

Д. А. Гура^{1,2}, Р. А. Дьяченко¹, Т. А. Тихонов¹✉

Применение алгоритма CANUPO для классификации точек лазерного отражения

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

²Кубанский государственный аграрный университет,
г. Краснодар, Российская Федерация
e-mail: timka2015@yandex.ru

Аннотация. Исследование посвящено оценке возможностей применения алгоритма CANUPO для автоматической классификации облаков точек лазерного отражения в программном обеспечении CloudCompare. Актуальность работы обусловлена ограниченной универсальностью существующих методов. CANUPO, в отличие от ресурсоемких нейросетевых подходов, реализует бинарную классификацию на основе многомасштабного анализа геометрических признаков, демонстрируя устойчивость к шуму и эффективность при малом объеме обучающих данных. В работе проведен анализ параметров алгоритма, выполнена классификация природного ландшафта острова Гуадалупе (растительность, естественная поверхность) и сравнение с ручным методом. Результаты подчеркивают практическую значимость CANUPO для задач с выраженными геометрическими различиями классов, а также необходимость развития гибридных решений, сочетающих алгоритмическую обработку с экспертным анализом для повышения точности и адаптивности в условиях роста объемов 3D-данных.

Ключевые слова: автоматическая классификация, нейронная сеть, алгоритм CANUPO, бинарные данные, идентификация, кадастр

D. A. Gura^{1,2}, R. A. Dyachenko¹, T. A. Tikhonov¹✉

Application of CANUPO algorithm to classify laser reflection points

¹Kuban State Technological University, Krasnodar, Russian Federation

²Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation
e-mail: timka2015@yandex.ru

Abstract. The study is devoted to assessing the capabilities of the CANUPO algorithm for automatic classification of laser reflection point clouds in CloudCompare software. The relevance of the work is due to the limited universality of existing methods. CANUPO, unlike resource-intensive neural network approaches, implements binary classification based on multi-scale analysis of geometric features, demonstrating resistance to noise and efficiency with a small volume of training data. The paper analyzes the algorithm parameters, classifies the natural landscape of Guadalupe Island (vegetation, natural surface) and compares it with the manual method. The results emphasize the practical importance of CANUPO for problems with pronounced geometric differences between classes, as well as the need to develop hybrid solutions that combine algorithmic processing with expert analysis to improve accuracy and adaptability in the face of growing 3D data volumes.

Keywords: automatic classification, neural network, CANUPO algorithm, binary data, identification, cadastre

Введение

Автоматическая классификация точек лазерного отражения является актуальным на сегодня направлением, особенно в контексте задач распознавания объектов для кадастрового учета. Классифицированное облако точек упорядочивает хаотичный набор данных, что упрощает анализ и интерпретацию информации. Таким образом, классификация превращает набор «сырых» 3D-данных в осмысленную структуру, обеспечивая возможность работы с классифицированными материалами, что критически важно для идентификации объектов [1].

Проблема автоматической классификации облаков точек заключается в ограниченной универсальности существующих методов, которые ориентированы на узкие классы задач. Например, нейронная сеть PointNet++, несмотря на наличие предобученных весов, не адаптирована для большинства реальных задач, таких как детекция природных ландшафтов или распознавание сложных объектов [1, 2]. Данный факт обуславливает необходимость обучения модели на обширных наборах данных, охватывающих разнообразные условия. Также можно привести в пример другое программное обеспечение «Reclouds» от российских разработчиков «Нанософт» с модулем «Сегментация», которое ограничено классификацией промышленных объектов, таких как трубы или металлоконструкции, и не подходит для задач трехмерной идентификации в системах кадастра или экологического мониторинга.

Среди методов классификации облаков точек выделяется алгоритм CANUPO. Этот метод машинного обучения с контролируемым подходом специализирован на бинарной сегментации пространственных данных. В отличие от ресурсоемких нейросетевых архитектур, CANUPO реализует многомасштабный анализ локальных геометрических признаков, что демонстрирует устойчивость к шуму и вариативности плотности точек [3]. Ключевое преимущество алгоритма – возможность создания пользовательских классификаторов или использования готовых моделей, обучаемых на ограниченных выборках данных. Такая гибкость обеспечивает точную классификацию даже при малом объеме размеченных данных, что особенно ценно для детекции малозаметных объектов в условиях плотной застройки [4].

Задачи исследования:

1. Анализ автоматической классификации в CloudCompare с использованием CANUPO;
2. Сравнение автоматической и ручной классификации;
3. Оценка прикладной применимости CANUPO.

Методы и материалы

Исследование проводилось в ПО CloudCompare с открытым исходным кодом для работы с облаками точек и полигональными сетями. Оно позволяет загружать, визуализировать, редактировать и анализировать данные, полученные из технологии лазерного сканирования. CloudCompare поддерживает широкий набор инструментов, включая импорт и экспорт необходимых форматов, реги-

страцию и обработку облаков точек, вычисление расстояний между ними, сегментацию и многомасштабную классификацию [5].

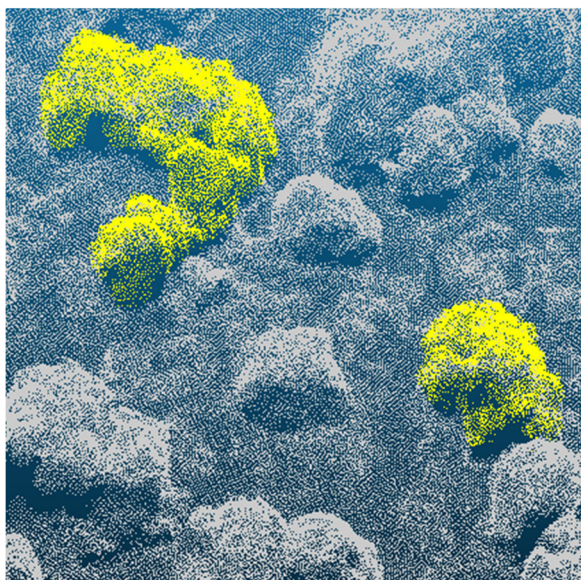
Исходные данные для изучения возможностей алгоритма автоматической классификации взяты с открытого источника “OpenTopography” (<https://portal.opentopography.org/datasets>). Набор данных представлен облаком точек 2019 года острова Гуадалупе в Мексике (рис. 1).



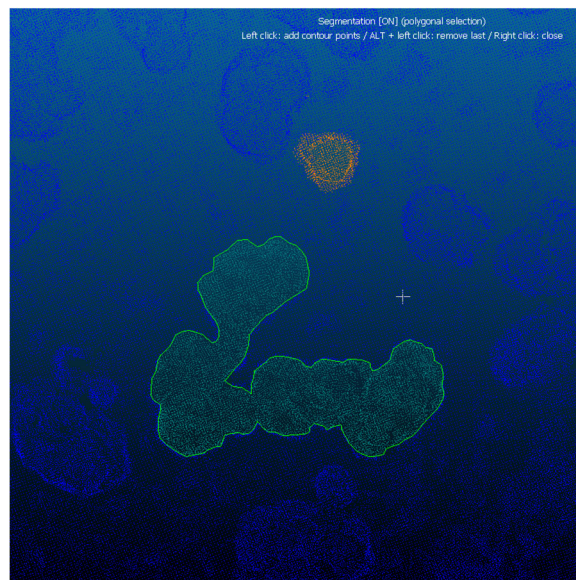
Рис. 1. Облако точек в RGB острова Гуадалупе в Мексике 2019 года

Важной особенностью CANUPO является его ориентация исключительно на геометрические данные. Если различия в облаке точек обусловлены только интенсивностью или информацией RGB, алгоритм не даст нужного результата.

Создание пользовательского классификатора в CANUPO начинается с формирования репрезентативной выборки классов. Это эталонные подмножества данных, которые характеризуют объекты различных классов [6]. Выборка может быть создана двумя методами. Первый метод заключается в интерактивной сегментации, при которой объекты выделяются в основном облаке точек с помощью инструментов геометрического анализа с последующим присвоением уникального идентификатора классу. Второй метод включает ручную разметку, предполагающая непосредственное выделение точек, принадлежащих определенному классу (Рис. 2). Ключевыми критериями качества выборки являются репрезентативность, требующая включения всех вариаций объектов внутри класса (размер, форма, ориентация) для минимизации риска переобучения, и сбалансированность, обеспечивающая равномерное распределение примеров для предотвращения смещения модели в сторону доминирующего класса (рис. 3).



а)



б)

Рис. 2. Создание классификаторов для обучения алгоритма: а) метод ручной классификации; б) метод сегментации

Плагин Canuro в CloudCompare позволяет гибко настраивать параметры многомасштабного анализа через три ключевые настройки:

- минимальный диаметр (Min scale);
- максимальный диаметр (Max scale);
- шаг (Step).

Вышеперечисленные параметры определяют, как алгоритм анализирует геометрические особенности точек на разных уровнях детализации. Минимальный диаметр определяет наименьший радиус окрестности вокруг точки, в пределах которого анализируется ее геометрическая структура, а максимальный диаметр задает наибольший радиус окрестности для анализа. (Min scale должен быть меньше типичного размера самых мелких целевых объектов, а Max scale должен превышать размер крупных объектов). Step (шаг) - указывает интервал между последовательными масштабами (радиусами). Чем меньше шаг, тем больше масштабов будет проанализировано, что повышает точность, но существенно замедляет обработку. Обученный классификатор сохраняется в формате *.prn. Для оптимизации рабочего времени автоматическую классификацию объектов рекомендуется выполнять на небольших участках.

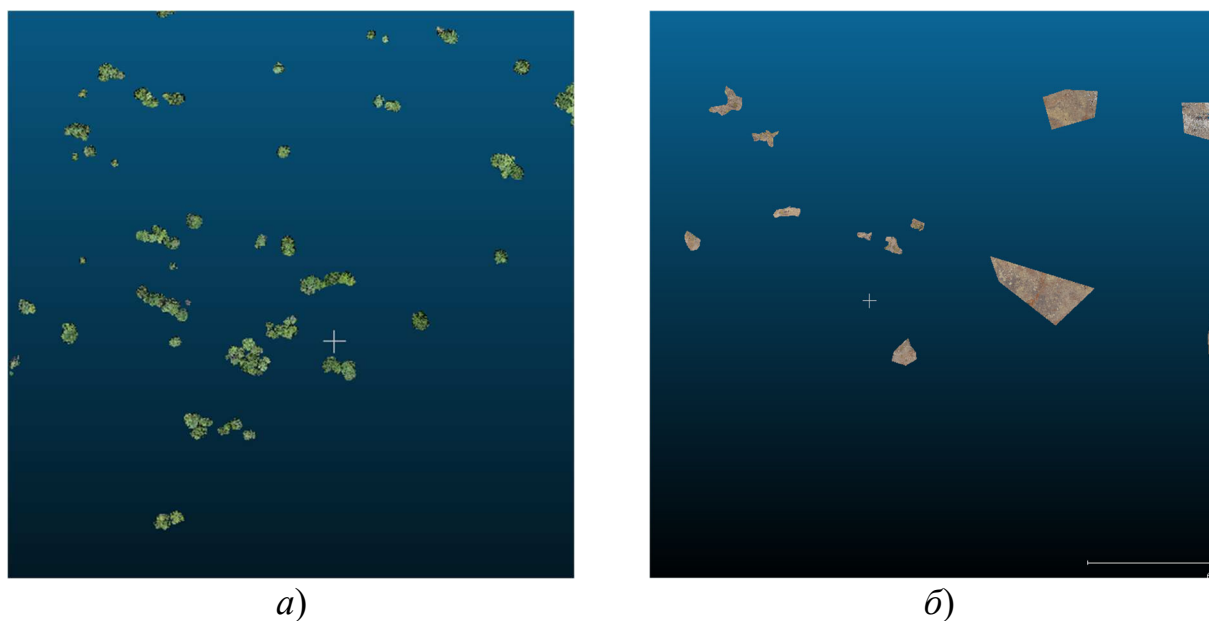


Рис. 3. Выборка классов: *а)* класс растительность; *б)* класс естественная поверхность

Результаты

После обучения и применения классификатора на массиве данных формируется классифицированное облако точек, разделенное на два класса:

1. Растительность;
2. Естественная поверхность (рис. 4).

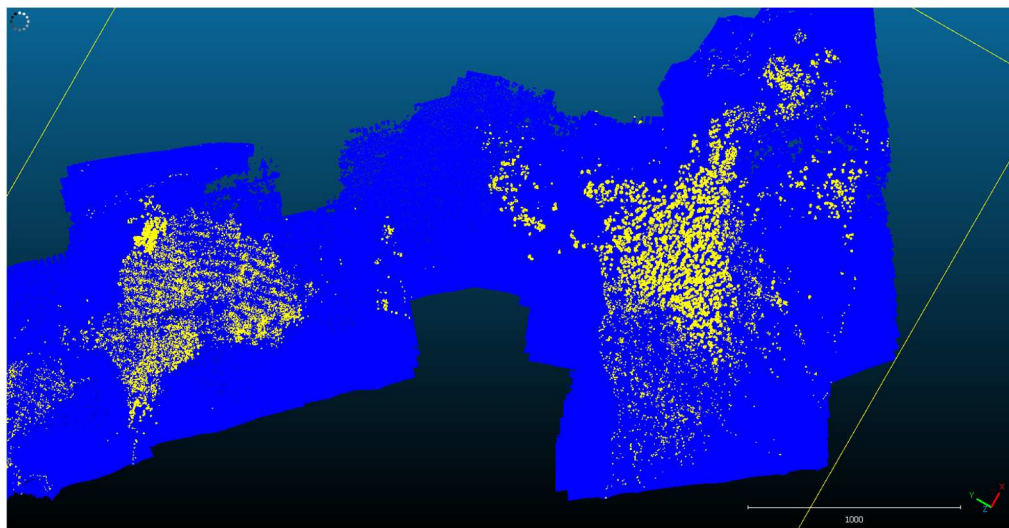


Рис. 4. Классифицированное облако точек острова Гуадалупе в Мексике

Обсуждение

Сравнение автоматической и ручной классификации данных представляет значительный интерес для исследования, поскольку ручная классификация, вы-

полняемая экспертами в предметной области, традиционно рассматривается как эталонный метод, обеспечивающий высокую валидность и надежность результатов. Ручная классификация опирается на когнитивные способности человека, позволяющие учитывать контекст, нюансы и многозначность данных. Однако ее ключевые ограничения – трудоемкость, временные затраты и невозможность масштабирования на большие массивы данных делают ее неприменимой в условиях современных требований к обработке информации. Важным аспектом сравнения является оценка согласованности результатов. Ручная классификация, несмотря на экспертный статус, может демонстрировать вариативность из-за субъективности оценок, тогда как автоматические системы обеспечивают единообразие, но лишь в рамках заложенных в них параметров. Для минимизации этих ограничений актуальным становится использование гибридных подходов, где автоматизация дополняется валидацией экспертов, а ручная разметка оптимизируется за счет предобработки алгоритмами. Таким образом, сопоставление методов подчеркивает не конкуренцию, а комплементарность.

Заключение

Результаты исследования демонстрируют высокую точность алгоритма CANUPO при классификации облаков точек. Плагин позволяет эффективно анализировать и выявлять закономерности в неструктурированных наборах данных большого объема, что особенно актуально для задач обработки природных ландшафтов. Существенным ограничением метода является то, что он учитывает только геометрические параметры, игнорируя информацию об интенсивности отражения и цветовых характеристиках RGB.

Практическая значимость CANUPO подтверждается его успешным применением для сегментации сложных природных объектов на примере острова Гуадалупе. Данные, полученные с помощью алгоритма, можно использовать для кадастрового учета и мониторинга объектов. Однако для многоклассовой классификации необходима разработка иерархических схем, что увеличивает вычислительную нагрузку. Оптимизация параметров многомасштабного анализа (Min/Max scale, Step) и сбалансированность обучающих выборок остаются критическими факторами для повышения точности модели.

Таким образом, CANUPO представляет собой мощный инструмент для задач бинарной геометрической классификации, чья эффективность может быть усилена через комбинацию с другими методами и адаптацию под специфические условия применения. Результаты исследования подчеркивают необходимость развития гибридных решений, объединяющих преимущества автоматизации и экспертного анализа, что особенно важно в условиях роста объемов 3D-данных и требований к их интерпретации.

Благодарности

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

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Rohith M. Automatic classification of LaDAR data // Laboratoriet for Digital Arkeologi DARK Lab. – 2023. – №1. – URL: <https://www.darklab.lu.se/swedigarch-tutorials/tutorials/automatic-classification-of-lidar-data/> (дата обращения: 06.05.2025).
2. Саута О. И. Автоматический подсчет и классификация деревьев с использованием лидарных данных для анализа лесных массивов / О. И. Саута, О. М. Филонов, П. А. Окин, Н. В. Наймитенко // Флагман Науки. – 2025. - № 1(24). – С. 408–411.
3. Дьяченко Р. А. Разработка методики классификации точек лазерного отражения на основе программного обеспечения Bentley Microstation / Р. А. Дьяченко, Д. А. Гура, Д. А. Беспятчук, С. В. Самарин, А. В. Андрющенко // Научные труды КубГТУ. – 2023. - № 1. – С. 28–35.
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. Weidner L. Classifying rock slope materials in photogrammetric point clouds using robust color and geometric features / L. Weidner, G. Walton, A. Krajnovich // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2021. – № 176. – P. 15–29.
6. Ntuli S. Classification of 3D sonar point clouds derived underwater using machine and deep learning (CANUPO and RandLa-Net) approaches / S. Ntuli, M. Akombelwa, A. Forbes, M. Singh // South African journal of geomatics. – 2024. – № 13(2). P. 269–287.

© Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, Т. А. Тихонов, 2025