Лаба 1

**ФИО**

Мужиков М.Д. и Мешков И.В. (группа 6112-100503D)

**Topic**

"Point Cloud; Surface Reconstruction; Denoising"

**Описание предметной области**

Данный топик включает в себя наборы исследований направленных на улучшение текущих методов получения и анализа данных представленных в виде облака точек. Облако точек — это большой набор точек, полученный с использованием технологий позволяющих создавать 3D-представления существующих конструкций. Это достигается с помощью технологии восстановления поверхности – это процесс обработки области точек. В процессе этого ключевым элементом является шумоподавление – это процесс обработки облака точек с целью избавления от ошибочных или ненужных точек.

**Недостатки**

Представленные алгоритмы шумоподавления неприменимы для обработки широкого спектра сцен и моделей шума.

**Идея**

Применить механизмы глубокого обучения для разработки адаптивного алгоритма определения специфики данной среды и автоматического подбора метода наиболее подходящего под заданные условия и модели шума.

**Краткий текст обзора**

В ранних исследованиях на тему восстановления поверхности использовались алгоритмы синтетической генерации для создания облака точек, наиболее приближенных к данным полученных с помощью приборов [1], [2], [3]. Данная методика хорошо подходит для обработки большого количества сцен в краткий промежуток времени, однако полученные данные имеют расхождения с данными полученными в полевых условиях, в связи со сложной природой работы датчиков и их технических характеристик.

Наибольший всплеск статей, посвященных анализу облака точек выпал на период с 2016 по 2020 г.г. Наибольшая часть из данных исследований была сосредоточена на восстановлении плавного представления исходной формы по частям [2], [4], [5]. Традиционные методы шумоподавления основаны на статистических предположениях о базовой модели шума.[6], [7]

Одним из первых оптимальных решений был предложен алгоритм MRPCA (Moving Robust Principal Components Analysis – англ.)[11]. Он моделирует облако точек как набор перекрывающихся двумерных подпространств и представляет собой модель, которая поддерживает совместную работу между перекрывающимися областями. MRPCA особенно эффективен для обработки облаков точек, состоящих из сложных структур или перекрывающихся объектов, где необходимо идентифицировать и разделить различные двумерные подпространства.

Следующий предложенный метод PointCleanNET[3] основан на подходе на архитектуры глубокого обучения, адаптированной из PCPNet. Этот метод эффективен и устойчив к различному количеству шума и выбросов, при этом он способен обрабатывать большие облака точек с плотной выборкой. Он идеально подходит для обработки облаков точек с высоким уровнем шума и выбросов, благодаря способности алгоритма эффективно фильтровать нежелательные артефакты и улучшать качество данных.

В свою очередь национальная ключевая программа исследований и разработок Китая предложила свой метод RePCD-Net[8], который продемонстрировал эффективность и надёжность при работе с различным уровнем шума и выбросов, а также способен обрабатывать обширные облака точек с высокой плотностью выборки, также как и PointCleanNET, но RePCD-Net эффективнее при работе с большими и плотными наборами данных, обеспечивая высокое качество восстановления поверхностей и детализации объектов.

Хотя современные методы шумоподавления достигли значительного прогресса, полное устранение шума и выбросов без потери важных деталей и характеристик объекта остаётся сложной задачей. Каждый из предложенных алгоритмов специализируется на своей области задач и условий, в которых он используется. Однако ни один из них не является универсальным.

В данной статье представлен адаптивный алгоритм, разработанный инструментами глубокого обучения, целью которого является распознавание условий среды и моделей шума для автоматического переключения на более подходящий метод шумоподавления и восстановления поверхности из облака точек.

**Список использованной литературы:**

[1] M. Berger, J. A. Levine, L. G. Nonato, G. Taubin, и C. T. Silva, «A benchmark for surface reconstruction», *ACM Trans. Graph.*, т. 32, вып. 2, сс. 1–17, 2013, doi: 10.1145/2451236.2451246.

[2] S. Luo и W. Hu, «Differentiable Manifold Reconstruction for Point Cloud Denoising», в *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, 2020, сс. 1330–1338. doi: 10.1145/3394171.3413727.

[3] M.-J. Rakotosaona, V. La Barbera, P. Guerrero, N. J. Mitra, и M. Ovsjanikov, «PointCleanNet: Learning to Denoise and Remove Outliers from Dense Point Clouds», *Computer Graphics Forum*, т. 39, вып. 1, сс. 185–203, 2020, doi: 10.1111/cgf.13753.

[4] R. Kolluri, J. R. Shewchuk, и J. F. O’Brien, «Spectral surface reconstruction from noisy point clouds», в *Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing*, Nice France: ACM, 2004, сс. 11–21. doi: 10.1145/1057432.1057434.

[5] W. Liu, Y. Cheung, P. Sabouri, T. J. Arai, A. Sawant, и D. Ruan, «A continuous surface reconstruction method on point cloud captured from a 3D surface photogrammetry system», *Medical Physics*, т. 42, вып. 11, сс. 6564–6571, 2015, doi: 10.1118/1.4933196.

[6] S.-W. Cheng и M.-K. Lau, «Denoising a Point Cloud for Surface Reconstruction». arXiv, 2017 г. Просмотрено: 29 февраль 2024 г. [Онлайн]. Доступно на: http://arxiv.org/abs/1704.04038

[7] M. Berger *и др.*, «A Survey of Surface Reconstruction from Point Clouds», *Computer Graphics Forum*, т. 36, вып. 1, сс. 301–329, 2017, doi: 10.1111/cgf.12802.

[8] H. Chen, Z. Wei, X. Li, Y. Xu, M. Wei, и J. Wang, «RePCD-Net: Feature-Aware Recurrent Point Cloud Denoising Network», *Int J Comput Vis*, т. 130, вып. 3, сс. 615–629, 2022, doi: 10.1007/s11263-021-01564-7.