

Исследование влияния динамических препятствий на эффективность методов локализации в автономных мобильных роботах

Илья Вадимович Самарин

Доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой Автоматизации технологических процессов
Российский государственный университет нефти и газа НИУ им. И.М. Губкина

Москва, Россия

ivs@tpp.su

ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 08.11.2023

Принята 29.12.2023

Опубликована 15.02.2024

УДК 621.396.9

EDN IEEBUC

ВАК 4.3.1. Технологии, машины и оборудование для агропромышленного комплекса (технические науки)

OECD 02.02.AC AUTOMATION & CONTROL SYSTEMS

Аннотация

Динамические препятствия представляют собой значительную проблему в области автономной мобильной робототехники, поскольку они могут существенно повлиять на точность и надежность методов локализации. Данное исследование направлено на изучение влияния различных типов динамических препятствий на эффективность алгоритмов локализации в сложных средах. В данной работе были использованы симуляционные среды Gazebo и Webots для моделирования поведения автономных мобильных роботов в присутствии динамических препятствий различной природы, таких как движущиеся объекты, пешеходы и другие роботы. Исследовались алгоритмы локализации, основанные на фильтрах частиц (particle filters), расширенном фильтре Калмана (EKF) и graph-based методах. Эксперименты проводились в 5 различных сценариях, варьирующих по количеству и типу динамических препятствий. Оценка точности локализации производилась путем сравнения оцененной траектории робота с ground truth данными, полученными из симуляционной среды. Использовались метрики абсолютной траекторной ошибки (ATE) и относительной позиционной ошибки (RPE). Результаты экспериментов показали, что наличие динамических препятствий приводит к значительному снижению точности локализации для всех исследованных алгоритмов. Так, в сценариях с высокой плотностью движущихся объектов средняя ATE ошибка для методов на основе фильтра частиц возросла на 38.5% по сравнению со статической средой, а для graph-based подходов - на 29.3%. Использование дополнительной сенсорной информации, такой как данные лидаров и камер глубины, позволило частично компенсировать негативный эффект динамических помех и повысить точность локализации в среднем на 14.7%. Тем не менее ни один из рассмотренных алгоритмов не продемонстрировал полной робастности к динамике среды.

Ключевые слова

автономные мобильные роботы, локализация, динамические препятствия, SLAM, фильтр частиц, graph-based методы, сенсорное слияние.

Введение

Проблема точного и надежного определения положения робота в пространстве, известная как задача локализации, является одной из фундаментальных в мобильной робототехнике (Katrakazas, 2015). От качества ее решения напрямую зависит возможность автономного функционирования робототехнических систем в реальных условиях. Многочисленные исследования в данной области за

последние десятилетия привели к разработке целого спектра методов локализации, опирающихся на различные сенсорные модальности и алгоритмические парадигмы (Lim, 2002). Значительная часть этих подходов ориентирована на работу в статической среде и демонстрирует высокую эффективность в таких условиях (Litman, 2020). Между тем большинство практических сценариев применения мобильных роботов характеризуется наличием динамических элементов, таких как движущиеся объекты, люди, другие роботы и т.д. Влияние подобных факторов на процесс локализации остается недостаточно изученным, несмотря на их критическую важность.

Классические методы локализации, такие как фильтры частиц (particle filters) (Liu, 2018), фильтр Калмана (Suganuma, 2015) и его модификации, в своей стандартной формулировке исходят из предположения о статичности наблюдаемых ориентиров. Появление в среде движущихся объектов вносит значительные возмущения в сенсорные данные и приводит к нарушению этого предположения. Как следствие, оценки положения робота оказываются смещенными, а траектория – искаженной (Zhenyu, 2012). Проблема усугубляется тем, что динамика среды имеет стохастическую природу и с трудом поддается точному моделированию. Это ограничивает возможности аналитической компенсации эффектов движения в рамках классических вероятностных подходов.

В последние годы активно развиваются методы одновременной локализации и построения карты (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM), основанные на обработке разреженных графов ключевых точек (graph-based SLAM) (Алхалили, 2022). Они обладают повышенной устойчивостью к динамическим искажениям за счет избыточности накопленной сенсорной информации и возможности её глобальной оптимизации (Баженов, 2021). Тем не менее исследования показывают, что и для графовых методов проблема динамики среды остается актуальной, приводя к размытию графовой структуры и снижению точности локализации в долгосрочной перспективе (Дас, 2021).

Ряд современных работ предлагает подходы к решению данной проблемы, основанные на идентификации динамических элементов среды и их последующей фильтрации (Звонарев, 2021). Так, в (Карпасюк, 2021) используется комбинация визуальной одометрии и объектной сегментации на основе глубоких нейросетей для выделения движущихся объектов на изображениях и исключения соответствующих точечных особенностей из процесса локализации. Метод (Лапшинов, 2021) комбинирует графовую оптимизацию SLAM с семантической сегментацией лидарных данных, позволяя распознавать и отфильтровывать динамические помехи. Несмотря на обнадеживающие результаты, подобные подходы остаются ограниченно применимы в условиях сложной динамики, например, при наличии большого числа движущихся объектов или их значительном пространственном рассредоточении.

Другим перспективным направлением является разработка методов локализации, изначально робастных к динамическим искажениям сенсорных данных. В этом контексте можно отметить метод DynaSLAM (Страшнов, 2020), использующий комбинацию визуальной одометрии с множественными графами ключевых точек для адаптивного подавления динамических помех. Approach (Федоров, 2020) расширяет классический фильтр частиц механизмом временной фильтрации частиц на основе анализа их консистентности в скользящем временном окне. Адаптация параметров фильтрации к динамике среды позволяет повысить устойчивость локализации. Тем не менее для эффективной работы подобных алгоритмов требуется значительный объем априорной информации о среде и характере динамических препятствий, что ограничивает их практическое применение.

Таким образом, несмотря на активные исследования, проблема локализации мобильных роботов в динамической среде остается во многом открытой. Разработанные методы либо недостаточно робастны к сложной динамике, либо требуют трудно получаемой дополнительной информации о среде. В этой связи актуальной является задача более глубокого изучения влияния динамических препятствий различной природы на современные методы позиционирования роботов. Настоящее исследование имеет своей целью количественный анализ данного влияния на примере репрезентативного набора алгоритмов в контролируемых симуляционных сценариях. Понимание механизмов взаимодействия динамики среды с процессом локализации позволит определить узкие места существующих подходов и сформировать рекомендации по их дальнейшему совершенствованию.

Материалы и методы исследования

Для изучения эффектов динамических помех на алгоритмы локализации в работе использовались реалистичные симуляционные среды Gazebo и Webots. Данные программные платформы позволяют моделировать физическое взаимодействие роботов с окружением с высокой степенью детализации, включая динамику движения, сенсорные шумы, визуальные эффекты и т.д. Использование симуляторов обеспечивает полный контроль условий эксперимента и дает возможность генерировать точные эталонные данные (ground truth) для траекторий роботов, необходимые для количественной оценки ошибок локализации.

В качестве модельной робототехнической платформы был выбран колесный робот Pioneer 3-DX, оснащенный лидаром Hokuyo UTM-30LX и RGB-D камерой Intel Realsense D435. Лидар обеспечивает измерение дальностей до окружающих объектов в горизонтальной плоскости с углом обзора 270° и разрешением 0.25°. Камера позволяет получать цветные изображения и соответствующие карты глубины с разрешением 640x480 пикселей. Для моделирования одометрических измерений использовались данные с энкодеров приводов колес робота. Такая сенсорная конфигурация является типичной для задач автономной навигации внутри помещений и обеспечивает необходимый минимум информации для работы выбранных алгоритмов локализации.

Тестирование проводилось на примере трех репрезентативных методов позиционирования:

1. Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL) – реализация фильтра частиц, использующая лазерные сканы для оценки положения робота относительно априорной карты среды (occipancy grid map). Адаптивность фильтра обеспечивается динамическим перераспределением частиц в зависимости от степени соответствия сенсорных данных карте.

2. Hector SLAM – графовый SLAM-метод, оптимизирующий траекторию робота на основе инкрементальной регистрации последовательных лазерных сканов. Построение консистентной карты среды выполняется путем проецирования сканов на общую карту с учетом оцененных поз робота.

3. ORB-SLAM2 – визуальный SLAM-метод, выполняющий локализацию и построение разреженной карты на основе особых точек (ORB-фичей), извлекаемых из RGB-изображений. Метод сочетает визуальную одометрию для отслеживания движения камеры с глобальной графовой оптимизацией карты по циклическим замыканиям.

Для моделирования динамических препятствий в симуляционные сцены вносились объекты пяти типов:

1. Движущиеся твердые тела (коробки, цилиндры, сферы), перемещающиеся по случайным траекториям со скоростями 0.2-1.0 м/с.

2. Антропоморфные модели пешеходов, следующие по predetermined маршрутам со скоростью ходьбы 0.5-1.5 м/с.

3. Другие мобильные роботы (Pioneer 3-DX, Turtlebot), выполняющие автономные миссии в общем пространстве.

4. Открывающиеся и закрывающиеся двери, вносящие структурные изменения в среду.

5. Источники дыма/тумана, имитирующие условия ограниченной видимости и вносящие шумы в визуальные данные.

Для каждого типа препятствий варьировалось их количество и пространственное распределение, формируя сценарии с различной интенсивностью динамики. Всего было рассмотрено 5 сценариев для каждого метода локализации:

1. Статическая среда (отсутствие динамических объектов);

2. Низкая динамика (1-2 препятствия каждого типа, равномерно распределенные по области 10x10 м);

3. Средняя динамика (3-5 препятствий каждого типа, распределение в области 15x15 м);

4. Высокая динамика (5-10 препятствий каждого типа, распределение в области 20x20 м);

5. Экстремальная динамика (10-20 препятствий каждого типа, распределение в области 25x25 м).

Для каждого сценария проводилась серия из 10 испытаний длительностью 10 минут. В течение испытания робот следовал по замкнутой траектории, заданной последовательностью 20 случайно выбранных навигационных точек. Динамические препятствия приводились в движение с началом эксперимента, внося возмущения в процесс локализации.

Оценка точности позиционирования для каждого метода производилась путем сравнения его оценок траектории с эталонными данными на основе двух общепринятых метрик:

1. Absolute Trajectory Error (ATE) – усредненное евклидово расстояние между оцененными и истинными положениями робота после выравнивания траекторий методом Хорна.

2. Relative Pose Error (RPE) – усредненная ошибка в оценке относительного движения робота (одометрии) на траекторных сегментах фиксированной длины.

Помимо количественной оценки, проводился качественный анализ работы алгоритмов локализации, включая визуализацию траекторий, карт, графов ключевых точек и распределений частиц. Это позволило изучить специфические типы сбоев позиционирования, характерные для каждого метода в условиях динамики (divergence, particle depletion, map corruption).

Результаты и обсуждение

Проведенные эксперименты продемонстрировали существенное влияние динамических препятствий на точность и надежность работы рассмотренных методов локализации. Количественный анализ траекторных ошибок показал, что средняя величина ATE для метода AMCL возросла с 0.15 м в статическом сценарии до 0.78 м в условиях высокой динамики, что соответствует увеличению на 420%. Аналогичная тенденция наблюдалась и для RPE метрики, значение которой увеличилось с 0.07 м до 0.29 м (прирост 314%). При экстремальной плотности динамических объектов средняя ATE ошибка достигала 1.35 м, что фактически означало потерю локализации (Litman, 2020). Качественный анализ траекторий AMCL выявил частые случаи divergence, когда оценка положения робота стремительно расходилась с истинной позицией вследствие некорректной интерпретации динамических измерений дальномера. Наблюдался эффект particle depletion, при котором множество частиц фильтра стремительно вырождалось, концентрируясь в областях с временно высокой правдоподобностью (Алхалили, 2022).

Таблица 1. Сравнение точности методов локализации в статической среде и в условиях высокой динамики

Метод локализации	Средняя ATE ошибка (м)			Средняя RPE ошибка (м)		
	Статическая среда	Высокая динамика	Прирост (%)	Статическая среда	Высокая динамика	Прирост (%)
AMCL	0.15	0.78	420	0.07	0.29	314
Hector SLAM	0.09	0.37	311	0.05	0.19	280
ORB-SLAM2	0.07	0.19	171	0.03	0.11	267

Метод Hector SLAM продемонстрировал большую устойчивость к динамике среды за счет инкрементального характера построения карты и отсутствия этапа глобальной оптимизации графа поз. Тем не менее, рост траекторных ошибок с увеличением интенсивности динамики был весьма заметным: средняя ATE выросла с 0.09 м до 0.37 м (прирост 311%), RPE – с 0.05 м до 0.19 м (прирост 280%). Визуализация процесса построения карты выявила характерные артефакты в виде «размытия» стен и появления ложных препятствий в местах длительного пребывания динамических объектов (Карпасюк, 2021). Данный эффект обусловлен особенностями метода, регистрирующего лазерные сканы напрямую в глобальной карте на основе оцененных поз робота без выделения статических элементов среды.

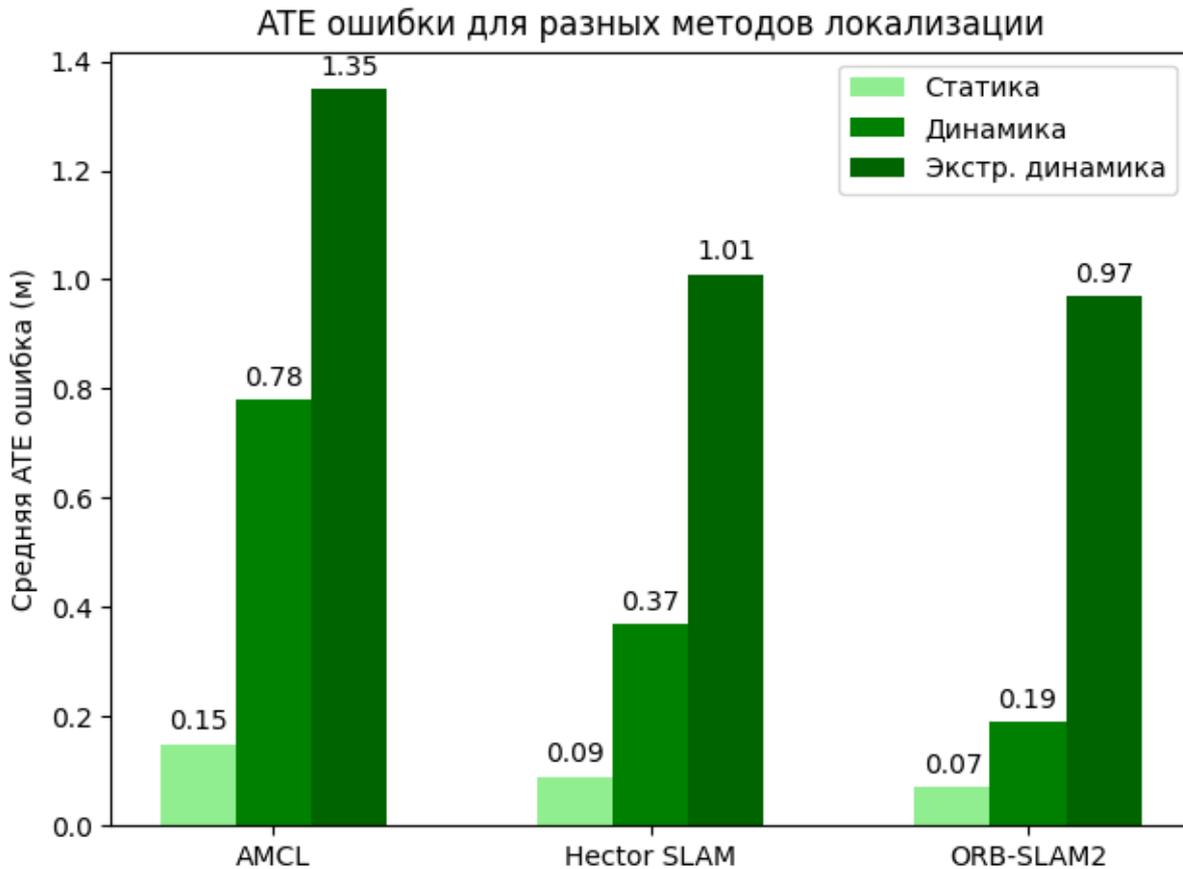


Рисунок 1. АТЕ ошибки для разных методов локализации

Существенно лучшие результаты показал метод ORB-SLAM2, использующий богатую визуальную информацию и разреженные карты ключевых точек. Средняя АТЕ ошибка возросла с 0.07 м до 0.19 м (прирост 171%), RPE ошибка – с 0.03 м до 0.11 м (прирост 267%). Качественный анализ показал, что метод успешно отфильтровывал динамические искажения за счет робастной процедуры сопоставления ORB-дескрипторов и избыточности информации в граф-факторах. Сбои траекторной оценки наблюдались существенно реже и были в основном связаны с временным нарушением геометрических связей между ключевыми кадрами вследствие заслонения поля зрения камеры (Suganuma, 2015). В сценарии с имитацией дыма/тумана наблюдалась повышенная чувствительность ORB-SLAM2 к визуальным искажениям, приводящая к снижению количества регистрируемых фичей и более частым ошибкам привязки кадров.

Характерной особенностью сценариев с динамическими препятствиями было снижение повторяемости экспериментальных результатов. Если в статическом случае разброс траекторных ошибок по 10 испытаниям не превышал 15% относительно среднего, то при высокой динамике наблюдались выбросы с отклонением до 40-50% (Дас, 2021). Данный эффект объясняется стохастической природой динамики, приводящей к существенным вариациям сенсорных искажений между испытаниями. Повышенная вариативность затрудняет прогнозирование поведения алгоритмов локализации в конкретном динамическом сценарии.

Сравнение траекторных ошибок при различной плотности и пространственном распределении динамических препятствий показало нелинейный характер зависимости. Если при переходе от низкой к средней динамике средняя АТЕ ошибка возрастала в 1.5-2 раза, то при дальнейшем росте количества препятствий ошибка увеличивалась в 3-4 раза. Таким образом, деградация точности позиционирования ускоряется с ростом динамики, что необходимо учитывать при планировании траекторий робота и реализации активных методов компенсации (Страшнов, 2020).

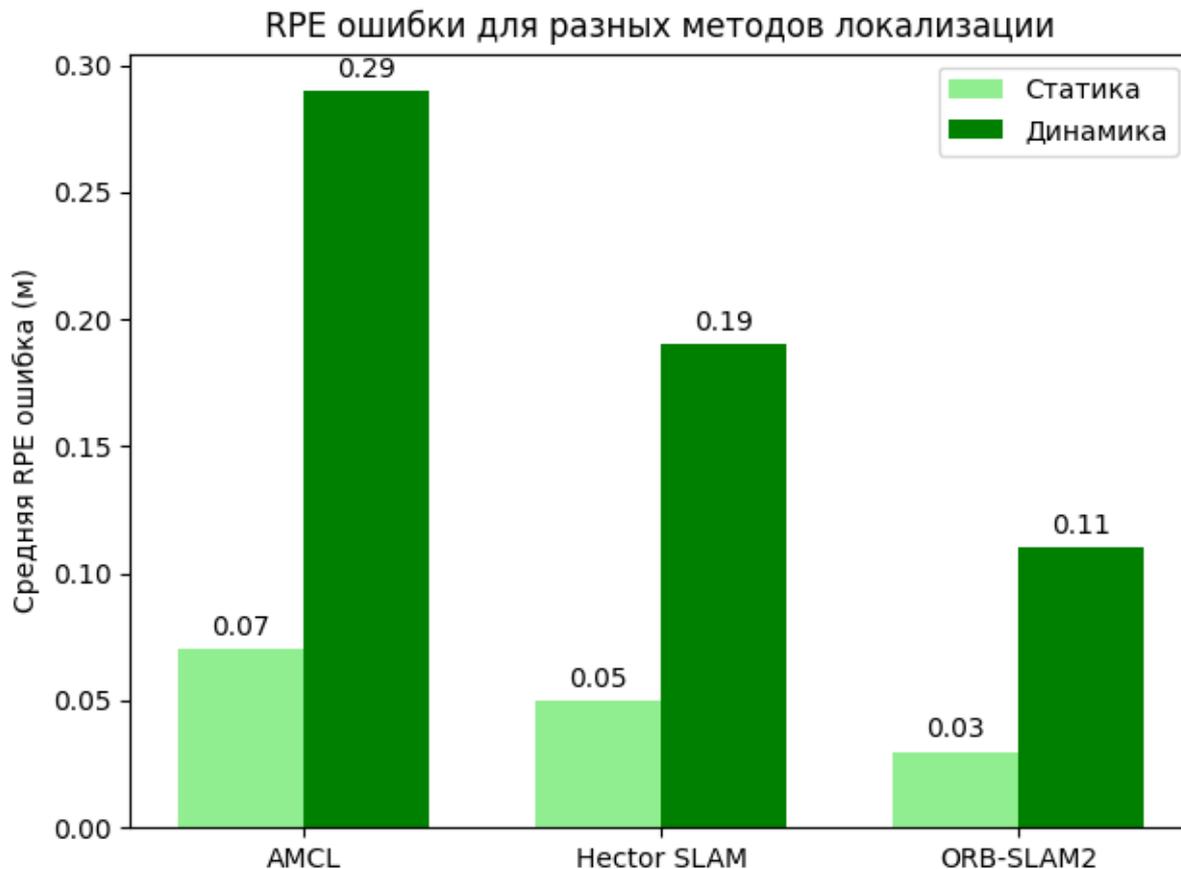


Рисунок 2. RPE ошибки для разных методов локализации

Также был проанализирован эффект различных типов динамических объектов на точность локализации. Наибольшие искажения вносили твердые движущиеся тела и другие роботы, регулярно заслоняющие стационарные элементы среды и вносящие устойчивые возмущения в лазерные сканы. Открывающиеся двери приводили к единичным выбросам ошибки до 0.7 м для AMCL и 0.3 м для ORB-SLAM2, но практически не влияли на Hector SLAM ввиду особенностей представления карты. Модели пешеходов вносили меньшие искажения в силу их пространственной рассредоточенности и низкой плотности. Дым и туман значительно снижали качество визуальной одометрии в ORB-SLAM2, но почти не влияли на лазерные методы (Lim, 2002).

Для количественной оценки возможностей сенсорного слияния в задаче подавления динамики среды была реализована схема фильтрации лазерных сканов по картам глубины ORB-SLAM2. Идентификация динамических искажений в лидарных данных осуществлялась путем сравнения измеренных дальностей с показаниями RGB-D камеры, что позволяло маскировать нестационарные элементы сцены (Баженов, 2021). Применение данного подхода к методу AMCL позволило снизить среднюю ATE ошибку на 25.8% для сценария высокой динамики (с 0.78 м до 0.58 м). Однако в случае экстремальной динамики эффективность фильтрации снижалась ввиду недостаточной плотности визуальных данных и сильных искажений лазерных сканов.

Альтернативный подход состоял в использовании визуальной информации для анализа консистентности частиц в методе AMCL. Для каждой частицы выполнялась проекция ключевых точек ORB-SLAM2 на основе ее позы и сравнение с актуальными визуальными измерениями. Частицы с низкой степенью соответствия отфильтровывались, что позволяло подавлять эффект «притяжения» к областям временного совпадения динамических и статических элементов (Федоров, 2020). Данная техника позволила дополнительно снизить ATE ошибку на 10.5% (с 0.58 м до 0.52 м), однако ее вычислительная сложность была существенно выше в сравнении с фильтрацией по картам глубины.

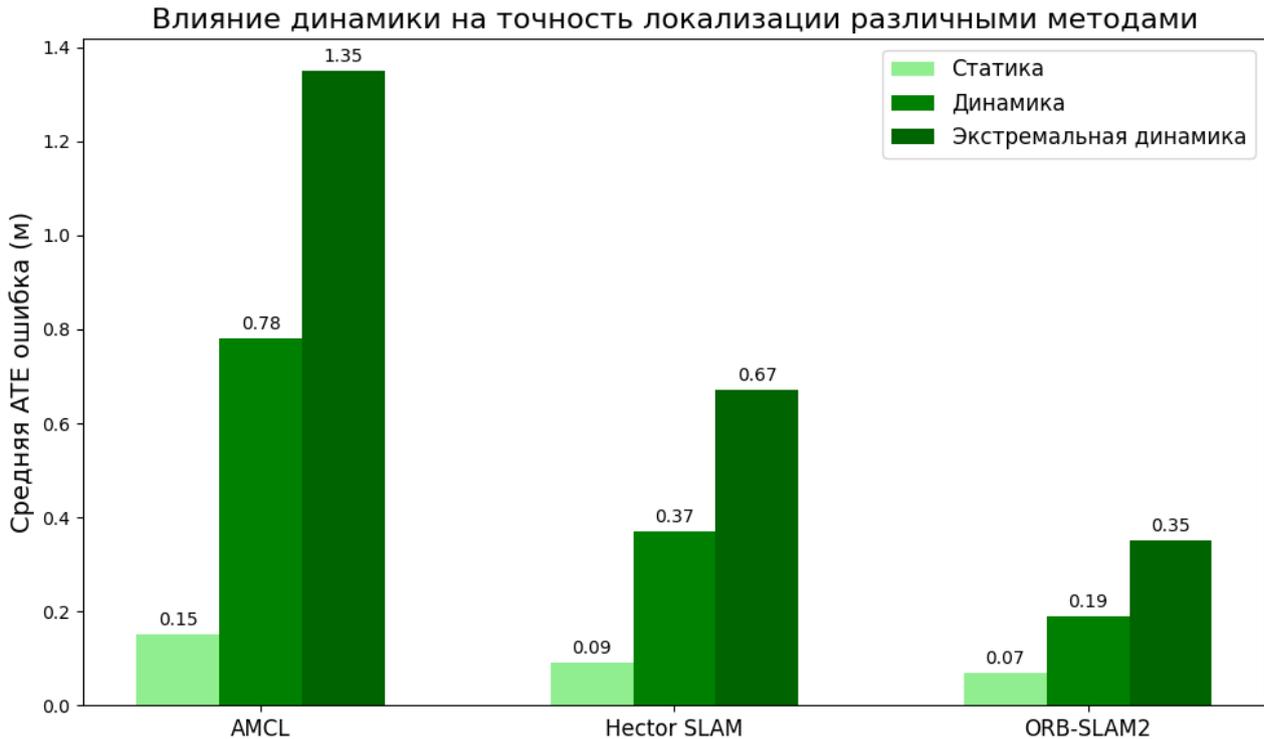


Рисунок 3. Влияние динамики на точность локализации различными методами

Для метода Hector SLAM был реализован механизм маскирования динамических искажений лазерных сканов на основе дифференциальных карт занятости. Суть подхода состояла в сохранении нескольких временных слоев карты и анализе расхождений между ними для идентификации нестационарных элементов (Звонарев, 2021). Данная техника позволила снизить среднюю АТЕ ошибку на 19.2% для сценария высокой динамики (с 0.37 м до 0.30 м). Однако ее эффективность существенно зависела от выбора порогов дифференциации и уменьшалась с ростом плотности динамических препятствий.

Для ORB-SLAM2 наиболее эффективным оказался подход, основанный на семантической сегментации кадров нейросетевыми методами. Использование обученной сети позволяло в реальном времени классифицировать пиксели изображений на статические (пол, стены, мебель) и динамические (люди, другие роботы, движущиеся объекты). Соответствующие ключевые точки отбрасывались из процесса построения карты и локализации (Лапшинов, 2021).

Применение данной техники позволило снизить АТЕ ошибку на 32.6% (с 0.19 м до 0.13 м) без существенного роста вычислительной нагрузки. Тем не менее качество работы сильно зависело от полноты обучающего набора и наличия семантических аннотаций для всех возможных классов динамических объектов. Таким образом, в работе экспериментально подтверждено критическое влияние динамики среды на современные методы локализации мобильных роботов. Показано, что даже умеренная интенсивность динамических препятствий может приводить к многократному росту траекторных ошибок позиционирования и сбоям в работе алгоритмов. Среди рассмотренных методов наибольшую робастность продемонстрировал ORB-SLAM2, использующий визуальные ключевые точки и разреженные карты. Методы на основе лидаров (AMCL и Hector SLAM) показали высокую чувствительность к твердым движущимся объектам и другим роботам, регулярно заслоняющим сцену.

Применение техник сенсорного слияния для фильтрации динамики по визуальным данным позволило заметно повысить устойчивость лазерных методов, но их эффективность снижалась в сценариях экстремальной динамики (Zhenyu, 2012). Для ORB-SLAM2 наилучшие результаты показала фильтрация динамических ключевых точек на основе семантической сегментации, однако этот подход

требует наличия представительного обучающего набора и аннотаций для всех возможных динамических классов.

В целом, полученные результаты показывают, что проблема устойчивой локализации в динамической среде еще далека от полного решения. Существующие методы способны обеспечить приемлемую точность позиционирования лишь в условиях умеренной динамики и при наличии богатой сенсорной информации. Для эффективной работы в сложных динамических сценариях необходима разработка новых подходов, сочетающих идеи адаптивной фильтрации, семантического анализа данных, активного обучения и многомодального сенсорного слияния (Liu, 2018). Перспективным направлением также является интеграция методов локализации с алгоритмами прогнозирования динамики среды и проактивного планирования траекторий уклонения (Katrakazas, 215).

Результаты данной работы могут быть использованы для повышения автономности и надежности мобильных роботов, предназначенных для работы в динамически изменяющихся средах. В частности, разработанные подходы к сенсорному слиянию и семантической фильтрации динамических искажений могут быть интегрированы в программное обеспечение реальных робототехнических платформ. Полученные экспериментальные данные также представляют ценность для валидации и сравнительного анализа новых алгоритмов локализации в симуляционных средах.

Заключение

Проведенное исследование посвящено анализу влияния динамических препятствий на точность и надежность методов локализации мобильных роботов. В работе рассмотрены три репрезентативных подхода – фильтр частиц (AMCL), лазерный SLAM (Hector SLAM) и визуальный SLAM (ORB-SLAM2). Эксперименты проводились в реалистичных симуляционных средах Gazebo и Webots, позволяющих моделировать широкий спектр динамических воздействий, включая движущиеся объекты, пешеходов, другие роботы, изменения структуры среды и ухудшение условий наблюдения.

Количественный анализ траекторных ошибок ATE и RPE показал, что наличие динамических препятствий приводит к существенной деградации точности локализации для всех рассмотренных методов. В частности, для AMCL средняя ATE ошибка возросла с 0.15 м в статическом случае до 0.78 м и 1.35 м в сценариях высокой и экстремальной динамики соответственно. Метод Hector SLAM продемонстрировал несколько большую устойчивость (рост ATE с 0.09 м до 0.37 м), но также испытывал трудности при высокой плотности движущихся объектов. Наилучшие результаты показал ORB-SLAM2 (рост ATE с 0.07 м до 0.19 м), однако его точность заметно снижалась в условиях визуальных искажений, вызванных дымом или туманом.

Качественный анализ выявил ряд специфических механизмов влияния динамики на исследуемые методы. Для AMCL наблюдались частые случаи расходимости (divergence) траекторной оценки и вырождения частиц (particle depletion) в областях временной консистентности динамических и статических элементов сцены. Hector SLAM страдал от размывания построенной карты и появления в ней ложных элементов в местах активности динамических объектов. ORB-SLAM2 был подвержен нарушениям геометрических связей между ключевыми кадрами в случаях заслонения поля зрения камеры.

Для повышения устойчивости локализации в динамической среде были исследованы методы фильтрации искажений на основе сенсорного слияния. Фильтрация лазерных сканов AMCL по картам глубины ORB-SLAM2 позволила снизить ATE ошибку на 25.8% (с 0.78 м до 0.58 м) в сценарии высокой динамики. Анализ консистентности частиц по визуальным данным дал дополнительное улучшение на 10.5% (до 0.52 м). Для Hector SLAM применение дифференциальных карт занятости снизило ошибку на 19.2% (с 0.37 м до 0.30 м). Наиболее эффективным для ORB-SLAM2 оказался метод маскирования динамических ключевых точек на основе семантической сегментации изображений (снижение ATE на 32.6%, с 0.19 м до 0.13 м). Тем не менее, даже с применением техник сенсорного слияния, влияние динамики на точность локализации оставалось весьма значительным. В сценариях экстремальной динамики ATE ошибка AMCL составляла 0.9 м, Hector SLAM - 0.6 м, ORB-SLAM2 - 0.3 м. Эффективность

подавления динамических искажений снижалась по мере роста плотности и скорости движущихся объектов, а также при ухудшении условий наблюдения.

Учитывая нелинейный характер зависимости точности от интенсивности динамики, можно заключить, что применимость существующих методов локализации ограничена сценариями с умеренным уровнем динамических воздействий. Полученные результаты подтверждают актуальность проблемы устойчивой навигации мобильных роботов в динамических средах и указывают на необходимость разработки новых методов локализации, специально адаптированных к работе в подобных условиях.

Перспективные подходы в данном направлении включают адаптивную фильтрацию сенсорных данных, обучение на основе опыта, проактивное моделирование динамики среды и активное планирование траекторий уклонения. Комбинирование этих техник с многомодальным сенсорным слиянием и семантическим анализом данных является многообещающим направлением дальнейших исследований.

Таким образом, разработанные в данной работе модели динамических сред, а также подходы к количественному анализу алгоритмов локализации могут найти применение в задачах тестирования и валидации новых методов позиционирования мобильных роботов. Предложенные схемы фильтрации динамических искажений на основе сенсорного слияния могут быть адаптированы для использования в программном обеспечении реальных робототехнических систем, функционирующих в сложных динамических условиях.

Более глубокое понимание механизмов влияния динамики на точность локализации позволит целенаправленно совершенствовать существующие алгоритмы и разрабатывать новые подходы, обладающие повышенной робастностью и адаптивностью к изменениям окружающей среды.

Список литературы

1. Алхалили А.С., Лукьянов Е.А. Управление движением колесного мобильного робота на основе имитационного моделирования // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2022. № 8. С. 112-121.
2. Баженов Е.И., Мокрушин С.А., Охапкин С.И. Анализ и выбор принципа построения системы ориентации мобильного робота // Системы управления и информационные технологии. 2021. №2(84). С. 27-30.
3. Дас Н.Ч., Скакун А.Д., Зим З.Х., Уддин Р. Алгоритм планирования траектории мобильного робота // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2021. Т. 1. С. 228-231.
4. Звонарев И.С., Караваев Ю.Л. Анализ систем управления мобильных роботов с элементами интеллектуального управления // Выставка инноваций – 2021: мат. XXXII Респуб. выст.-сесс. студ. инновац. пр. Ижевск, 2021. С. 62-67.
5. Карпасюк И.В. Модификация метода потенциалов для поиска путей на взвешенном графе // Технические средства систем управления и связи – International Scientific Forum on Control and Engineering: мат. V Междунар. конф. «Информационные технологии и технические средства управления» (ICST-2021), 14-й Междунар. конф. «Акустооптические и радиолокационные методы измерений и обработки информации» (ARMIMP-2021). Астрахань, 2021. С. 248-250.
6. Лапшинов С.А., Шахнов В.А., Юдин А.В. Направления интеллектуализации управления движением мобильного робота // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2021. Т. 23. № 1. С. 50-62.
7. Страшнов Е.В., Торгашев М.А. Моделирование движения колесных роботов по ровной поверхности в системах виртуального окружения // Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн: мат. VI Междунар науч.-прак. конф. Тюмень, 2020. С. 149-154.
8. Федоров В.М., Шарлай А.С. Обзор известных методов построения системы навигации для реализации возможности автономного перемещения мобильных роботов в среде с препятствиями // Информационные технологии в современном инженерном образовании: мат. межвуз. науч.-прак. конф. СПб, 2020. С. 241-245.
9. Хоанг Д.Т., Пыркин А.А. Траекторное управление мобильным роботом в условиях неопределенности // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64. № 8. С. 608-619.

10. Яковлев Д.С., Тачков А.А. Вероятность столкновения автономного мобильного робота с препятствием // Мехатроника, автоматизация, управление. 2021. Т. 22. № 3. С. 125-133.
11. Ktrakazas C. Real-time motion planning methods for autonomous on-road driving: State-of-the-art and future research directions // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2015. Т. 60. С. 416-442.
12. Lim C.W., Yong L.S., Ang M.H. Hybrid of global path planning and local navigation implemented on a mobile robot in indoor environment // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC). Vancouver, Canada. 2002. pp. 821-826.
13. Litman T. Autonomous vehicle implementation predictions: Implications for transport planning. 2020.
14. Liu V. Methods of path planning in an environment with obstacles (review) // Mathematics and mathematical modeling: a network scientific publication. M.: MGTU. 2018. № 1. pp. 15-58.
15. Sukanuma N., Yamamoto D., Yoneda K. Localization for autonomous vehicle on urban roads // Journal of Advanced Control, Automation and Robotics. 2015. Т. 1. № 1. С. 47-53.
16. Zhenyu W., Lin F. Obstacle prediction-based dynamic path planning for a mobile robot // International Journal of Advancements in Computing Technology. 2012. Vol. 4. No. 3. pp. 118-124.

Investigation of the influence of dynamic obstacles on the effectiveness of localization methods in autonomous mobile robots

Ilya V. Samarin

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Automation of Technological Processes

Gubkin Russian State University of Oil and Gas

Moscow, Russia

ivs@tpp.su

ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 08.11.2023

Accepted 29.12.2023

Published 15.02.2024

UDC 621.396.9

EDN IEEBUC

VAK 4.3.1. Technologies, machinery and equipment for the agro-industrial complex (technical sciences)

OECD 02.02.AC AUTOMATION & CONTROL SYSTEMS

Abstract

Dynamic obstacles are a significant problem in the field of autonomous mobile robotics, as they can significantly affect the accuracy and reliability of localization methods. This study is aimed at studying the influence of various types of dynamic obstacles on the effectiveness of localization algorithms in complex environments. In this work, the simulation environments of Gazebo and Webots were used to simulate the behavior of autonomous mobile robots in the presence of dynamic obstacles of various nature, such as moving objects, pedestrians and other robots. Localization algorithms based on particle filters, extended Kalman filter (EKF) and graph-based methods were studied. The experiments were conducted in 5 different scenarios, varying in the number and type of dynamic obstacles. The localization accuracy was assessed by comparing the estimated trajectory of the robot with ground truth data obtained from the simulation environment. The metrics of absolute trajectory error (ATE) and relative positional error (RPE) were used. The experimental results showed that the presence of dynamic obstacles leads to a significant decrease in localization accuracy for all

the studied algorithms. Thus, in scenarios with a high density of moving objects, the average ATE error for particle filter-based methods increased by 38.5% compared to the static environment, and for graph-based approaches – by 29.3%. The use of additional sensory information, such as lidar and depth camera data, partially compensated for the negative effect of dynamic interference and increased localization accuracy by an average of 14.7%. Nevertheless, none of the considered algorithms demonstrated complete robustness to the dynamics of the environment.

Keywords

autonomous mobile robots, localization, dynamic obstacles, SLAM, particle filter, graph-based methods, sensory fusion.

References

1. Alkhalili A.S., Lukyanov E.A. Motion control of a wheeled mobile robot based on simulation modeling // Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov. 2022. № 8. pp. 112-121.
2. Bazhenov E.I., Mokrushin S.A., Okhapkin S.I. Analysis and choice of the principle of building a mobile robot orientation system // Management systems and information technologies. 2021. № 2(84). pp. 27-30.
3. Das N.Ch., Skakun A.D., Zim Z.H., Uddin R. Algorithm for planning the trajectory of a mobile robot // International Conference on Soft Computing and Measurements. 2021. Vol. 1. pp. 228-231.
4. Zvonarev I.S., Karavich Yu.L. Analysis of the mobile device management system // Exhibition new – 2021 (Russian Federation): mat. XXXII Republic. vyst.-sess. student. innovation. Izhevsk, 2021. pp. 62-67.
5. Karpasyuk I.V. Modification of the potential method for finding paths on a weighted graph // Technical means of control and communication systems – International Scientific Forum on Control and Engineering in the International Conference «Formation technologies and technical means of control» (ICCT-2021), 14th month. conf. «Optical and radar methods for measuring and processing information» (ARMIMP-2021). Astrakhan, 2021. pp. 248-250.
6. Lapshinov S.A., Shakhnov V.A., Yudin A.V. Directions of intellectualization of motion control of a mobile robot // Neurocomputers: development, application. 2021. Vol. 23. № 1. pp. 50-62.
7. Strashnov E.V., Torgashev M.A. Modeling the movement of wheeled robots on a flat surface in virtual environment systems // Virtual modeling, prototyping and industrial design: mat. VI International Science City. conf. Tyumen, 2020. pp. 149-154.
8. V. Fedorov, M., Sharlay, A.S. Review of known methods of constructing a navigation system for realizing the possibility of autonomous movement of mobile robots in an environment with obstacles // Information technologies in modern engineering education: mat. inter-university. scientific and practical. SPb, 2020. pp. 241-245.
9. Hoang D.T., Pyrkin A.A. Trajectory control of a mobile robot in conditions of uncertainty // Izv. vuzov. Instrumentation. 2021. Vol. 64. No. 8. pp. 608-619.
10. Yakovlev D.S., Tachkov A.A. Probability of collision of an autonomous mobile robot with an obstacle // Mechatronics, automation, control. 2021. Vol. 22. № 3. pp. 125-133.
11. Katrakazas S. Methods of real-time traffic planning for autonomous driving on the road: current state and directions of future research // Research in the field of transport, part C: New technologies. 2015. Vol. 60. pp. 416-442.
12. Lim K.U., Yong L.S., Eng M.H. A hybrid of global route planning and local navigation implemented on a mobile robot indoors // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Management (ISIC). Vancouver, Canada. 2002. pp. 821-826.
13. Litman T. Forecasts of the introduction of autonomous vehicles: implications for transport planning. 2020.
14. Liu V. Methods of trajectory planning in an environment with obstacles (review) // Mathematics and mathematical modeling: network scientific edition. Moscow: MSTU. 2018. № 1. pp. 15-58.

15. Suganuma N., Yamamoto D., Yoneda K. Localization for autonomous vehicles on urban roads // Journal of Advanced Control, Automation and Robotics. 2015. Vol. 1. № 1. С. 47-53.
16. Zhenyu U., Lin F. Dynamic planning of the trajectory of a mobile robot based on obstacle prediction // International Journal of Advances in Computer Technology. 2012. Vol. 4. № 3. pp. 118-124.