 – Сравнение методов сегментации по метрике mIoU, %

Тип застройки	CANUPO	3DMASC	PointTransformer
Гаражная	8,93	21,69	47,87
Низкоэтажная	15,87	30,45	42,82
Промышленная	22,81	51,03	55,50
Многоэтажная	13,89	36,43	49,02
Среднее	15,38	34,90	48,80

Обсуждение

Сравнение методов показало, что качество семантической сегментации зависит как от выбранного алгоритма, так и от типа городской застройки. Наиболее высокие значения mIoU во всех четырех морфотипах получил PointTransformer. Метод 3DMASC стабильно превосходил CANUPO и показал себя как сильный классический подход, однако в среднем уступил нейросетевой модели. CANUPO оказался наиболее ограниченным по точности, что связано с использованием

преимущественно геометрических многомасштабных признаков и менее гибкой схемой классификации

Среднее значение mIoU для PointTransformer составило 48,80%, что выше результата 3DMASC на 13,90 п.п. и выше результата CANUPO на 33,43 п.п. Такое преимущество подтверждает целесообразность применения нейросетевых методов для задач семантической сегментации городских облаков точек, особенно в условиях неоднородной структуры сцены и несбалансированного распределения объектов по классам.

Наиболее выраженное преимущество PointTransformer над 3DMASC отмечено для гаражной застройки: 47,87% против 21,69%, прирост составляет 26,18 п.п. Вероятной причиной является сложность данного морфотипа, где присутствуют компактные объекты, повторяющиеся формы, плотное размещение построек и слабая выраженность отдельных классов. В таких условиях локальных геометрических признаков оказывается недостаточно, тогда как нейросетевая модель лучше использует контекст и взаимное расположение элементов сцены. Минимальный разрыв между PointTransformer и 3DMASC получен для промышленной застройки: 55,50% против 51,03%, разница составляет 4,47%.

Заключение

Проведенное исследование показало, что качество семантической сегментации облаков точек зависит как от типа городской застройки, так и от выбранного метода обработки данных. Метод 3DMASC показал приемлемые результаты, однако его точность оказалась ниже по сравнению с методом глубокого обучения.

Благодарности

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

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Морозов Р. Д. Автоматизированное создание 3D-кадастровых моделей на основе данных воздушного и наземного лазерного сканирования / Р. Д. Морозов, А. А. Царенко // Вавиловские чтения - 2025 : сборник статей Международной научно-практической конференции, посвященной 138-летию со дня рождения академика Н. И. Вавилова, Саратов, 24-28 ноября 2025 года. Саратов : Саратовский государственный университет генетики, биотехнологии и инженерии им. Н. И. Вавилова, 2025. С. 426-430.
2. 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.
3. Гура Д. А. Применение алгоритма CANUPO для классификации точек лазерного отражения / Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, Т. А. Тихонов // Интерэкспо Гео-Сибирь. 2025. Т. 4. С. 210-216. DOI: 10.33764/2618-981X-2025-4-210-216.
4. Soilan, M. PointNet for the automatic classification of aerial point clouds / M. Soilan, R. Lindenbergh, B. Riveiro, A. Sanchez-Rodriguez // ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2019. № 2(5). P. 445.
5. Brodu, N. 3D terrestrial LiDAR data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: applications in geomorphology / N. Brodu, D. Lague // ISPRS Journal

of Photogrammetry and Remote Sensing. 2012. Vol. 68. P. 121-134. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.01.006.

6. Letard, M. 3DMASC: Accessible, explainable 3D point clouds classification. Application to bi-spectral topo-bathymetric LiDAR data / M. Letard, D. Lague, A. Le Guennec, S. Lefevre, B. Feldmann, P. Leroy, D. Girardeau-Montaut, T. Corpetti // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2024. Vol. 207. P. 175-197. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.11.022.

7. Гура Д.А. Настройка обучения моделей при классификации и сегментации облаков точек / Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, Е. С. Бойко, Д. А. Левченко // Искусственный интеллект и принятие решений. 2024. № 1. С. 92-102. DOI: 10.14357/20718594240108.

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