

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

Методика обработки пространственных данных при формировании эталонных датасетов для обучения нейронных сетей

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 представлена методика формирования эталонных пространственных данных в виде облаков точек лазерного отражения, предназначенных для последующего использования при обучении нейросетевых моделей в задачах автоматизированной трехмерной классификации объектов. Подчеркивается, что качество работы моделей машинного обучения напрямую зависит от точности и репрезентативности исходных данных, что делает актуальной разработку стандартизированных подходов к сбору, обработке и разметке облаков точек лазерного отражения. В процессе исследования выполнен выбор программного обеспечения CloudCompare, определены семантические классы на основе классификации Semantic3D и осуществлена ручная классификация облаков точек лазерного отражения с использованием инструмента «Cloud Layers». Обоснован выбор классификации Semantic3D, обеспечивающий универсальность и полноту описания городской среды. На основе размеченных данных сформирован датасет, предназначенный для последующего обучения нейросетевых моделей и адаптированный к региональным особенностям территории. Полученные результаты демонстрируют практическую значимость корректной разметки облаков точек лазерного отражения, поскольку она определяет качество обучения нейросетей, повышает точность распознавания объектов и обеспечивает возможность создания надежного эталонного датасета. Разработанная методика позволяет формировать высококачественные обучающие выборки для применения в системах анализа пространственных данных и автоматизированного распознавания объектов городской среды.

Ключевые слова: облака точек лазерного отражения, ТЛО, классификация, разметка, эталонные данные, машинное обучение

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

Methodology for processing spatial data when forming reference datasets for training neural networks

¹Kuban State Technological University, Krasnodar, Russian Federation

²Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation

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

Abstract. This paper presents a methodology for generating reference spatial data in the form of laser reflectance point clouds, intended for subsequent use in training neural network models for automated 3D object classification. It is emphasized that the performance of machine learning models directly

depends on the accuracy and representativeness of the source data, making the development of standardized approaches to collecting, processing, and labeling laser reflectance point clouds relevant. During the study, CloudCompare software was selected, semantic classes were defined based on the Semantic3D classification, and the laser reflectance point clouds were manually classified using the Cloud Layers tool. The choice of the Semantic3D classification is justified, as it ensures universality and completeness in describing the urban environment. Based on the labeled data, a dataset was created for subsequent training of neural network models, adapted to the regional characteristics of the area. The obtained results demonstrate the practical importance of correctly labeling laser reflection point clouds, as it determines the quality of neural network training, improves object recognition accuracy, and enables the creation of a reliable reference dataset. The developed method enables the creation of high-quality training samples for use in spatial data analysis systems and automated recognition of urban objects.

Keywords. laser reflectance point clouds, TLO, classification, labeling, reference data, machine learning

Введение

Современные методы машинного обучения демонстрируют высокую эффективность в задачах распознавания объектов. Однако стабильность работы таких моделей напрямую зависит от качества исходных обучающих данных [1,2]. В задачах автоматизированной трехмерной классификации объектов ключевым становится наличие эталонных данных облаков точек лазерного отражения (ТЛО), полученных в результате наземного, воздушного и мобильного лазерного сканирования и размеченных по семантическим классам [3-6].

На практике формирование эталонных датасетов является важной задачей, поскольку включает широкий спектр этапов, каждый из которых влияет на итоговое качество обучающего датасета. Необходимо определить перечень значимых классов, обеспечивающих корректное описание объектов реальной среды, подобрать программные инструменты, позволяющие выполнять точную и воспроизводимую разметку, а также обеспечить единообразие классификации при участии нескольких операторов. Дополнительные сложности связаны с неоднородностью облаков точек, различиями в плотности, точности и количестве данных, наличием шумов и артефактов, зависящих от вида сканирования и условий съемки. В совокупности эти факторы требуют разработки последовательной методики обработки пространственных данных, которая позволит получать эталонные облака точек для обучения и валидации нейросетевых моделей [7-9].

Цель исследования – сформировать эталонные датасеты для обучения нейронных сетей.

Задачи, которые нужно решить для достижения цели:

- выбрать программное обеспечение и инструменты для разметки облаков ТЛО;
- определить перечень семантических классов, используемых для разметки облаков ТЛО;
- выполнить разметку облаков ТЛО по выбранным классам.

Методы и материалы

Для подготовки датасетов использовалось программное обеспечение с открытым исходным кодом Cloud Compare, обеспечивающее большой набор инструментов для работы с облаками ТЛО. Классификация облаков ТЛО осуществлялась с помощью инструмента «Cloud layers», который позволяет создавать слои (классы) и присваивать их точкам в облаке.

Для классификации была выбрана разметка Semantic3D, состоящая из 8 классов:

- искусственная поверхность;
- естественная поверхность;
- высокая растительность;
- низкая растительность;
- здания и сооружения;
- жесткий ландшафт;
- артефакты сканирования;
- автомобили.

Результаты

Размеченные данные позволяют решать ключевую задачу проекта по обучению нейросетей (рис. - 2). Создание датасета K3D обеспечивает разработку полноценной обучающей выборки, необходимой для корректного обучения и тестирования нейросетевой модели. Выделение восьми классов создает основу для построения алгоритма, способного работать с реальными данными лазерного сканирования городской среды.

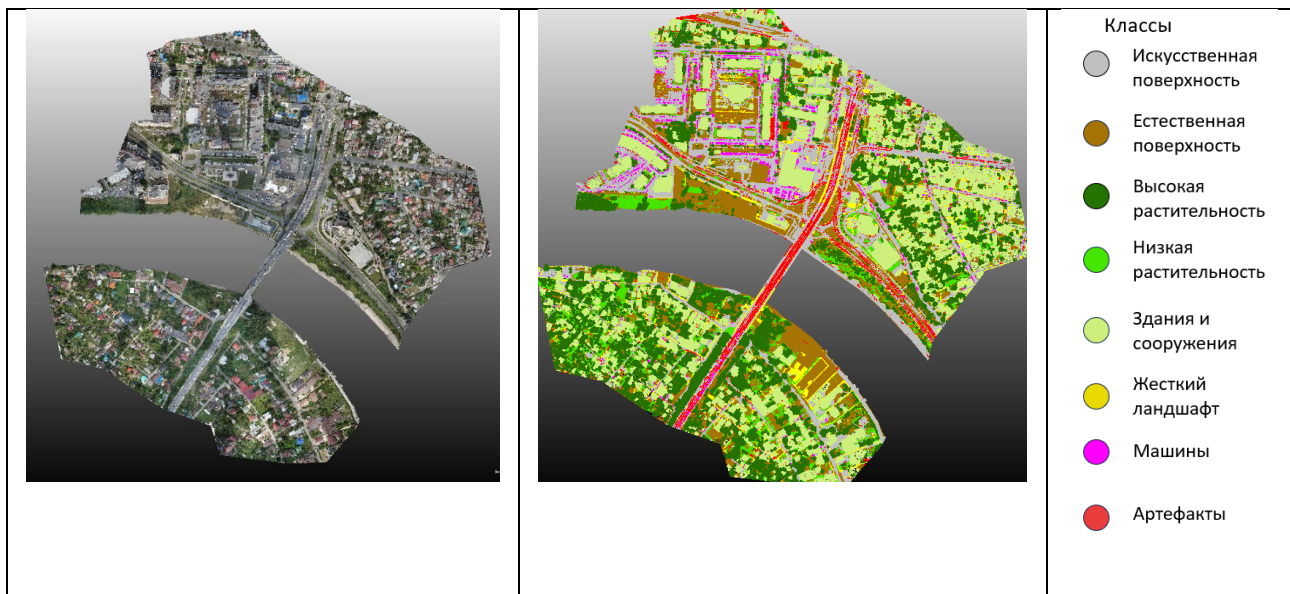


Рисунок 1. Образец размеченного облако ТЛО

Практическая значимость разметки облаков точек лазерного отражения заключается в том, что она напрямую определяет качество будущей нейросети, повышая точность распознавания объектов и снижая вероятность ошибок в автоматизированной обработке данных. Наличие собственного размеченного набора облаков точек позволяет создать модель, адаптированную под региональные особенности территории, структуру городской застройки и типологию объектов, присущих городам юга России (равнинная и высокогорная местность).

Обсуждение

Выбор разметки Semantic3D обусловлен ее универсальностью и широким охватом типовых объектов, встречающихся в большинстве городских и природных сцен, что делает ее подходящей для задач автоматизированного распознавания объектов недвижимости и окружающей инфраструктуры. Благодаря этому обеспечивается достаточно полное и сбалансированное описание сцены без чрезмерной детализации, которая могла бы усложнить процесс разметки на этапе формирования эталонного датасета.

Дополнительным преимуществом является широкое распространение разметки Semantic3D в научных исследованиях и практических задачах сегментации. Это позволяет сравнивать полученные результаты с существующими работами, использовать накопленный опыт и облегчает последующую адаптацию обученных моделей к другим наборам данных. В совокупности эти факторы делают классификацию Semantic3D оптимальным выбором для формирования эталонных датасетов облаков ТЛО в рамках данной работы.

Заключение

Таким образом, в результате проведенного исследования были успешно решены все поставленные задачи. Было выбрано программное обеспечение и инструмент, обеспечивающие удобную и корректную разметку облаков ТЛО. Определен перечень семантических классов, соответствующих структуре исследуемой территории и требованиям к дальнейшему обучению нейросетевых моделей. На основе выбранной разметки Semantic3D выполнена классификация облаков ТЛО, что позволило сформировать структурированный и единообразный эталонный набор данных. Результаты проведенных исследований в перспективе могут быть использованы для анализа геопространственной информации при выполнении кадастровых и геодезических работ.

Благодарности

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

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гура Д. А., Дьяченко Р.А., Тихонов Т. А. Применение алгоритма CANUPO для классификации точек лазерного отражения // Интерэкспо Гео-Сибирь. – 2025. – Т. 4. – С. 210-216. – DOI 10.33764/2618-981X-2025-4-210-216.

2. Акимов А. А., Валитов Д. Р., Кубряк А. И. Предварительная обработка данных для машинного обучения // Научное обозрение. Технические науки. – 2022. – № 2. – С. 26-31. – DOI 10.17513/srts.1391.
3. Исмагилов А. В. Экспериментальное исследование влияния обучающих данных на производительность алгоритмов машинного обучения в задачах компьютерного зрения // Инновации и инвестиции. – 2024. – № 5. – С. 356-361.
4. Чжан Ч., Сахарова Е. К., Гришин И. А. Классификация пород деревьев с использованием моделей глубокого обучения на основе MLP // Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных : Сборник статей II Всероссийской научной конференции: в 5 томах, Москва, 27–28 апреля 2023 года. – Москва: КДУ, Добросвет, 2023. – С. 377-383.
5. Hackel T., Savinov N., Ladicky L., Wegner J. D., Schindler K., Pollefeys M.: semantic3d.net: a new large-scale point cloud classification benchmark, isprs Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., IV-1/W1, 91–98, <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-1-W1-91-2017>, 2017.
6. Официальный сайт программного обеспечения CloudCompare [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.cloudcompare.org/> (дата обращения: 10.11.2025).
7. Василенко Д. В. Разработка алгоритма классификации плотных облаков точек на примере городской застройки // Вестник СГУГиТ (Сибирского государственного университета геосистем и технологий). – 2024. – Т. 29, № 6. – С. 44-52. – DOI 10.33764/2411-1759-2024-29-6-44-52.
8. Джидд А. Д. Обзор методов сегментации и классификации облака точек архитектурных объектов // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2019. – Т. 63, № 1. – С. 52-59. – DOI 10.30533/0536-101X-2019-63-1-52-59.
9. Маковецкий А. Ю., Кобер В. И., Жернов Д. Е., Воронин А. В. Нейронная сеть в задаче классификации облаков точек в трехмерном пространстве // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021) : Сборник трудов по материалам VII Международной конференции и молодежной школы, Самара, 20–24 сентября 2021 года / Под редакцией В.В. Мясникова. Том 2. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2021. – С. 24722.

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