

УДК 004.8

УЛУЧШЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ИССЛЕДОВАНИЯ НЕИЗВЕСТНОЙ МЕСТНОСТИ ДЛЯ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ С ПОМОЩЬЮ ВИЗУАЛЬНОГО КАРТИРОВАНИЯ И ЛОКАЛИЗАЦИИ

К.Ф. Муравьев (*kirill.mouraviev@yandex.ru*)
Федеральный исследовательский центр “Информатика и управление” Российской академии наук, Москва

Аннотация. Исследование неизвестной местности (ИНМ) - важный шаг в автономной навигации роботизированных систем. В данной работе представлен ряд улучшений для алгоритмов ИНМ, позволяющий их использовать с методами одновременного картирования и локализации по видеопотоку (vSLAM). Проведено экспериментальное исследование представленных улучшений в фотореалистичной симуляционной среде на RGB-D и монокулярных входных данных.¹

Ключевые слова: исследование неизвестной местности, визуальное картирование и локализация, симулятор, робототехника.

Введение

Подается как расширенные тезисы статьи [Muravyev et al., 2021].

Зачастую основным датчиком на робототехнической системе является видеокамера. В таких случаях для автономной навигации в неизвестной среде применяются алгоритмы исследования неизвестной местности (ИНМ) совместно с алгоритмами визуального картирования и локализации (vSLAM). Методы vSLAM как правило имеют ряд проблем, таких, как ошибки масштаба, сбой при поворотах на месте и в среде без ориентиров. Данные проблемы необходимо учитывать при выборе алгоритма ИНМ.

В данной работе представлены усовершенствования алгоритма ИНМ для работы с методами vSLAM. Представленные улучшения протестированы в фотореалистичной симуляционной среде.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки РФ (проект № 075-15-2020-799).

1 Обзор предложенного метода

1.1. Базовый вариант

Автономная навигация робота в неизвестной среде осуществляется по схеме, представленной на рисунке 1. В качестве модуля SLAM используется метод RTAB-MAP [Labbe et al., 2019]. Для планирования пути до цели используется алгоритм Theta* [Nash et al., 2007].

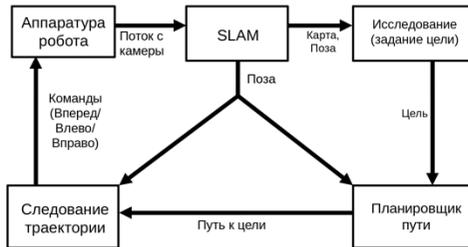


Рис. 1. Схема работы ИИМ совместно с SLAM.

За основу для модуля постановки цели взят алгоритм `explore_lite`². Данный алгоритм ищет границы между свободными ячейками построенной карты и неизвестным пространством. У каждой границы вычисляется стоимость по следующей формуле:

$$cost_i = \alpha \|f_{i,c} - p\|_2 - \beta n_i$$

где $f_{i,c}$ — центроид границы, p — позиция робота, n_i — размер границы (количество ячеек карты). В качестве цели выбирается граница с наименьшей стоимостью.

1.2. Предложенные улучшения

Основным улучшением метода ИИМ является изменение функции стоимости границ:

$$cost_i = \alpha \sum_{j=0}^k \|p_{j+1} - p_j\|_2 - \beta n_i + \gamma |\angle(q, p_1 - p_0)|$$

где p_0, p_1, \dots, p_k — путь от позиции робота до цели, q — вектор ориентации робота.

Также в метод ИИМ была добавлена пост-обработка построенной SLAM карты — уменьшение разрешения и расширение препятствий. Дополнительно в ИИМ была встроена имитация «детектора столкновений».

² https://wiki.ros.org/explore_lite

В случае, если модуль следования траектории даст команду «движение вперед», а модуль SLAM фиксирует отсутствие движения вперед, на карту перед позицией робота наносится препятствие.

2 Экспериментальное исследование

Эксперименты проводились в двух режимах: RGB-D и монокулярном с восстановлением карт глубин с помощью нейросети. Для проведения экспериментов были использованы сцены из коллекции данных Gibson [Xia et al., 2018] и фотореалистичный симулятор Habitat [Savva et al., 2019]. Эффективность метода ИНМ оценивалась с помощью относительного покрытия — отношения площади построенной SLAM карты к площади всей сцены в моменты времени от 15с до 240с.

Оценка эффективности ИНМ в RGB-D режиме производилась отдельно на больших сценах (более 60 м²) и на малых сценах. Среднее покрытие за 240с на малых сценах с базовым вариантом ИНМ составило 94%, с усовершенствованным ИНМ — 97%. На больших сценах прирост покрытия оказался еще более заметен — от 78% до 84%.

Эксперименты в монокулярном режиме показали, что система с предложенными улучшениями способна работать автономно и строить правдоподобную карту. Среднее покрытие за 240с работы составило 44%. Видео с демонстрацией работы алгоритма доступно по ссылке <https://drive.google.com/file/d/1QJWmjR9Y2VWbycZVwz3Y6D19Rzkp-zjB>.

Список литературы

- [Muravyev et al., 2021] Muravyev K., Bokovoy A., Yakovlev K. Enhancing Exploration Algorithms for Navigation with Visual SLAM //Russian Conference on Artificial Intelligence. – Springer, Cham, 2021. – С. 197-212.
- [Labbe et al., 2019] Labbé M., Michaud F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation //Journal of Field Robotics. – 2019. – Т. 36. – №. 2. – С. 416-446.
- [Nash et al., 2007] Nash A. et al. Theta^{^*}: Any-angle path planning on grids //AAAI. – 2007. – Т. 7. – С. 1177-1183.
- [Bokovoy et al., 2019] Bokovoy A., Muravyev K., Yakovlev K. Real-time vision-based depth reconstruction with nvidia jetson //2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR). – IEEE, 2019. – С. 1-6.
- [Xia et al., 2018] Xia F. et al. Gibson env: Real-world perception for embodied agents //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2018. – С. 9068-9079.