

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ НЕЙРОСЕТЕВОГО ВИЗУАЛЬНОГО SLAM В ЗАДАЧАХ ИССЛЕДОВАНИЯ МЕСТНОСТИ

Антипов В.А. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – к.т.н., доцент Ведяков А.А.

(Университет ИТМО)

**Введение.** На сегодняшний день методы SLAM получили большое развитие в робототехнике. Эти методы можно разделить на несколько типов, в зависимости от построения и сохранения пространственного представления. Наибольшую популярность в последнее время получили методы, использующие метрическое и метрико-семантическое представления карт, при этом существуют также подходы, использующие облака точек и графы для представления карты пространства [1, 2]. Каждый из типов имеет свои преимущества и недостатки, однако существенным недостатком всех указанных подходов является сложность их применения в задаче автономного исследования и навигации. Использование нейросетевого представления карты позволяет комбинировать дифференцируемые методы SLAM [3], набирающие все большую популярность, с дифференцируемыми алгоритмами глобальной и локальной навигации, тем самым позволяя создавать обучаемые подходы для решения задачи активного SLAM [4].

**Основная часть.** В работе проводится исследование нейросетевого подхода NICE-SLAM [5] для решения задачи активного одновременного картирования и локализации. Рассматриваемый подход базируется на созданном ранее подходе iMAP [6], который в качестве представления карты использует простой многослойный перцептрон. При этом для устранения проблемы забывания в методе предложено использование небольшого числа сэмплируемых старых данных при выполнении итерации обучения. В более новой работе NICE-SLAM авторами предлагается идея неявного нейронного масштабируемого кодирования в виде иерархической модели, представляющей собой связанные тензоры признаков для описания карты с тремя уровнями детализации. Связанные тензоры признаков являются выходом энкодера и входом декодера. Таким образом, исследуемый подход реализует автоэнкодеры с элементами связи на уровне энкодеров, представляющих собой аналогично iMAP многослойные перцептроны. Для декодирования используется предобученный декодер модели ConvONet [7], выход которого поступает на вход NERF модели для рендеринга объемного представления сцены и получения глубинного изображения. Рассчитанная карта глубины сравнивается с текущим изображением с RGBD-камеры робота для вычисления функции потерь и обратного распространения ошибки для выполнения итерации обучения энкодеров.

В работе также исследуется возможность использования метода NICE-SLAM применительно к мобильным робототехническим системам с низкой вычислительной мощностью. Для имитационного моделирования используется среда HabitatSim [8], где в качестве агента, осуществляющего навигацию в среде, выступает робот LocoBot. При обучении осуществляется подбор оптимальных по среднему значению на последних итерациях обучения функции потерь гиперпараметров, таких как число уровней детализации карты, количество внутренних слоев многослойных перцептронов для кодирования и размер сетки для представления карты.

**Выводы.** В результате исследования выработаны методические рекомендации по использованию и настройке алгоритма NICE-SLAM при обучении и использовании в задаче активного одновременного картирования и локализации в помещении. Рассчитаны метрики времени расчета итерации при заданных параметрах вычислительных ресурсов и размера модели для рассчитанных гиперпараметров алгоритма.

#### **Список использованных источников:**

1. Blöchliger F., Fehr M., Dymczyk M., Schneider T., Siegwart R.Y. Topomap: Topological Mapping and Navigation Based on Visual SLAM Maps. // IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). – 2017. – С. 1–9.
2. Xue W., Ying R., Gong Z., Miao R., Wen F., Liu P., SLAM Based Topological Mapping and Navigation. // IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). – 2017. – С. 1336–1341.
3. Murthy J.K., Iyer G., Paull L.  $\nabla$ SLAM: Dense SLAM meets Automatic Differentiation. // 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) – 2020. – С. 2130–2137.
4. Singh C.D., Salakhutdinov R., Gupta A.K., Gupta S. Neural Topological SLAM for Visual Navigation. // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2020. – С. 12872–12881.
5. Peng Z.S., Larsson V., Xu W., Bao H., Cui Z., Oswald M.R., Pollefeys M. NICE-SLAM: Neural Implicit Scalable Encoding for SLAM. // 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) – 2021. – С.12776–12786.
6. Sucar E., Liu S., Ortiz J., Davison A.J. iMAP: Implicit Mapping and Positioning in Real-Time. // IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). – 2021. – С. 6209–6218.
7. Songyou P., Niemeyer M., Mescheder L.M., Pollefeys M., Geiger A. Convolutional Occupancy Networks. // In Computer Vision – ECCV 2020: 16th European Conference. – 2020. – С. 523–540.
8. Andrew S., Clegg A., Undersander E., и др. Habitat 2.0: Training Home Assistants to Rearrange their Habitat. // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2021. – Ч. 34. – С. 251–266.