

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ЛИДАРНОЙ ОДОМЕТРИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМПАКТНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ САМОНАСТРАИВАЮЩИХСЯ ГАУССОВЫХ СМЕСЕЙ

Поляков А.А.¹, Ткачёв И.Ю.¹, Васильев В.С.¹
Научный руководитель – канд. техн. наук Бжихатлов И.А.¹
¹Университет ИТМО
aapoliakov@itmo.ru

Введение

Лидарная одометрия является критическим компонентом систем автономной навигации мобильных роботов, обеспечивая оценку движения на основе последовательных сканов облаков точек. Особую сложность представляют подземные среды, такие как шахты, пещеры и туннели, где традиционные методы визуальной одометрии терпят неудачу из-за недостатка освещения, отсутствия текстурированных поверхностей и наличия повторяющихся структур [1]. В таких условиях лидарные системы становятся основным источником информации для локализации, однако существующие методы сталкиваются с фундаментальным противоречием между точностью регистрации и вычислительной эффективностью при работе в средах с переменной структурной сложностью. Методы на основе Iterative Closest Point и его варианты (GICP [2], NISP [3]) работают непосредственно с облаками точек, что вычислительно затратно для плотных данных, при этом NDT требует априорного указания размера вокселей, оптимального лишь для определённого типа сцен. Существующие GMM подходы с фиксированным числом компонент не адаптируются к изменению структурной сложности окружения — открытые пространства требуют меньшего количества компонент для представления и последующей регистрации, в то время как загромождённые области нуждаются в детальной модели. Иерархические методы требуют спецификации уровней детализации или критериев разбиения, что усложняет настройку системы для разнородных сред. Дополнительную проблему также представляет объём данных, который предстоит передавать между роботами в случае мультиагентного сценария картографирования по ограниченному коммуникационному каналу. Поэтому вопрос компактного представления облаков точек и их последующей регистрации особенно актуален.

Основная часть

Предлагаемый алгоритм объединяет самонастраивающиеся гауссовы смеси [2] для компактного представления сканов с робастной регистрацией для оценки движения, реализуя обработку в три этапа. На первом этапе получается четырёхмерное облако точек (3D-координаты и интенсивность), после чего применяется Principle of Relevant Information в двумерном пространстве дальность-интенсивность для вычислительной эффективности, где Gaussian Mean Shift с плоским ядром извлекает локально плотные регионы данных, автоматически определяя число компонент M на основе модальной структуры наблюдений без необходимости предварительной спецификации этого параметра. Инициализация финальной параметризации осуществляется через K-Means++ с последующим Expectation-Maximization для уточнения средних, ковариационных матриц и весов компонент смеси. На втором этапе осуществляется регистрация между GMM текущего и предыдущего сканов через минимизацию корреляционного интеграла между распределениями, используя гибридную стратегию оптимизации, при которой сначала применяются изопланарные ковариации для сглаживания функции стоимости и расширения basin of attraction, что предотвращает

застревание в локальных минимумах, а затем происходит переключение на анизотропные ковариации для финального уточнения. Ключевым преимуществом подхода является автоматическая адаптация сложности представления к структуре сцены, при которой простые коридоры реконструируются явно меньшим количеством компонент, нежели более сложные поверхности. Всё это происходит при едином параметре bandwidth, связанном с доступными вычислительными ресурсами, а не с семантикой конкретной среды. Также этот параметр предоставляет гибкую степень сжатия (точность представления) относительно исходных облаков точек. Свойство непрерывности GMM-представления не требует предварительного выделения памяти для всей трёхмерной сетки в отличие от дискретных методов типа OctoMap и других.

Выводы

Разработанный алгоритм обеспечивает робастную лидарную одометрию в различных средах с автоматической адаптацией к структурной сложности окружения, что подтверждено тестированием на некоторых сценах из датасета TUM.

Литература

1. Tabib W., O'Meadhra C., Michael N. On-Manifold GMM Registration // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2018. – Vol. 3, № 4. – P. 3805-3812 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://wtabib.com/assets/papers/TabOMeMic18100.pdf> (дата обращения 20.02.2026) .
2. A. Segal, D. Haehnel, and S. Thrun. Generalized-icp. In Proc. of Robot.: Sci. and Syst., page 435, Seattle, WA, USA, June 2009 [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://www.robots.ox.ac.uk/~avsegal/resources/papers/Generalized_ICP.pdf (дата обращения 19.02.2026) .
3. Jacopo Serafin and Giorgio Grisetti. Using extended measurements and scene merging for efficient and robust point cloud registration. Robot. Auton. Syst., 92: 91–106, June 2017 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889015302712> (дата обращения 19.02.2026) .
4. Goel K., Michael N., Tabib W. Probabilistic Point Cloud Modeling via Self-Organizing Gaussian Mixture Models // arXiv preprint arXiv:2302.00047, 2023 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2302.00047> (дата обращения 18.02.2026) .

Поляков А.А. _____

Бжихатлов И.А. _____