

А. Ю. Чермошенцев¹, В. К. Сухотин^{1}*

Обзор методов сегментации точек лазерных отражений, полученных по данным лазерного сканирования

¹ Сибирский государственный университет геосистем и технологий, г. Новосибирск,
Российская Федерация

* e-mail: Suhotin-V2022@sgugit.ru

Аннотация. Обработка данных лазерного сканирования подразумевает преобразование сырых данных, полученных с помощью лазерного сканера, в массив данных, который может быть использован для создания трехмерных моделей объектов. Результаты могут быть использованы в различных областях, таких как архитектура, инженерное дело, медицина и т.д. Цель данной работы заключается в сравнении различных методов сегментации для выбора оптимальных методов при решении тех или иных задач. Рассмотрены методы сегментации на основе выделения краев, машинного обучения и иерархической структуры. Выделены преимущества и недостатки каждого метода.

Ключевые слова: сегментация, лазерное сканирование, классификация, дистанционное зондирование

A. Yu. Chermoshentsev¹, V. K. Sukhotin^{1}*

Overview of Methods for Segmentation of Point Cloud Data from Laser Scanning

¹ Siberian State University of Geosystems and Technologies, Novosibirsk, Russia

*e-mail: Suhotin-V2022@sgugit.ru

Abstract. Processing of laser scanning data involves the transformation of raw data obtained using a laser scanner into a data array that can be used to create three-dimensional models of objects. The results can be used in various fields such as architecture, engineering, medicine, etc. The purpose of this work is to compare different segmentation methods to select the best ones for solving certain problems. Segmentation methods based on edge detection, machine learning and hierarchical structure are considered. The advantages and disadvantages of each method are highlighted.

Keywords: segmentation, laser scanning, classification, remote sensing

Введение

Сегментация и дальнейшая классификация облаков точек в настоящее время является одним из наиболее важных направлений развития методов обработки данных лазерного сканирования. Современные лазерные сканеры обеспечивают высокое разрешение за сравнительно небольшое время работы, что приводит к большим объемам данных. Ручная сегментация больших объемов данных отнимает много времени, поэтому процессы сегментации и классификации необходимо автоматизировать [1].

Массив точек лазерного сканирования – это цифровая модель объекта, состоящая из нескольких точек с пространственными координатами. Он содержит

геометрические характеристики отсканированного объекта, такие как форма, размер, положение и ориентация в пространстве [7]. Для успешной обработки и представления данных лазерного сканирования в процессе обработки выполняется сегментация с последующей классификацией.

Сегментация – это процесс разделения массива точек на группы в соответствии с заданными критериями (кривизна, форма, плотность и т.д.). Сегментация позволяет детальнее изучить структуру и свойства объектов. Этот процесс может выполняться вручную или автоматически без участия оператора [6].

Классификация является следующим шагом после сегментации, и каждой сегментированной группе присваивается класс (например, поверхность земли или растительность) в соответствии с ее особенностями и характеристиками для лучшей визуализации и дальнейшей обработки. Классификация таким образом может быть использована для определения того, какие объекты присутствуют в исходном облаке точек [2].

В данной статье описаны различные методы сегментации и классификации, чтобы выбрать наилучший метод для конкретной задачи. Были выделены преимущества и недостатки каждого метода.

Методы и материалы

Во время исследования различные виды сегментации были выделены три основные группы: сегментация на основе выделения краев, сегментация на основе машинного обучения, сегментация на основе иерархической структуры.

Сегментация массива точек на основе выделения краев является важным методом обработки данных в компьютерном зрении и геоинформатике. Этот метод использует алгоритмы выделения краев, такие как операторы Собеля, Лапласа и Кенни. Сегментация облака точек на основе выделения краев может использоваться для разделения облака точек на различные сегменты [9]. Структура сегментации на основе обнаружения краев показана на рисунке 1.

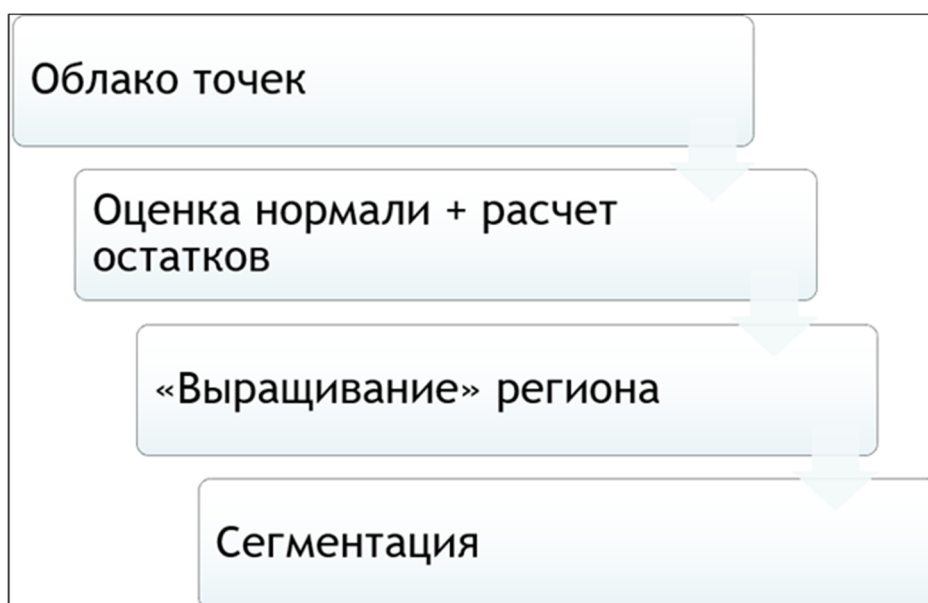


Рис. 1. Алгоритм сегментации на основе выделения краев

Основная цель алгоритма сегментации – разделить исходный массив точек на значимые подмножества и избежать как недостаточной, так и избыточной сегментации. Метод сегментации состоит нескольких этапов, показанных на рис. 2.

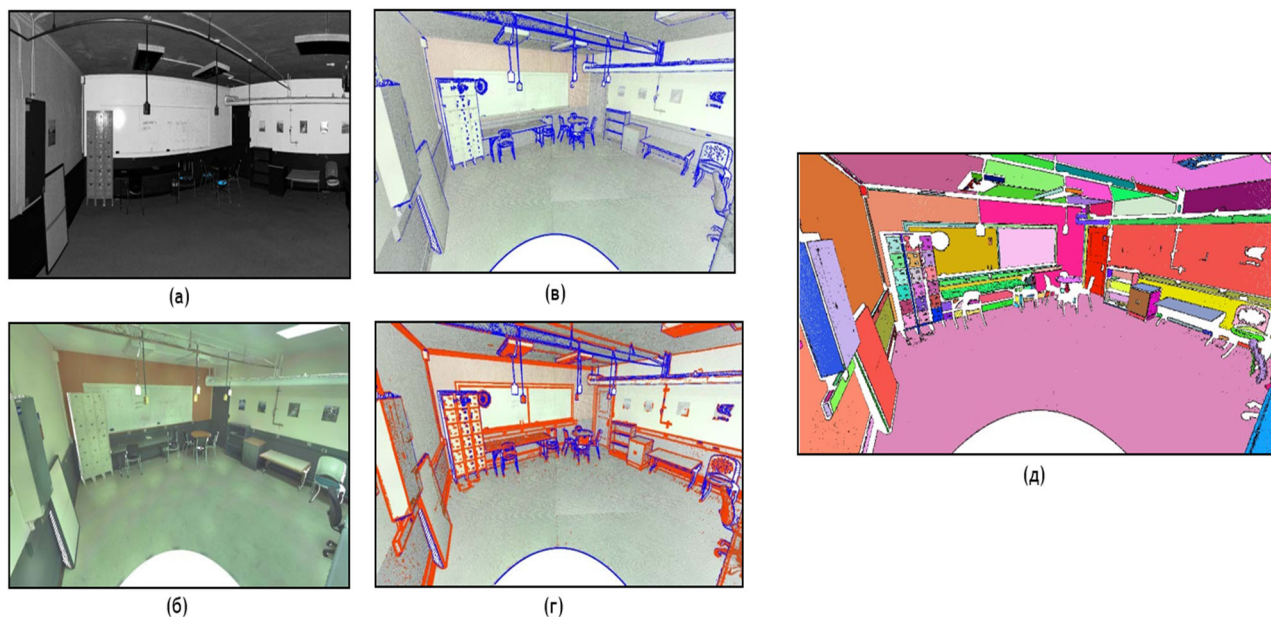


Рис. 2. Пример сегментации на основе выделения краев: а) выбор точек; б) уточнение соответствия в) оценка нормальности; г) сопоставление сегментов; д) «выращивание» области

Чтобы продемонстрировать эффективность предложенного метода, была исследована комната с 9 135 288 точками. Эта комната содержит различные объекты разного размера. Кроме того, этот набор данных содержит различные типы шума и нежелательных точек, таких как смешанные пиксели, точки с большими ошибками измерения (диапазон движения) из-за преломления на ярких или прозрачных объектах, маленькие объекты и точки, захваченные с геометрическими формами, которые не могут быть идентифицированы в данных [8]. Время обработки этого набора данных составило 10 секунд при использовании 8 потоков (без учета операций ввода-вывода данных).

В этом разделе представлены методы, использующие машинное обучение. Эти методы характеризуются использованием алгоритмов машинного обучения, которые обучаются на больших объемах помеченных данных.

PointNet - это унифицированный алгоритм (рис. 3). Он принимает облако точек в качестве прямого входа и выдает либо метки классов для всех входов или сегментов, либо метки сегментов для каждой входной точки. Базовая структура представленной сети удивительно проста, поскольку на первом этапе каждая точка рассматривается как идентичная и независимая. На первом этапе каждая точка представлена только тремя координатами (x, y, z).

Основное преимущество заключается в том, что обычные сверточные алгоритмы требуют очень регулярных форматов входных данных, таких как сетки изоб-

ражений или трехмерные воксели, для выполнения оптимизации ядра и других оптимизаций. Поскольку не существует стандартного формата для облаков точек и сеток, многие ученые часто преобразуют такие данные в регулярные 3D-воксели или коллекции изображений, прежде чем загрузить их в нейронную сеть для обработки. Однако такое преобразование представления данных может привести к очень большому объему данных и усложнить присущую инвариантность [9].

Основным элементом данного подхода является применение одной симметричной функции – функции максимального объединения. Фактически, сеть выбирает интересные или информативные точки в облаке точек и обучается набору оптимизационных функций или критериев, которые кодируют выбранные элементы.

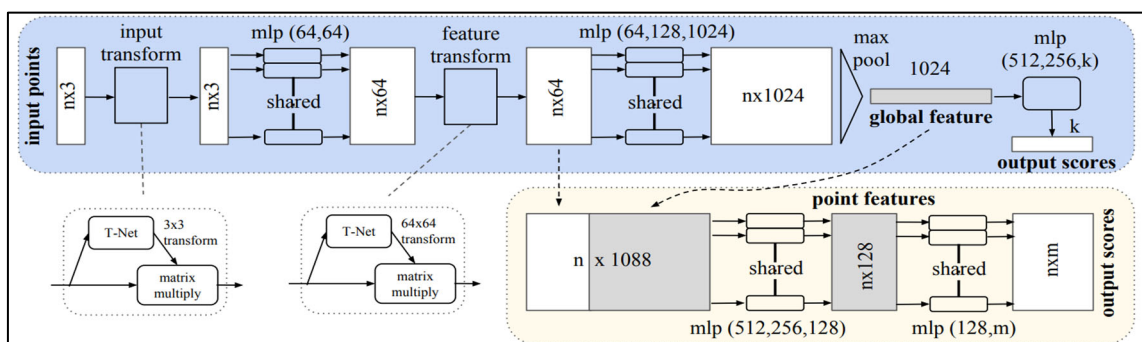


Рис. 3. Алгоритм PointNet

На (рис. 4). представлены примеры семантической сегментации и обнаружения объектов. Во время тестирования было отснято 271 комната с различными объектами. Все точки были классифицированы на 13 классов, и алгоритм показал точность проверки 78,62 % по сравнению с другими алгоритмами такого типа: первый ряд – входной набор точек со стенами и потолком, скрытыми для наглядности; второй и третий ряды - точки, принадлежащие к разным семантическим областям, обозначенные разными цветами, предсказания для точек, принадлежащих к одной семантической области, и сравнительная семантическая сегментация [10].

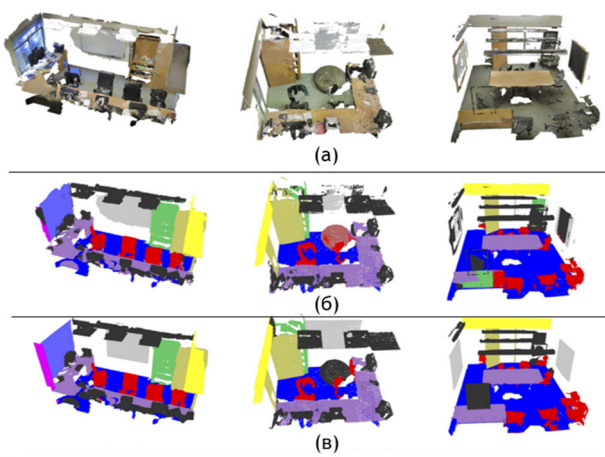


Рис. 4. Пример обработки облака точек PointNet

Сегментация на основе иерархической структуры использует иерархический подход для сегментации изображения. Этот подход основан на том, что объекты на изображении могут быть определены как набор более мелких объектов, которые, в свою очередь, могут быть определены как набор более мелких объектов. Таким образом, изображения могут быть сегментированы в иерархическую структуру объектов [4].

Алгоритмы сегментации на основе иерархической структуры начинают с разбиения изображения на простейшие сегменты. Затем эти сегменты объединяются в более крупные сегменты в соответствии с различными критериями, такими как цвет, текстура или форма. Этот процесс продолжается до тех пор, пока все сегменты не будут объединены в единую структуру [5].

Алгоритмы кластеризации, которые классифицируют объекты на основе сходства, также могут быть применены для сегментации 3D облаков точек. Широко используемый алгоритм K-Means, который может разделить точки данных на K (заранее заданный параметр, определяющий количество кластеров), был применен для классификации облаков точек на пять кластеров на основе кривизны. Недостатком алгоритма кластеризации K-Means является то, что количество кластеров должно быть определено заранее, что невозможно в большинстве случаев. Чтобы преодолеть этот недостаток, для сегментации облаков точек был использован алгоритм Mean Motion, популярный непараметрический метод кластеризации рассеянных данных [11].

Было проведено два теста по обработке облака воздушных точек. Первый тестируемый набор данных состоял из 3 433 000 точек и охватывал городскую территорию размером 5 км x 5 км. Этот набор данных включал здания, рельеф, дороги и растительность (рис. 5) показывает результаты обработки всего набора данных.

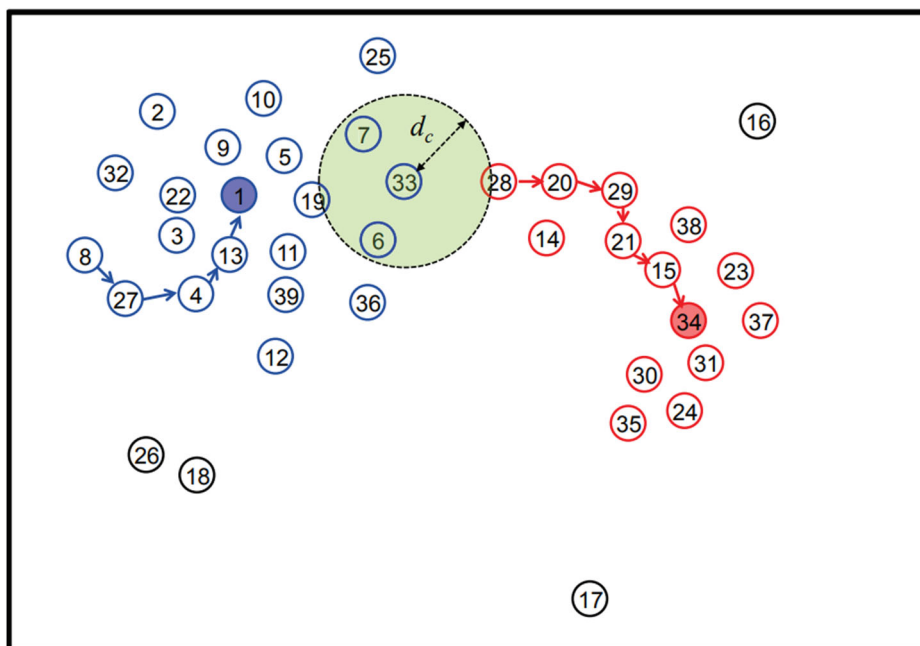


Рис. 5. Иллюстрация процедуры иерархической процедуры

Из него видно, что местность разделена дорогой (слева внизу, оранжевый) на два сегмента, фиолетовый и светло-желтый, соответственно, и что местность в фиолетовой части полностью разделена на один сегмент, хотя на поверхности есть разные объекты. Крыши зданий также в основном сегментированы, но небольшие структуры сохранились.

Второй набор данных был протестирован, как показано на (рис. 6). Он показывает, что такие объекты, как деревья и здания, почти полностью отделяются от земли в единый сегмент, а детали крыш хорошо сохраняются [8].

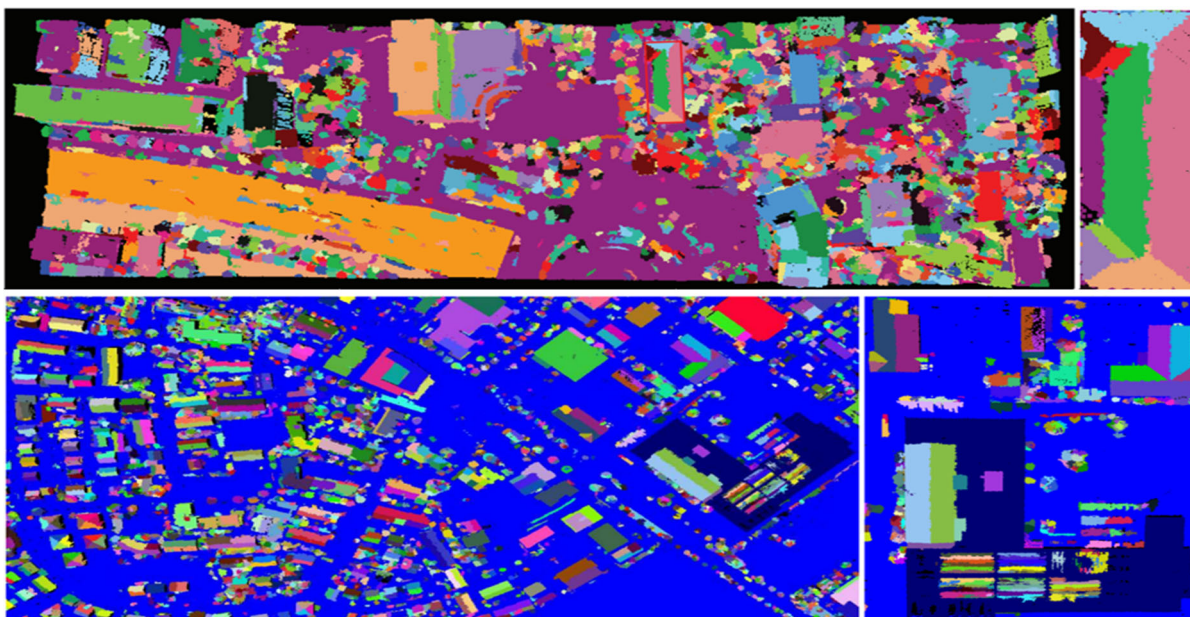


Рис. 6. Результат иерархической сегментации

Заключение

В работе были рассмотрены различные типы сегментации точек лазерного сканирования и сделаны следующие выводы.

Выбор метода сегментации зависит от конкретной задачи и характеристик данных, таких как плотность объектов и количество шума. Выбор метода сегментации зависит от конкретной задачи и характеристик данных, таких как плотность объектов и количество шума. Рекомендуется попробовать различные методы и выбрать тот, который дает наилучшие результаты для данной задачи.

Сегментация на основе выделения краев обеспечивает быструю и полностью автоматическую сегментацию. Неточные результаты получаются в случае шума или неравномерной плотности точек.

Сегментация на основе машинного обучения разделяет объекты с различными материалами, чувствительна к неоднородной плотности облака точек и сильно зависит от материалов различных частей объекта.

Сегментация на основе иерархии позволяет проводить кластеризацию на разных уровнях и анализировать данные на разных уровнях детализации. Новые точки данных могут быть добавлены к существующим кластерам. Некоторые

точки данных не могут быть отнесены ни к одному кластеру на любом уровне иерархии, что может привести к потере информации.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Велижев, А. В. Автоматическая сегментация облаков точек на основе элементов поверхности : статья / А. В. Велижев., Р. В. Шаповалов., Д. Потапов – Текст : непосредственный // Москва : МГУ. – 2020. – С. 2–3.
2. Джидид, А. Д. Обзор методов сегментации и классификации облака точек архитектурных объектов : статья / А. Д. Джидид – Текст : непосредственный // Москва : ГУЗ. – 2019. – С. 6–8.
3. Джидид, А. Д. Разработка методик обработки результатов наземного лазерного сканирования для 3D-кадастра : диссертация / А. Д. Джидид – Текст : непосредственный // Москва : ГУЗ – 2021. – С. 36-40.
4. Дьяченко, Р. А. Разработка методики классификации точек лазерного отражения на основе программного обеспечения Bentley Microstation : статья / Р. А. Дьяченко., Д. А. Гура., Д. А. Беспятчук. – Текст : непосредственный // Краснодар : КГТУ. – 2023. – С. 4-8.
5. Мсаллам, М. Повышение производительности классификации трехмерных облаков точек за счет увеличения данных : статья / М. Мсаллам., В. И. Сырямкин – Текст : непосредственный // Томск : ТГУ. – 2020. – С 70-72.
6. Ткачева, А. А. Классификация облака точек лазерного сканирования в задаче реконструкции естественных ландшафтных сцен : статья / А. А. Ткачева – Текст : непосредственный // Красноярск : СГАУ. – 2016. – С. 2.
7. Ткачева, А. А. Сегментация исходного облака точек лиственной массы lidar-данных на отдельные облака деревьев : статья / А. А. Ткачева – Текст : непосредственный // Красноярск : СГАУ. – 2015. – С. 2.
8. Fast edge detection and segmentation of terrestrial laser scans through normal variation analysis – Текст : электронный. – URL: https://www.researchgate.net/publication/319863884_FAST_EDGE_DETECTION_AND_SEGMENTATION_OF_TERRESTRIAL_LASER_SCANS_THROUGH_NORMAL_VARIATION_ANALYSIS (дата обращения 22.04.2023).
9. Pairwise linkage for point cloud segmentation – Текст : электронный. – URL: https://www.researchgate.net/publication/303801203_PAIRWISE_LINKAGE_FOR_POINT_CLOUD_SEGMENTATION (дата обращения 22.04.2023).
10. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation – Текст : электронный. – URL: <https://arxiv.org/abs/1612.00593> (дата обращения 21.04.2023).
11. Segmentation of point clouds using smoothness constraint – Текст : электронный. – URL: https://www.researchgate.net/publication/228340970_Segmentation_of_point_clouds_using_smoothness_constraint (дата обращения 21.04.2023).

© А. Ю. Чермошенцев, В. К. Сухотин, 2023