

СОЗДАНИЕ ТРЕХМЕРНЫХ МОДЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕГМЕНТАЦИИ ДАННЫХ LIDAR

Д.А. Овчинников, А.А. Милевич, Т.Ю. Крутов

Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана

***Аннотация.** В данной работе исследуется создание трёхмерных моделей деревьев из облака точек на основе предварительной сегментации этих деревьев. На основе проведённых экспериментов показано, что на основе сегментации можно создавать трёхмерные модели с высокой степенью успешности, при условии большого количества точек в облаке. Показано, что метод *ball-pivoting* гораздо успешнее метода *poisson surface reconstruction*. В заключение делается вывод о том, что предварительная сегментация улучшает качество модели и помогает избавиться от шумов и лишних объектов.*

***Ключевые слова:** облако точек, сегментация деревьев, трёхмерная модель, полигон.*

Введение

Сегментация — это процесс выделения и разделения отдельных объектов или областей на изображении. Сегментация деревьев из облака точек - процесс выделения и разделения отдельных деревьев в облаке точек, полученном при сканировании земной поверхности с помощью лидар.

Существуют различные методы сегментации деревьев из облака точек, такие как пороговые значения, кривые высот, случайные леса, растровые модели и глубокое обучение. Методы сегментации могут использоваться в различных областях науки и техники в зависимости от конкретной задачи и требуемых характеристик объектов.

Создание высококачественных и точных трёхмерных моделей объектов на основе облака точек является важной областью компьютерной графики, компьютерного зрения и геометрического моделирования.

История создания таких моделей началась в 1970-х годах с появления первых сканеров, а в 1990-х годах были разработаны первые алгоритмы автоматического создания моделей на основе облака точек. С развитием технологий и алгоритмов было разработано множество методов для создания трёхмерных моделей, использующих как классические методы, так и новые методы с использованием нейросетевых архитектур, глубокого обучения и машинного зрения.

Среди популярных методов создания трёхмерных моделей на основе облака точек — метод "Poisson surface reconstruction", "Marching Cubes" и "Ball-Pivoting Algorithm". Текущие исследования направлены на повышение качества моделей, увеличение скорости обработки данных и создание алгоритмов для работы с большими объемами данных.

Методы сегментации деревьев

Для достижения наилучших результатов, был выбран метод кластеризации DBSCAN [1], т.к. он обеспечивает хорошую эффективность при невысоком качестве и разрешении облака точек.

DBSCAN — это алгоритм кластеризации данных, который используется для группировки объектов на основе их плотности распределения, без явных границ кластеров. Он определяет "основные" и "шумовые" точки на основе радиуса Eps и минимального числа соседей $minPts$.

DBSCAN может определять кластеры любой формы и размера и работать с данными, имеющими неоднородную плотность распределения точек. Его преимущества - возможность обнаруживать кластеры любой формы и размера, а также способность обрабатывать большие объемы данных. Недостатки - необходимость настройки параметров и высокая вычислительная сложность при работе с большими наборами данных.

Также существует метод инвентаризации деревьев на основе данных [2], полученных с помощью лазерного сканирования (LiDAR). Авторы представляют метод, который использует машинное обучение и компьютерное зрение для автоматического обнаружения и классификации деревьев на основе данных, полученных с помощью лазерного сканирования. Алгоритм использует глубокие нейронные сети для обработки данных, полученных с лазерного сканера, и распознавания деревьев на изображении. В статье авторы представляют результаты экспериментов, показывающие высокую точность и эффективность метода на различных типах данных, а также применимость метода для различных задач, связанных с инвентаризацией лесов и оценкой их биомассы.

Ещё существуют методы сегментации деревьев из облака точек на основе глубокого обучения, которые используют сверточные нейронные сети [3], стали популярными в последние годы, благодаря своей способности автоматически выделять признаки из данных и достигать высокой точности в сегментации.

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN) являются одним из наиболее распространенных методов сегментации деревьев из облака точек. Эти сети используются для выделения признаков из облака точек, а затем для классификации каждой точки облака как часть дерева или не дерева. Для этого сеть обрабатывает облако точек как трехмерный тензор и извлекает признаки из точек в каждом окне размером с определенный объем облака точек. Для повышения точности сегментации, можно использовать различные архитектуры CNN, например, U-Net, PointNet, PointCNN и другие.

Одним из преимуществ методов на основе глубокого обучения является их способность автоматически выделять признаки из данных, что может помочь уменьшить необходимость ручной обработки данных и повысить точность сегментации. Однако, эти методы также требуют большого количества обучающих данных и вычислительных ресурсов для тренировки и инференса моделей.

Методы создания трехмерных моделей объектов на основе облака точек

Существует метод генерации трехмерных облаков точек на основе непрерывных нормализующих потоков под названием "PointFlow3" [4]. Авторы метода представляют архитектуру сети, которая использует непрерывные потоки для генерации точек с заданным распределением и поверхностными нормальными. Такой метод не подходит в связи с отсутствием необходимости генерировать точки и наличием готового датасета.

Также существуют различные методы упрощения облаков точек. Один из них — это метод, основанный на выделении важных точек с помощью карт сальентности и их представлении в виде разреженной матрицы [5]. Авторы предлагают алгоритм, который позволяет удалять из облака точек наиболее "неважные" точки, сохраняя при этом основные геометрические характеристики объектов. Этот метод также не подходит, т.к. полученный датасет и так не обладает большим количеством точек, что делает неуместным методы упрощения облака точек.

Следуя выводам выше, приходим к использованию более простых методов без использования нейронных сетей.

Было выбрано 2 исходных метода: Ball-Pivoting Algorithm (BPA) [6] и Poisson surface reconstruction [7].

ВРА — это метод построения поверхностей по облакам точек с использованием шаров определенного радиуса для построения треугольников между точками. Алгоритм начинается с выбора случайной точки и поиска ближайших к ней двух точек, затем он находит третью точку на поверхности круга, который образуется вокруг первой точки, и строит треугольник между ними.

Процесс повторяется, пока все точки не будут использованы. ВРА был разработан для более эффективного и быстрого построения поверхностей и успешно применяется в различных областях, таких как компьютерная графика, геология, биология и медицина.

Алгоритм Poisson surface reconstruction используется для восстановления поверхности из точечных данных методом Пуассона. Сначала строятся ориентированные нормали для каждой точки данных, затем создается поле ориентации и вычисляется градиент поля ориентации, который представляет собой поверхностную нормаль в каждой точке. Далее решается уравнение Пуассона, что дает функцию, представляющую собой потенциальную поверхность, которая затем преобразуется в реальную поверхность.

Второй метод считается более надёжным, а также лучше создаёт модель из облака точек, однако, с полученным набором данных он работал в разы хуже, чем первый метод. Сравнение представлено на рисунке 1.

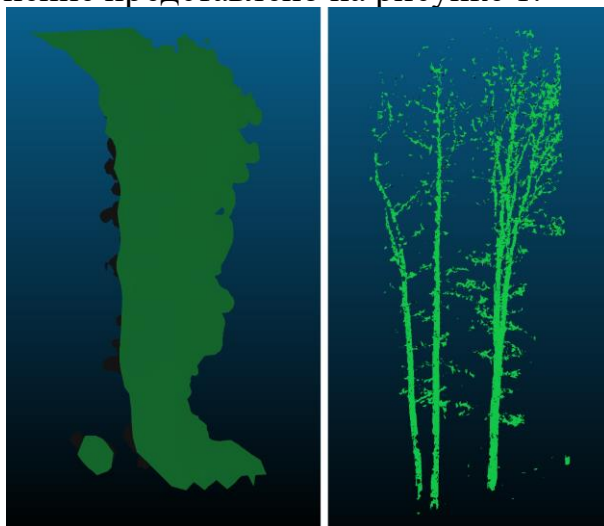


Рис.1. Сравнение методов (ball-pivoting справа)

В результате был выбран первый метод для создания трёхмерных объектов и подобраны наилучшие параметры.

Сегментация отдельных деревьев

Первоочередной задачей было решено начать с очистки выбранного датасета от лишних объектов (земли). Это показано на рисунке 2.

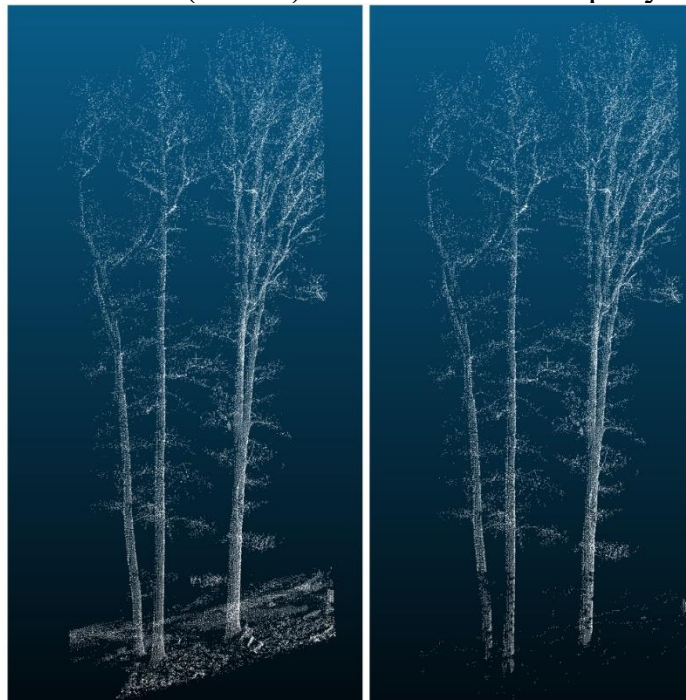


Рис. 2. Очистка выбранного датасета от земли

Для сегментации деревьев из очищенного датасета, методом DBSCAN, был подобран радиус (ϵ) и минимальное число соседей (min_pts) эмпирическим путем, чтобы далее сформировать массив объектов. После, отдельно сохранить нужные элементы массива, которые представлены ниже на рисунке 3.

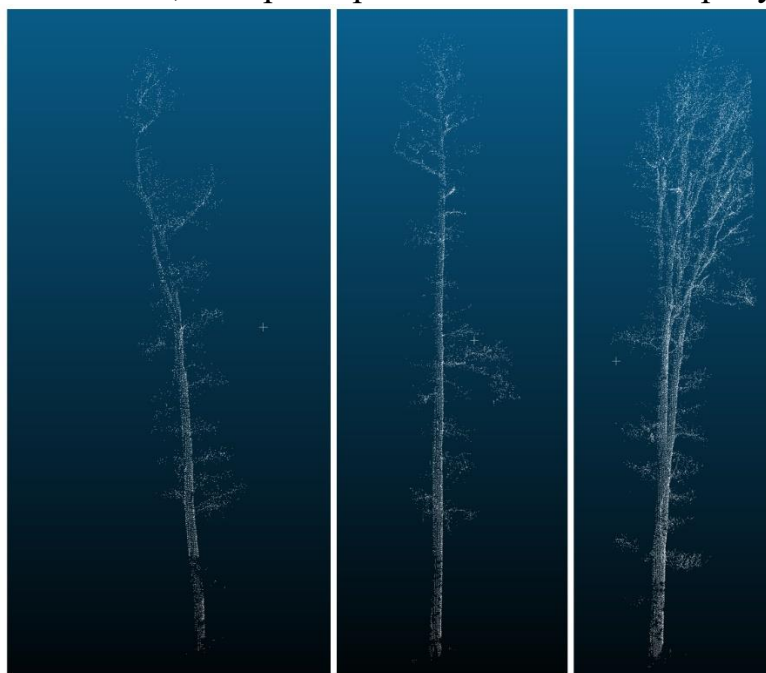


Рис. 3. Сегментированные деревья из облака точек

Создание трехмерных моделей объектов на основе облака точек

Для начала, был взят датасет, состоящий из 3-х деревьев, целиком. Первой задачей было найти оптимальный радиус для алгоритма, чтобы строить качественные трехмерные модели.

Было взято несколько различных значений. За основу было взято среднее расстояние между точками равное 0.0596 у.е. Визуализация показана на рисунке 4.

Табл. 1. Зависимость размеров полигонов и их разрывов от радиуса в ВРА

Радиус (у.е.)	0,01	0,03	0,05	0,15	0,25
Средний размер ребра (у.е.)	0,01577	0,02633	0,04153	0,11598	0,11598
Количество разрывов	-3	37094	50775	52745	36389
Количество полигонов	6	29480	40613	41312	28134

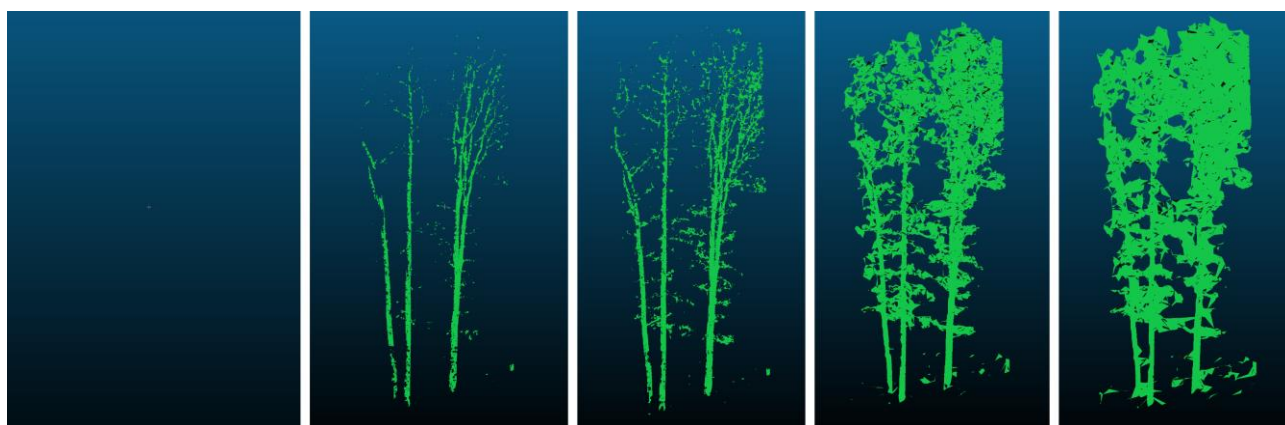


Рис. 4. Трехмерные модели исходного облака точек

Количество разрывов на количество полигонов лучше у модели с радиусом 0,05, поэтому её можно считать лучшим результатом и использовать в следующей части исследования.

Создание трехмерных моделей объектов на основе сегментированного облака точек

Ранее были получены отдельные облака точек для каждого дерева. После из каждого облака точек была создана трёхмерная модель алгоритмом ball-pivoting и радиусом 0,05. Это показано на рисунке 5.

Табл. 2. Размер полигонов и количество разрывов у каждого дерева

Дерево(номер)	1	2	3
Средний размер ребра (у.е.)	0,01577	0,02633	0,02633
Количество разрывов	-3	19855	37094
Количество полигонов	6	15110	29480

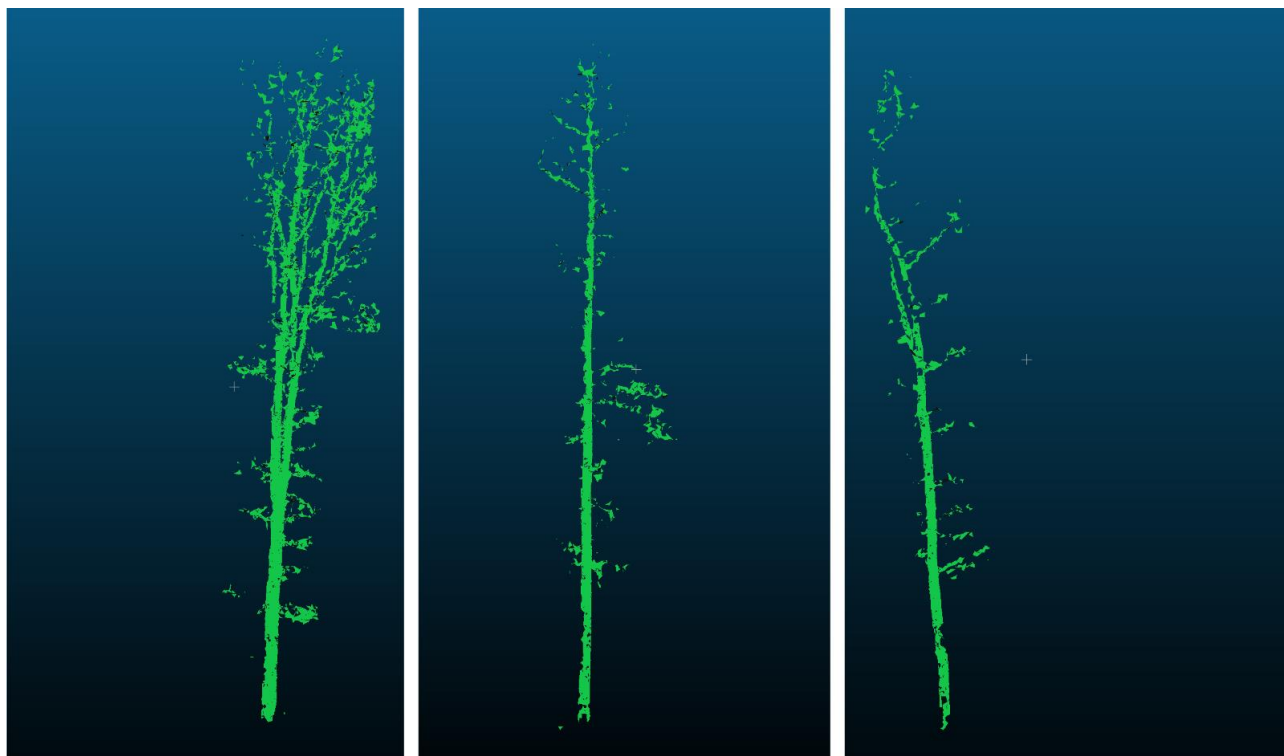


Рис. 5. Трехмерные модели сегментированных деревьев

Общее количество полигонов составило 39145, что меньше на 3,6%, чем в модели из 3-х деревьев, а количество разрывов составило 49548, что на 2,4% меньше. Зато увеличился средний размер ребра до 0,077, что на 185% больше изначального.

В результате, получаем более качественную модель, с меньшим количеством помех и шумов, а также большей проработкой полезных деталей. Визуальное сравнение представлено ниже на рисунке 6.

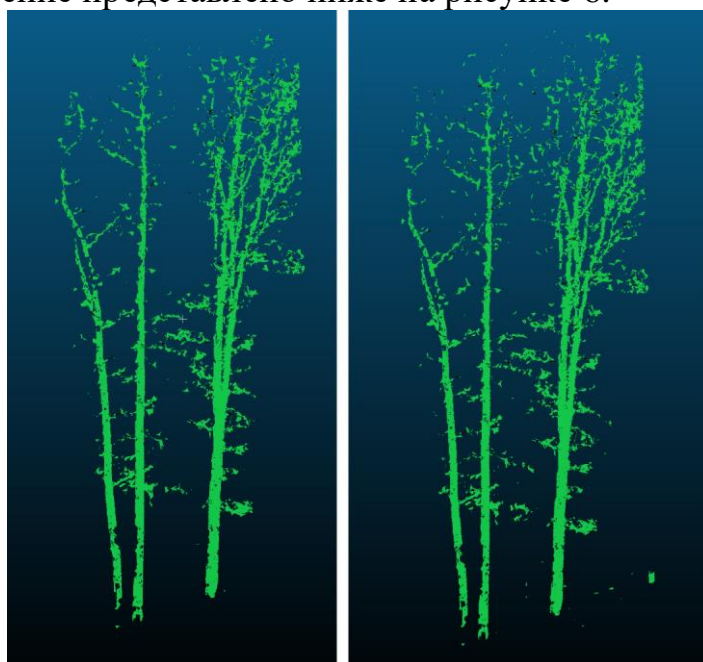


Рис. 6. Сравнение трехмерных моделей несегментированных и сегментированных деревьев

Левая модель состоит из отдельных деревьев, и можно заметить, что она имеет меньше шумов, чем модель справа.

Заключение

Подводя итог, сегментация помогает сделать трёхмерную модель более качественной и избавиться от лишних шумов и помех. Также, благодаря сегментации мы можем изучить какую-то часть рассматриваемой модели более детально.

Сегментация позволяет обрабатывать меньшие объёмы данных, так как мы разбиваем облако точек на части. Поэтому требуется меньше вычислений, что ведет к экономии времени.

В будущем требуется использовать нейронные сети, которые являются мощным инструментом для сегментации деревьев из облака точек. Они могут давать точные результаты при обработке больших облаков точек, и при этом не требуют сильной предварительной обработки данных. Однако для их использования требуется значительное количество размеченных данных и вычислительных ресурсов.

Без использования нейронных сетей модели получаются достаточно посредственными для дальнейшего использования и требуют доработки. Однако это помогает лучше понять работу с облаком точек и методы сегментирования и моделирования.

Список литературы

1. Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) (pp. 226-231).
2. Grishin, I.A., Sakharova, E.K., Ustinov, S.M., Kanev, A.I., Terekhov, V.I. (2023). Tree Inventory with LiDAR Data. Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VI. NEUROINFORMATICS 2022. Studies in Computational Intelligence, vol 1064. Springer. 2022
3. Elizaveta K. Sakharova, Dana D. Nurlieva, Antonina A. Fedorova, Alexey R. Yakubov and Anton I. Kanev, Issues of Tree Species Classification from LiDAR Data using Deep Learning Model / Neuroinformatics 2021
4. Kong, L., Rajak, P., & Shakeri, S. (2023). PointFlow3: Flow-based 3D Point Cloud Generation with Continuous Normalizing Flows. ArXiv preprint arXiv:2302.13408.
5. Leal, E., Sanchez, G., Branch-Bedoya, J. W., & Abad, F. (2021). A Saliency-Based Sparse Representation Method for Point Cloud Simplification. Sensors, 21(13), 4279. DOI: 10.3390/s21134279.
6. Bernardini, F., Mittleman, J., Rushmeier, H. E., & Silva, C. T. (1999). The Ball-Pivoting Algorithm for Surface Reconstruction. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 5(4), 349-359. doi: 10.1109/2945.817351.
7. Kazhdan, M., Bolitho, M., & Hoppe, H. (2006). Poisson surface reconstruction. In Proceedings of the fourth Eurographics symposium on geometry processing (pp. 61-70).