

УДК 004.896

doi: 10.15622/rcai.2025.052

НАВИГАЦИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА ДО ЦЕЛЕВОЙ ТОЧКИ С ПОМОЩЬЮ ТОПОЛОГИЧЕСКОЙ КАРТЫ И ОБУЧАЕМЫХ МЕТОДОВ ДВИЖЕНИЯ

В.А. Романенко (*viromanenko_1@edu.hse.ru*)^A

К.Ф. Муравьев (*muraviev@isa.ru*)^B

^A Национальный исследовательский университет

«Высшая школа экономики», Москва

^B Федеральный исследовательский центр

«Информатика и управление» РАН, Москва

Необходимым условием автономного функционирования мобильного робота является способность выполнять автономную навигацию (т.е. достижение заданной целевой точки). Существует множество классических и обучаемых алгоритмов, эффективно решающих задачу навигации при наличии точной информации о положении целевой точки относительно робота. Как правило, такие алгоритмы апробируются в симуляционной среде с использованием точных или слабо зашумленных относительных позиций из симулятора. В данной работе представлена система навигации, использующая только наблюдения с робота и предварительно построенную топологическую карту среды. Система основана на обучаемых методах генерации действий по достижению целевой точки и на определении местоположения робота и планировании пути до цели по компактной топологической карте. Эксперименты, проведенные в симуляционных помещениях большой площади без использования информации о позиции, демонстрируют успешное достижение целевой точки.

Ключевые слова: автономная навигация, мобильные роботы, топологическое картирование, обучение с подкреплением.

Введение

Автономная навигация является одним из ключевых аспектов функционирования автономного мобильного робота. Традиционно задача навигации формулируется как достижение роботом заданной целевой точки. Такая задача имеет множество формулировок, среди которых наиболее распространены

навигация до точки, заданной относительными координатами (PointNav) и навигация до целевой точки, заданной с помощью изображения (ImageNav). Обе формулировки имеют практическое применение и широко используются для исследования технологий автономной навигации.

В настоящее время задача PointNav, как правило, решается методами, основанными на обучении с подкреплением [Wijmans et al., 2019], [Ye et al., 2021], с использованием целеуказания, получаемого из симулятора по точным координатам робота и цели. Агент получает на вход изображение с камеры, а также расстояние до целевой точки и направление до нее. По полученным данным с помощью нейронных сетей выбирается один из возможных вариантов шагов. Задача ImageNav также решается в основном методами, основанными на обучении с подкреплением [Bono et al., 2023], [Yadav et al., 2023], однако успешность решения такой задачи ниже, чем у PointNav, за счет наличия большого количества визуально похожих друг на друга объектов и локаций. Приемлемое качество решения задачи ImageNav достигается, как правило, при небольших расстояниях от позиции робота до цели.

В реальном мире точные координаты робота, нужные для целеуказания методам решения задачи PointNav, недоступны. Также зачастую бывают недоступны внешние источники позиционирования наподобие GPS. В таком случае целеуказание невозможно, и задача навигации существенно усложняется, переходя в формулировку ImageNav или другую, не зависящую от координат. Успешность навигации при этом значительно снижается, особенно в средах большой площади, а пройденное роботом расстояние может многократно превышать длину оптимального маршрута до цели из-за необходимости поиска нужного объекта по всей среде.

Для выполнения многих практических задач может быть предварительно построена карта местности, по которой будет двигаться робот. В таких случаях задачу навигации можно привести к формулировке PointNav, решив задачу локализации, т.е. определения местоположения робота на карте по наблюдениям с его бортовых датчиков. Наиболее распространены на сегодняшний день методы локализации, использующие глобальную метрическую карту в виде облака точек [Caselitz et al., 2016], [Koide et al., 2019], а также метрические методы одновременного картирования и локализации (англ. Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) [Labbé et al., 2019], [Koide et al., 2024]. Такие методы позволяют определять относительное положение цели для задачи PointNav, однако в помещениях большой площади возможны сбои локализации из-за высокого потребления вычислительных ресурсов. Также при большом расстоянии от робота до цели, подаваемой на вход методу решения задачи PointNav, возможна неэффективная навигация из-за отсутствия информации о структуре среды.

Альтернативой метрическим методам SLAM является топологическое картирование, т.е. представление среды в виде графа локаций. Такой подход дает компактное представление сред большой площади, а также обеспечивает быструю локализацию и быстрое планирование пути. Также использование топологической карты позволяет декомпозировать задачу достижения далеко расположенной целевой точки на несколько подзадач, заключающихся в достижении локаций, лежащих на пути от текущего положения робота до цели. Топологический подход уже реализован для решения задач ImageNav (например, в методе TSGM [Kim et al., 2023]). Однако метод TSGM соединяет ребрами далекие друг от друга локации, что приводит к снижению навигационной эффективности (показано в работе [Muravyev et al., 2023]).

В данной работе представлена система навигации по карте, основанная на обучаемом методе достижения целевой точки DD-PPO [Wijmans et al., 2019] и локализации в топологической карте с помощью метода PRISM-TopoMap [Muravyev et al., 2025]. Граф локаций, построенный методом PRISM-TopoMap, имеет малый размер в памяти робота и при этом обеспечивает надежную локализацию и быстрое планирование пути. Для подачи целеуказания методу DD-PPO между роботом и целью строится путь в графе локаций, затем в качестве цели для DD-PPO подается следующая локация в этом пути. Таким образом, обучаемый метод DD-PPO всегда получает на вход близко расположенную цель (соседняя локация), что повышает стабильность и эффективность навигации. С разработанной системой навигации проведено экспериментальное исследование в симуляционных помещениях большой площади. Исследование показало, что разработанная система обеспечивает стабильную и эффективную навигацию до целевой точки по данным с бортовых датчиков робота и предварительно построенной карте.

1. Постановка задачи

Рассмотрим мобильную робототехническую систему, оснащенную датчиками восприятия (камера и лидар) и датчиком одометрии, движущуюся в некоторой плоской среде со свободным пространством. В момент времени t робот находится в позиции и имеет ориентацию. Управление роботом осуществляется с помощью конечного набора управляющих действий (например, проехать вперед на 25 см, повернуть влево на 10 градусов, повернуть вправо на 10 градусов, остаться на месте). В каждый момент времени t робот получает управляющее действие. Модель движения робота может быть неизвестна.

В каждый момент времени t робот получает наблюдение с бортовых датчиков. Наблюдение включает изображение с камеры, облако точек с лидара, одометрию и, возможно, другие данные. Имеется предварительно построенная карта среды $M(W)$. По наблюдениям с бортовых датчиков робот может выполнять локализацию в карте. Задача локализации состоит в определении позиции робота с как можно более высокой точностью:

Задача навигации состоит в достижении целевой точки с известными координатами . Для этого в каждый момент алгоритм навигации должен генерировать управляющие воздействия , приводящие робота к цели, пользуясь наблюдением с робота и данными локализации. При этом эффективность навигации оценивается по успешности достижения цели и по длине пройденного роботом пути (англ. Success weighted by Path Length, SPL):

где — оптимальный путь от начального положения робота до целевой точки; возвращает 1, если условие *cond* выполняется, и 0 в противном случае.

2. Предлагаемый подход

В данной работе предлагается подход к решению поставленной выше задачи, основанный на использовании предварительно построенной карты в виде графа локаций и обучаемых методах решения задачи PointNav. По графу локаций осуществляется локализация (т.е. определение локации, в которой находится робот, и его позиции в этой локации), а также построение пути до целевой точки. На построенном пути выбирается промежуточная целевая точка, которая подается на вход методу решения задачи PointNav в качестве цели. Подробное описание локализации, выбора промежуточной цели и ее достижения приведено ниже. Схема предложенного подхода изображена на рис. 1.

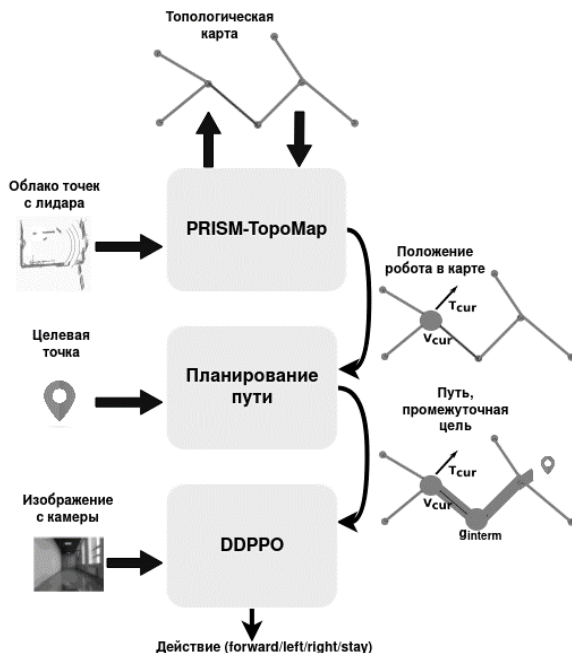


Рис. 1. Схема предложенного подхода

2.1. Локализация в топологической карте

Для построения топологической карты и последующей локализации в ней используется метод PRISM-ТопоMap [Muravyev et al., 2025]. Карта представляется в виде графа локаций, каждая из которых описывает некоторую область пространства, охватываемую одним наблюдением с робота. У каждой локации сохраняется точка, с которой сделано это наблюдение. Ребрами соединяются смежные локации, и на ребрах записываются относительные позиции между точками наблюдения локаций. Граф строится предварительно, при объезде среды в ручном режиме, либо с помощью алгоритмов исследования местности (например, [Muravyev et al., 2021]). По окончании проезда граф локаций сохраняется в постоянную память робота и для локализации при выполнении дальнейших навигационных заданий используется без изменений.

Процедура локализации метода PRISM-ТопоMap проводится в два этапа и принимает на вход предварительно построенную карту в виде графа локаций и текущее наблюдение с робота (облако точек с лидара и, опционально, изображения с передней и задней камер). Схема локализации показана на рис. 2. В начале из текущего наблюдения нейросетевой моделью извлекается дескриптор – вектор признаков небольшой размер-

ности. В графе выбираются k локаций, чьи дескрипторы наиболее близки к дескриптору текущего наблюдения. Затем по текущему облаку точек с робота строится двумерная проекция. Для каждой из k выбранных локаций вычисляется положение робота относительно ее центра путем сопоставления извлеченных из проекций особых точек. Локации, для которых сопоставление не найдено, удаляются из рассмотрения. Из оставшихся локаций выбирается та, которая имеет наиболее высокую оценку качества сопоставления.

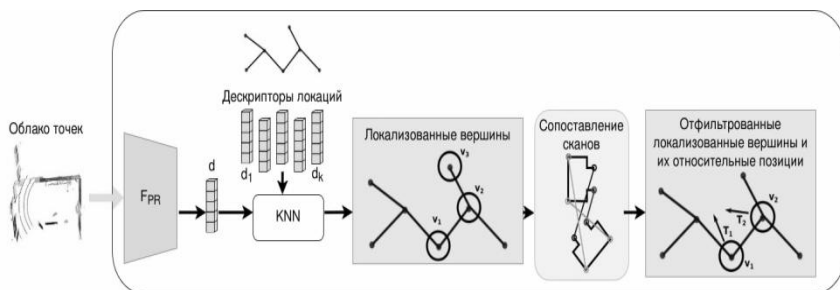


Рис. 2. Схема локализации в топологической карте

Метод PRISM-ТороМар на каждом шаге поддерживает текущее состояние робота в графе – локацию v_{cur} , в которой находится робот, и положение робота относительно ее центра T_{cur} . На старте состояние (v_{cur}, T_{cur}) определяется по результатам локализации либо задается пользователем. Далее состояние обновляется исходя из перекрытия текущего облака точек с робота и локацией v_{cur} , ребер графа и результатов локализации. Более подробное описание процедуры обновления графа доступно в работе [Муравьев, 2024].

2.2. Выбор промежуточной целевой точки

Для достижения целевой точки с заданными координатами выбирается целевая локация v_{goal} как ближайшая к v_{cur} из всех локаций, содержащих целевую точку. Если $v_{cur} = v_{goal}$, то в качестве промежуточной целевой точки подается конечная цель: . В противном случае от v_{cur} до v_{goal} строится путь в графе локаций с помощью алгоритма Дейкстры. Обозначим найденный путь как . В качестве промежуточной целевой точки выбирается точка наблюдения локаций . Иллюстрация приведена на рис. 4.

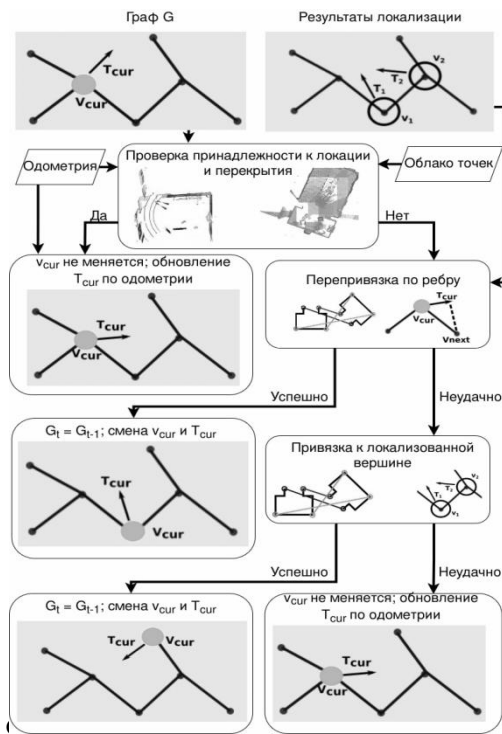


Рис. 3. Алгоритм перепривязки к локациям в графе



Рис. 4. Постановка промежуточной целевой точки по пути в графе локаций

2.3. Движение до промежуточной целевой точки

Данный этап базируется на классическом подходе к решению задачи PointNav, в котором агент получает на вход от среды следующие данные:

- относительное расстояние d до промежуточной точки;
- угол между направлением главной оптической оси камеры и направлением на цель;
- RGB изображение с передней камеры.

Эти данные подаются на вход нейросетевой модели на основе архитектуры SE-ResNeXt50 с рекуррентным модулем LSTM. На выходе модель выдает одно из дискретных действий: `move_forward`, `turn_left`, `turn_right` или `stop`. Модель была обучена с помощью алгоритма DDPPPO.

3. Экспериментальное исследование

3.1. Постановка эксперимента

Для оценки эффективности предложенной системы навигации было проведено экспериментальное исследование в различных симуляционных сценах с использованием и без использования «идеальных» координат.

Основные параметры экспериментов:

- **Среды и датасеты:** используются два набора сцен – MP3D и MIPТ.
- **Метрики качества:** в качестве основных метрик применяются Success Rate (SR) – доля эпизодов, в которых агент достиг целевой точки, и SPL (1.1) – эффективность пути с учетом длины пройденного пути.

Параметры сцен:

- **MP3D:** 5 сцен площадью от 100 до 700 м², каждая из которых представляет собой трехмерную модель дома.
- **MIPТ:** одна сцена, представляющая собой коридоры здания университета МФТИ. Площадь сцены – 1600 м².

В начале для оценки устойчивости моделей PointNav к шуму позиции и проводится серия экспериментов с использованием данных о позиции робота из симулятора – идеально точных и зашумленных. Затем для оценки применимости методов навигации по изображениям в условиях отсутствия точных координат робота проводятся эксперименты с решением задачи ImageNav. В конце проводится серия экспериментов с использованием локализации по наблюдениям с робота в топологической карте, предварительно построенной по данным из симулятора. На вход алгоритму PRISM-ТороМар подается облако точек и незашумленная одометрия из симулятора, однако стартовое положение робота остается неизвестным и определяется с помощью локализации на топологической карте.

3.2. Эксперименты с использованием внешних данных о позиции робота

В качестве модели для решения задачи PointNav была использована модель с архитектурой SE-ResNeXt50 + LSTM512. Всего на каждой сцене было создано 20 навигационных заданий, каждое из которых задавалось

стартовой и целевой точками. Среднее расстояние от старта до целевой точки на сценах датасета MP3D составило 2.78 м, на сцене MIPT – 5.38 м. В табл. 1 приведены результаты экспериментов проверки устойчивости с зашумлением входных данных модели на нескольких датасетах.

Из таблицы видно, что модель остается устойчивой к небольшому зашумлению входных данных. Однако, если дисперсия шума становится сравнимой с пороговым расстоянием до цели, по которому определяется успешность навигации, то успешность навигации неизбежно снижается. Если дисперсия шума ниже порогового расстояния до цели, то показатели успешности остаются высокими.

Таблица 1

Результаты экспериментов с моделью PointNav с использованием внешних данных о позиции робота

Датасет	Используемый шум	Порог расстояния до цели	SPL, %	SR, %
MP3D	-	0.2	94.2	98.9
MP3D		0.2	93.6	98.3
MP3D		0.2	91.9	97.1
MP3D		0.2	91.1	96.2
MP3D		0.2	80.0	86.9
MP3D		0.2	44.1	55.1
MIPT	-	0.2	51.6	56.3
MIPT		0.2	50.8	54.4
MIPT	-	0.3	86.8	95
MIPT		0.3	87.9	95

Эксперименты с решением задачи ImageNav

Для решения задачи ImageNav использовался тот же набор сцен и навигационных заданий, что и для задачи PointNav с использованием координат из симулятора. В качестве метода решения для тестирования был выбран метод DEBiT, так как он имеет лучшие метрики качества по сравнению с остальными методами решения задачи ImageNav. В табл. 2 приведены результаты экспериментов.

Таблица 2

Результаты экспериментов с моделью ImageNav

Датасет	Модель	SPL, %	SR, %
MIPT	DEBiT- B (Base)	40.5	63.8
MP3D	DEBiT- L (Large)	6.2	4.2

Наибольшие показатели по SR и SPL наблюдаются на датасете MIPT благодаря меньшему разнообразию сцен, тогда как для MP3D автономная визуальная навигация демонстрирует низкие результаты из-за сложности и обширности окружения. В целом эксперименты показывают низкую применимость современных методов навигации по изображениям без использования информации о координатах робота и цели.

3.3. Эксперименты с локализацией по наблюдениям с робота

Для проведения тестирования был создан новый набор из 20 навигационных заданий по первой сцене датасета MP3D. В каждом задании стартовая и целевая точки выбирались случайно. Среднее расстояние между точками старта и финиша составило 21 м. Результаты экспериментов с предложенным методом для задачи PointNav приведены в табл. 3.

Таблица 3

Результаты экспериментов с моделью PointNav с использованием незашумленного позиционирования из симулятора (GT) и локализации в топологической карте (PRISM-TopoMap)

Локализация	SPL	SR
GT	67.3	100.0
PRISM-TopoMap	59.8	95.0

За счет использования топологической карты для локализации и планирования пути значения SR и SPL незначительно снизились при переходе с незашумленного внешнего целеуказания на целеуказание по наблюдениям с робота. Такое снижение может объясняться отсутствием адаптации нейросетевой модели генерации действий к частым изменениям целевой точки. Такая адаптация может быть проведена путем дополнительного обучения нейросетевой модели.

Заключение

В данной работе представлена система навигации мобильного робота по наблюдениям с робота (видеоданные и данные одометрии) по предварительно построенной топологической карте. Для локализации и планирования маршрута используется алгоритм PRISM-TopoMap, характеризующийся надежной локализацией по легковесной топологической карте. Для навигации робота вдоль маршрута используется обучаемая нейросетевая модель DD-PPO, на вход которой подается следующая локация на маршруте. С представленной системой навигации проведено экспериментальное исследование в симуляционной среде большой площади. Исследование показало, что предложенная навигационная система позволяет успешно достигать целей при локализации по наблюдениям с датчиков робота без использования знаний о его положении. В дальнейшем плани-

руется адаптация моделей решения задачи PointNav к частой смене целевой точки, а также применения комбинаций моделей PointNav и ImageNav для повышения успешности и эффективности навигации. Планируется проведение экспериментов без использования данных из симулятора даже на этапе построения карты, а также на реальных робототехнических системах.

Список литературы

- [Муравьев, 2024] Муравьев К. Ф. Топологическое картирование помещений с использованием нейросетевой локализации и сопоставления сканов // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2024. – № 3. – С. 28-38.
- [Bono et al., 2023] Bono G. et al. End-to-end (instance)-image goal navigation through correspondence as an emergent phenomenon // arXiv preprint arXiv:2309.16634. – 2023.
- [Caselitz et al., 2016] Caselitz T. et al. Monocular camera localization in 3D lidar maps // 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). – IEEE, 2016. – P. 1926-1931.
- [Chaplot et al., 2020] Chaplot D. S. et al. Neural topological SLAM for visual navigation // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2020. – P. 12875-12884.
- [Kim et al., 2023] Kim N. et al. Topological semantic graph memory for image-goal navigation // Conference on Robot Learning. – PMLR, 2023. – P. 393-402.
- [Koide et al., 2019] Koide K., Miura J., Menegatti E. A portable three-dimensional LIDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement // International Journal of Advanced Robotic Systems. – 2019. – Vol. 16, No. 2. – P. 1729881419841532.
- [Koide et al., 2024] Koide K. et al. Glim: 3d range-inertial localization and mapping with gpu-accelerated scan matching factors // Robotics and Autonomous Systems. – 2024. – Vol. 179. – P. 104750.
- [Labbé 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. – Vol. 36, No. 2. – P. 416-446.
- [Muravyev et al., 2021] Muravyev K., Bokovoy A., Yakovlev K. Enhancing exploration algorithms for navigation with visual SLAM // Russian conference on artificial intelligence. – Cham: Springer International Publishing, 2021. – P. 197-212.
- [Muravyev et al., 2023] Muravyev K., Yakovlev K. Evaluation of topological mapping methods in indoor environments // IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 132683-132698.
- [Muravyev et al., 2025] Muravyev K. et al. PRISM-TopoMap: online topological mapping with place recognition and scan matching // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2025.
- [Wijmans et al., 2019] Wijmans E. et al. Dd-ppo: Learning near-perfect pointgoal navigators from 2.5 billion frames // arXiv preprint arXiv:1911.00357. – 2019.
- [Ye et al., 2021] Ye J. et al. Auxiliary tasks speed up learning point goal navigation // Conference on Robot Learning. – PMLR, 2021. – P. 498-516.
- [Yadav et al., 2023] Yadav K. et al. Ovrl-v2: A simple state-of-art baseline for imaganav and objectnav // arXiv preprint arXiv:2303.07798. – 2023.