

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
ДОНСКОЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

Алхалили Алак Сабах Бадри

Предотвращение столкновений при движении мобильного робота в среде со статическими и динамическими препятствиями

2.5.4. Роботы, мехатроника и робототехнические системы

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
кандидат технических наук, доцент
Лукьянов Евгений Анатольевич

Ростов-на-Дону - 2025

Содержание

ВВЕДЕНИЕ.....	4
Глава 1 – Анализ проблем траекторного управления МР при наличии препятствий.....	11
1.1. Области применения МР и особенности управления их траекторным движением.....	11
1.2. Методы планирования траекторий движения мобильных роботов.....	14
1.2.1. Методы планирования траекторий на базе графов и клеточной декомпозиции.....	17
1.2.2. Методы планирования на основе потенциальных полей.....	20
1.2.3. Оптимизационные и интеллектуальные методы планирования.....	21
1.3. Траекторное управления МР при наличии статических и динамических препятствий.....	24
1.4. Формирование целей и задач диссертационного исследования.....	27
Выводы по главе.....	28
Глава 2 - Способы получения и представления информации о препятствиях в рабочей зоне МР....	29
2.1. Анализ методов и способов получения информации о препятствиях в рабочей зоне робота	30
2.2. Ультразвуковые системы получения информации об объектах внешнего мира.....	33
2.3. Решение задач информационного обеспечения МР на основе технического зрения и сканирующих систем.....	35
2.4. Анализ методов получения информации о препятствиях в ближней зоне на основе сканирующих систем.	38
Выводы по главе.....	57
Глава 3 – Планирование и управление движением МР в динамическом окружении.....	59
3.1. Планирование траекторий движения и поведения робота при движении к целевой точке.....	59
3.2. Оценка вероятностей столкновения с динамическими препятствиями.....	61
3.3. Геометрическая интерпретация задач безопасного движения при наличии препятствий.....	64
3.4. Динамическая модель колесных МР для задач маневрирования и планирования движений.....	77
3.5. Синтез управления движением при объезде статических и динамических препятствий.....	88
3.6. Разработка нейросетевого решения для осуществления объезда препятствий в динамической среде.....	92
Выводы по главе.....	119
Глава 4 – Имитационное моделирование движения МР в недетерминированной среде.....	122
4.1. Разработка имитационной модели движения МР на основе нейросетевого решения.....	126
4.2. Разработка имитационной модели движения МР на основе потенциальных функций.....	131
4.3. Разработка имитационной модели движения робота на основе метода А*.....	133
4.4. Сравнительное моделирование методов управления движением МР при объезде препятствий.....	134
Список сокращений и условных обозначений.....	152

Список литературы	163
Приложение 1	174
Приложение 2	175
Приложение 3	179
Приложение 4	185
Приложение 5	188
Приложение 6	191
Приложение 7	193
Приложение 8	196
Приложение 9	198

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность и степень разработанности темы исследования. Мобильные роботы осуществляют свои функции, перемещаясь в окружающем пространстве. Для этого ими решается задача планирования траекторий движения и поведения робота при различных внешних условиях. Планирование и управление движением мобильного робота (МР) — это связанные задачи, решение которых зависит от его типа, назначения, условий окружающей среды. Различным аспектам данной проблематики посвящены работы таких отечественных ученых как А. Р. Гайдук, И. А. Каляев, С. Г. Капустян, В. М. Лохин, С. В. Манько, М. Ю. Медведев, В.Б. Никишин, В. Е. Павловский, Ю. В. Подураев, В. Х. Пшихопов, Е. И. Юревич, А. С. Ющенко и другие. Следует отметить работы зарубежных ученых G. C. Avenant, K.C.Choi, C. H. Hong, E. Hygounenc, I.Jung, B. S. Kim, S.Lacroix, A. B. Moutinho, P. Soueres. В детерминированных условиях задача планирования перемещений робота может быть решена до начала его движения. Во всех других случаях планирование траектории — это многокритериальная задача поиска последовательности допустимых перемещений МР от начального положения к целевой точке. Движение робота по запланированным ранее траекториям происходит с ошибками скоростными и траекторными, вызванными различными причинами и факторами. Информация о препятствиях, которой обладает система управления робота, является неполной и реальные параметры препятствий могут изменяться со временем. При наличии подвижных препятствий любая спроектированная ранее траектория движения может потребовать корректировки. Большинство реальных применений мобильных роботов предполагают частичную или полную неопределенность знаний о препятствиях. Можно констатировать, что не существует наилучшего решения поиска пути робота в недетерминированной среде с подвижными препятствиями, а известные алгоритмы объезда препятствий эффективны лишь в частных случаях. Поэтому разработка методов решения задач обеспечения движений мобильных наземных роботов и управления их безопасным перемещением в условиях статических и динамических препятствий на основе имеющейся информации является актуальной научно-технической задачей.

Диссертационная работа выполнена в рамках научных направлений ФГБОУ ВО ДГТУ «Донской государственный технический университет», предусмотренных Программой развития университета на 2019–2023 годы.

Целью исследования является предотвращение столкновений с препятствиями при движении МР по траектории, на основе прогнозных оценок на интервале прогнозирования и нейросетевом управлении при выполнении объезда препятствия. Для достижения целей в работе решаются следующие задачи.

1. Анализ известных методов планирования траекторий и управления движением мобильных роботов в недетерминированных условиях;
2. Разработка метода оценки вероятности столкновения на изменяемом интервале прогнозирования с учетом характерных особенностей информационного обеспечения мобильного робота;
3. Разработка метода планирования движений МР в среде со статическими и динамическими препятствиями для предотвращения столкновений и осуществления объезда препятствий;
4. Разработка дискретно-непрерывной имитационной модели движения объектов в рабочей зоне мобильного робота с учетом стохастичности параметров их движения;
5. Разработка виртуальных моделей движения МР и препятствий, параметры которых изменяются случайным образом, на основе различных методов управления движением робота.
6. Анализ эффективности разработанного метода планирования движений МР при объезде препятствий.

Объектом исследования являются мобильные роботы, осуществляющие траекторное движение в целевую точку в недетерминированных условиях при наличии статических и динамических препятствий.

Предметом исследования являются методы планирования движений МР, а также алгоритмы их реализующие, обеспечивающие объезд препятствий и предотвращение столкновений при движении робота к целевой точке.

Методы исследования. Работа выполнялась на основе методов и положений системного анализа, физических законов движения твердых тел, методов математического моделирования динамических и стохастических систем, методов решения навигационных задач, методов создания и применения искусственных нейронных сетей, методов и алгоритмов получения информации о внешней среде.

Научная новизна полученных результатов заключается в следующем:

1. Разработан метод управления движениями робота, предотвращающий его столкновения при движении по траектории в среде с препятствиями, оценивающий вероятность столкновения на интервале прогнозирования и учитывающий стохастичность параметров препятствий, отличающийся тем, что прогнозирование осуществляется с учетом стохастичности параметров препятствий, а движения объезда определяются нейронной сетью на основе информации об объектах ближней зоны МР.
2. Разработано нейросетевое решение, определяющее параметры движения робота для объезда

препятствий, структура которого и алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий, отличающееся тем, что входными значениями нейросети являются расположение и параметры препятствий в ближней зоне МР, а выходные параметры определяют точку объезда, движение через которую позволяет предотвратить столкновение;

3. Разработан метод энтропийной регуляризации решений нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, отличающийся тем, что реализуется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения, что обеспечивает поиск наилучших решений;

4. Разработана имитационная модель движения МР в рабочей зоне с неподвижными и подвижными препятствиями, отличающаяся учетом стохастичности параметров движения препятствий и вероятностной оценкой возможных столкновений на интервале прогнозирования, а также возможностью использования одного из нескольких методов планирования поведения робота для выполнения их сравнительной оценки.

Теоретическая значимость результатов работы:

- Предложен метод предотвращения столкновений робота при его движении по траектории в среде с препятствиями, отличающийся использованием оценки вероятности столкновения на интервале прогнозирования и определяющий параметры движения робота для объезда препятствия на основе нейронной сети, реализующей обучение с подкреплением;
- Разработанное нейросетевое решение для определения параметров движения робота при объезде препятствия, учитывающая параметры препятствий в ближней зоне робота, отличающаяся тем, что определяет точку для безопасного объезда препятствия и позволяет выполнять накопление новых данных для обучения (дообучения) в процессе ее использования;
- Разработан метод энтропийной регуляризации решений нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, отличающийся тем, что реализуется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения, что обеспечивает поиск наилучших решений.

Практическая значимость результатов работы:

- Разработано нейросетевое решение, которое обеспечивает определение параметров движения робота для объезда препятствий, при этом реализуются алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий.

- Создана имитационная модель движения МР в рабочей зоне с неподвижными и подвижными препятствиями, отличающаяся учетом стохастичности параметров движения препятствий и вероятностной оценкой возможных столкновений на интервале прогнозирования.
- Разработаны алгоритмы принятия решений об объезде препятствий и определения параметров движения робота для объезда препятствия, позволяющие роботу двигаться по траектории без столкновений.

Положения и результаты, выносимые на защиту. На защиту выносятся:

- метод формирования параметров движений робота при объезде препятствий, предотвращающий его столкновения при движении в среде с препятствиями, отличающийся вероятностной оценкой возможного столкновения и применения специализированной нейронной сети, определяющей траекторию объезда (параметры движения при объезде) с учетом стохастичности параметров препятствий;
- нейросетевой планировщик, определяющий параметры движения робота для объезда препятствий, структура которого и алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий в ближней зоне робота, отличающийся энтропийной регуляризацией, выполняемой посредством стохастической коррекции выходных значений;
- метод энтропийной регуляризации нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, обеспечивающий нейронной сети свободу поиска наилучших решений, отличающийся тем, что реализуется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения;
- имитационная модель движения МР в рабочей зоне с неподвижными и подвижными препятствиями, отличающаяся учетом стохастичности параметров движения препятствий и вероятностной оценкой возможных столкновений на интервале прогнозирования, а также возможностью использования одного из нескольких методов планирования поведения робота для выполнения их сравнительной оценки;
- алгоритмы принятия решений об объезде препятствий и определения параметров движения робота при объезде, позволяющих двигать робота по траектории без столкновений.

Обоснованность и достоверность научных результатов. Достоверность полученных в диссертационной работе результатов обусловлена применением современных методов исследований, корректными предположениями при составлении математических моделей, согласованностью результатов компьютерного моделирования движения препятствий и виртуальной имитационной моделью траекторного движения робота. Все полученные теоретические и

практические результаты апробированы на международных и всероссийских конференциях. Алгоритмические решения, полученные при выполнении диссертации защищены свидетельством о регистрации программы для ЭВМ.

Внедрение результатов диссертационных исследований. Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе кафедры «Робототехника и мехатроника» Донского государственного технического университета в учебном процессе магистрантов по направлению 15.04.06 — Мехатроника и робототехника. Результаты диссертационной работы планируется использовать при разработке и создании мобильных роботов различной степени автономности на предприятии (рассматривается внедрение результатов в двух организациях, проектирующих мобильных роботов).

Соответствие работы паспорту специальности. Диссертационная работа соответствует научной специальности 2.5.4. «Роботы, мехатроника и робототехнические системы» в пунктах 4, 5 и 8 паспорта специальности, а именно:

4. Математическое и полунатурное моделирование мехатронных и робототехнических систем, включая взаимодействие со средой, анализ их характеристик, оптимизация и синтез по результатам моделирования.
5. Методы, алгоритмы, программные и аппаратные средства управления роботами, робототехническими и мехатронными системами, включая адаптивное, оптимальное, распределенное, интеллектуальное и супервизорное управление.
8. Планирование и реализация действий и движений, индивидуальное и групповое управление мобильными роботами наземного, воздушного, надводного, подводного, многосредного и космического применения.

Апробация работы. Диссертационная работа, её основные результаты обсуждались и докладывались на следующих конференциях и научных семинарах:

1. XVII международная научно-техническая конференция Динамика технических систем "ДТС-2021", Ростов-на-Дону, 09–11 сентября 2021 г.;
2. V Всероссийская научно-практическая конференция «Проблемы повышения эффективности научной работы в оборонно-промышленном комплексе России», Знаменск, 24–25 марта 2022 г.;
3. Всероссийская (национальная) научно-практическая конференция «Актуальные проблемы науки и техники. 2021», 17–19 марта 2021 года, Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет.
4. Всероссийская (национальная) научно-практическая конференция «Актуальные проблемы

науки и техники. 2022», 16–18 марта 2022 года, Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет.

5. Всероссийская (национальная) научно-практическая конференция «Актуальные проблемы науки и техники. 2023», 15–17 марта 2023 года, Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет.
6. Международная конференция «Ural Environmental Science Forum. Sustainable Development of Industrial Region» (UESF-2023). 31 May 2023. E3S Web of Conference.
7. VII Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием «Исследование и проектирование интеллектуальных систем в автомобилестроении, авиастроении и машиностроении» (ISMCA – 2023), г. Таганрог, 7 апреля 2023 г.
8. Всероссийская (национальная) научно-практическая конференция «Актуальные проблемы науки и техники. 2024», 19–21 марта 2024 года, Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет

Публикации. Материалы диссертации достаточно полно изложены в 13 публикациях, из которых 4 работы опубликованы в журналах, включенных в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук (Перечень рецензируемых научных изданий), и 1 работа опубликована в журнале, индексируемом в международной реферативной базе Scopus, 7 публикаций по материалам конференций; 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личным вкладом автора в выполненных и опубликованных работах является: анализ известных решений; постановка задач исследований; разработка математических моделей, проведение экспериментальных исследований; обработка и анализ полученных результатов; формирование выводов; составление алгоритмов для их регистрации в Роспатент, разработка структуры и алгоритмов работы нейронной сети определения параметров движения робота при объезде препятствий.

Структура и объём работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложений. Объем работы составляет 198 страниц машинописного текста, содержит 59 рисунков, 19 таблиц, список литературы из 160 наименований и приложений на 25 страницах.

Автор выражает глубокую признательность: научному руководителю, кандидату технических

наук, доцент Лукьянов Евгений Анатольевич – за постоянные научные консультации и помощь в работе; коллективу кафедры «Робототехника и мехатроника» ДГТУ (г. Ростов - на - Дону) - за внимание и поддержку при проведении исследований.

Глава 1 – Анализ проблем траекторного управления МР при наличии препятствий

1.1. Области применения МР и особенности управления их траекторным движением

Мобильный робот — это сложная система, используемая для решения конкретных задач, способная перемещаться в динамической среде для достижения своей цели. В последние годы использование мобильных робототехнических решений в недетерминированной среде значительно увеличилось. Так, например, начиная с 2000 годов увеличивается их применение в складских комплексах для складирования, сортировки и транспортировки грузов и товаров. Постоянно растет применение мобильных роботов для осуществления охранных функций [1-4]. Современное сельское хозяйство становится областью массированного применения мобильных роботов. Независимо от назначения, мобильные роботы осуществляют перемещения в окружающем пространстве, а, следовательно, ими должна решаться задача планирования траекторий движения, определение поведения робота при решении им своих функциональных задач и управление движением мобильного робота в условиях окружающей среды, где он работает. Области использования и задачами, успешно решаемыми с применением мобильных роботов, являются складские задачи, транспортно-логистические задачи как внутри помещений, так и вне помещений, применение сервисных роботов различного назначения для автономной или совместно с человеком деятельности [5, 6]. Это может быть решение задач поиска и разведки, патрулирования и инспекции объектов, рекламно-информационное обеспечение различных мероприятий и прочее. Мобильный робот любого назначения может обладать различной степенью автономности, но, практически всегда, его функционирование возможно лишь при решении им следующих задач:

- Планирование действий/траекторий;
- Управление движением по траекториям;
- Решение навигационных задач;
- Обеспечение безопасности при движении робота;
- Принятие решений об изменении траектории движения (объезд препятствия);
- Определение траекторий/параметров движения при объезде.

Совершенствование конструкций мобильных роботов и расширение их возможностей ведут к повышению скоростей движения роботов, ужесточению требований к безопасности использования роботов. Например, стандарт «Роботы и робототехнические устройства. Транспортные логистические роботы. Функциональные требования» [7] определяет минимальные скорости

движения легких, средних и тяжелых мобильных роботов. Эти минимальные скорости ограничены значениями от 1 до 2.5 м/с. Это означает, что два робота могут сближаться со скоростями более 18 км/час и их сенсорные системы, и алгоритмы управления должны обеспечить безопасное перемещение роботов. В такой области применения как автоматизация складской логистики за счет применения WMS-систем на базе мобильных роботов, эффективно решаются вопросы оптимизации траекторий движения множества роботов, с учетом поиска наилучшей последовательности сбора товаров в заказ, выполняемый каждым роботом. В складских комплексах задачи поиска траектории движения робота решается либо на "верхнем" уровне (системе известно расположение всех объектов в рабочей зоне), либо в системе управления каждого робота. Тогда концепция может предполагать целеуказание роботу, в какие точки загрузки/выгрузки он должен прибыть, а конкретную траекторию и последовательность исполнения робот ищет сам. В любом случае движение по траектории может приводить к столкновениям с подвижными/неподвижными препятствиями или человеком. Предотвращение столкновения — это задача, которая должна решаться системой управления мобильного робота [8]. В некоторых случаях бортовая система управления ищет возможную траекторию объезда препятствия и выполняет его, для продолжения своего движения в заданную точку. Активно развивающийся рынок беспилотного транспорта, как в условиях города (такси, автобусы и т.д.), так и вне поселений (карьеры) порождает ситуации, в которых основным должно являться обеспечение безопасности перемещения. Известны случаи, когда решения систем управления приводили к нежелательным последствиям [9]. Пример — движение беспилотного автомобиля привело к наезду на пешехода [10], бортовая СУ подала сигнал о наличии препятствия, но продолжила движение, а человек-испытатель, сидевший за рулем, не успел среагировать.

В 2022 году автономный автомобиль остановился на полосе движения и не дал возможность проехать автомобилю пожарной охраны Сан-Франциско. Описаны случаи остановки беспилотных транспортных средств на железнодорожных переездах, блокировка группой беспилотных транспортных средств движения на перекрестках и другие примеры. В разных странах ведется разработка соответствующих документов, регламентирующих режимы и параметры эксплуатации мобильных роботов и беспилотного транспорта [11]. Кроме юридических и технических вопросов, определяющих правила конструирования и эксплуатации робототехнических систем различного назначения, должны иметься решения, обеспечивающие безопасное перемещение мобильных роботов в динамической слабо формализованной среде. К таким решениям, напрямую или косвенно определяющих безопасность мобильных роботов относятся методы планирования траекторий движения, методы обнаружения препятствий, определения их расположения и

параметров движения. Также безопасность определяется методами прогнозирования возможных столкновений и принятия решений о изменении движения робота для предотвращения столкновения. Безопасность косвенно зависит от методов вычисления (нахождения) параметров движения робота для объезда препятствия и возврата на траекторию движения. Планирование траектории — это многокритериальная задача поиска последовательности допустимых перемещений мобильного робота от начального положения к месту назначения. При этом цели движения могут быть различными. Например, целью может быть достижение заданной точки на плоскости или в пространстве. В этом случае задачей планирования является поиск кратчайшего безопасного пути. При наличии динамических препятствий и неопределенностей в зоне работы робота, задачи планирования существенно усложняются. Автоматическое планирование траектории — это одна из ключевых задач [12], определяющих функционирование таких систем как мобильные роботы, беспилотные автомобили, коптеры и дроны, надводные и подводные роботы и др. В простейших случаях, при детерминированных условиях и априори известных параметрах препятствий, задача планирования перемещений робота может быть решена до начала его движения. Задачи планирования траекторий движения и управления движением по этим траекториям принято разделять на задачи глобального и локального уровня. При глобальном планировании необходима достаточная априорная информация. Кроме того, параметры внешней среды должны быть неизменны, в противном случае решить задачу поиска полного пути заблаговременно, до начала движения робота невозможно. Такие условия работы мобильного робота могут быть обеспечены лишь в редких производственных или иных случаях. Большинство реальных задач, предполагают частичную или полную неопределенность. В этих случаях, глубина планирования траекторных перемещений не может быть большой. При изменении внешних условий обычно проводится новое планирование на основе имеющейся информации о внешней среде. Такое планирование траекторий относят к группе автономных или динамических методов планирования пути в зависимости от поведения препятствий [12, 13]. По мере развития мобильной робототехники, большое количество ученых и исследователей занимались вопросами планирования траекторных перемещений мобильных роботов и управления их движением в недетерминированной внешней среде. Различным аспектам данной проблематики посвящены работы таких отечественных ученых как А. С. Ющенко, А. Р. Гайдук, В.Б. Никишин, В. М. Лохин, В. Х. Пшихопов, Е. И. Юревич, И. А. Каляев, М. Ю. Медведев, С. В. Манько, С. Г. Капустян, Ю. В. Подураев и другие. Следует отметить работы зарубежных ученых А. В. Moutinho, В. S. Kim, С. Н. Hong, Е. Hygounenc, G. C. Avenant, I.Jung, K.C.Choi, P. Soueres, S.Lacroix. Следует отметить, что большое количество исследователей, не

указанных в этом списке, оказали существенное влияние на развитие методов и способов решения задач планирования и управления мобильными роботами. В последние годы количество исследований и научных публикаций в области планирования движений и управления мобильными роботами в динамической среде остается высоким. Это подтверждает, что задачи синтеза алгоритмов траекторного движения, управления мобильными роботами в недетерминированных условиях окончательно не решены и актуальность решения этих задач высока. Причинами, в частности, являются разнообразие задач, которые должны решаться роботами, разнообразие условий их функционирования, недетерминированность и не стационарность процессов, происходящих в рабочей зоне во время работы робота. Рассмотрим применимость наиболее распространенные на практике методов для планирования траекторий мобильных наземных роботов в динамическом окружении с целью анализа их применимости для решения задач безопасного перемещения мобильных роботов в среде с подвижными препятствиями.

1.2. Методы планирования траекторий движения мобильных роботов

Движение робота от текущего местоположения к целевой точке включает поиск наилучшей траектории, расчет параметров движения, формирование управлений для того, чтобы перемещаться по запланированной траектории и, при необходимости, осуществлять объезд препятствий либо поиск иной траектории движения. От исходного положения до целевой точки робот должен перемещаться по запланированной траектории. Для детерминированных условий, при отсутствии подвижных препятствий, задача поиска пути к целевой точке может быть решена многими способами, в том числе и в оптимальной постановке. В работах [14, 15] показано, что множество методов поиска пути на основе графов или клеточной декомпозиции вполне успешно применимы для роботов, работающих в средах без неопределенностей. На рисунке 1.1 представлена классификация распространенных методов, используемых для поиска пути и управления движениями мобильного робота к целевой точке.



Рис. 1.1 Классификация методов планирования траектории движения мобильного робота

Общие требования к планированию траектории движения робота можно характеризовать следующими требованиями:

- траектория должна позволить роботу переместиться из начального положения в заданную точку (целевое положение);
- движение по траектории к целевой точке не должно сопровождаться столкновениями с препятствиями (другими объектами);
- планируемая (выбираемая из возможных) траектория должна соответствовать определенным критериям качества (эффективности).

В настоящее время известно большое количество методов, применяемых для планирования движений мобильных роботов. Существующие алгоритмы и методы обычно подразделяют на несколько групп:

I. «Классические методы».

II. «Вероятностные методы».

III. «Эвристические планировщики».

IV. «Эволюционные алгоритмы».

V. «Планировщики на основе сенсорных данных».

Все они предназначены для поиска пути движения робота к целевой точке. Методы групп 1, 2 позволяют планировать траекторию движения мобильного робота в оптимальной постановке. При этом критериями оптимальности могут быть время, необходимое для перемещения в заданную точку, степень «гладкости» траектории, минимизация затрачиваемой энергии и так далее. Группы 3, 4 осуществляют «эвристическое планирование» и большей частью основаны на применении графов или клеточном представлении пространства рабочей зоны. К таким алгоритмам, часто применяемым на практике, относятся:

1. Алгоритм A^* — ищет все возможные пути к цели и выбирает тот, который имеет наименьшие затраты (наименьшее время, наименьшее пройденное расстояние и т. д.). Алгоритм A^* использует взвешенные графы - начиная с начального узла графа, он строит дерево путей, пока один из них не закончится на целевом узле.

2. Алгоритм жадного поиска — позволяет поиск пути, при этом локально, на каждом этапе, ищется оптимальное решение. Обычно жадный эвристический алгоритм может дать локально оптимальные решения, близкие к глобальному оптимальному решению [16].

3. Алгоритм Дейкстры — используется для поиска кратчайших путей между узлами графа [17, 18], который может быть построен на основе дорожной карты или дискретного рабочего пространства.

Перечисленные алгоритмы и методы поиска пути находят свое применение, хотя за последнее десятилетие были разработаны иные решения. Наиболее известными «эволюционными алгоритмами» являются:

1. Генетические алгоритмы (ГА) [19-23] — моделируют процессы естественного отбора, обеспечиваемого генетикой. В этих алгоритмах используются механизмы мутации, кроссовера и отбора в качестве возможных путей поиска решения. Генетические алгоритмы позволяют находить близкие к оптимальным решения в многокритериальных задачах, где ранее использовались методы на основе полного перебора вариантов.
2. Методы на основе оптимизации роя частиц (PSO) — Концепция основана на моделировании упрощенной социальной системы, имитируя непредсказуемые движения отдельных особей роя при наличии общей цели – достижении заданного результата [24].
3. Методы на основе алгоритмов муравьиной колонии – реализует эвристическую оптимизацию [25-28], и позволяет выполнить поиск оптимального пути, имитируя поведение муравьев, ищущих путь к источнику пищи.

В статье [29] авторами исследуется способ автономного картографирования, основанный на сенсорной информации, получаемой датчиками робота при его движении. Поиск пути выполняется с применением геометрических алгоритмов. К преимуществам описанных решений можно отнести минимальные требования к сенсорному обеспечению. Однако, выбор лучшего пути из множества сгенерированных авторами не рассмотрен. Также, применение этих алгоритмов в среде с подвижными препятствиями будет приводить к столкновениям, либо постоянным итерациям поиска нового пути. В работе [14] для нахождения траектории движения робота в целевую точку используется клеточная аппроксимация рабочего пространства. Алгоритм построения дерева решений делит рабочее пространство на свободные области и строит граф смежности между ними. Авторами предложено три варианта планирования безопасного пути, в каждом реализуется поиск на графе. Предложенные решения могут успешно применяться для планирования траекторий при наличии статических препятствий и в детерминированных условиях. Однако при наличии динамических препятствий данные решения не применимы. Реальная среда, где функционирует робот является динамической. Применение алгоритмов, основанных на сетке занятости, не позволяет осуществлять адекватное отображение изменяющейся внешней среды. При этом погрешности в сенсорных измерениях могут привести к большим ошибкам [30, 31] как в оценке положения робота, так и определения параметров препятствий.

В [32] предложен метод интеллектуального потенциального поля для поиска наилучшего пути. Этот метод не является оптимальным и при наличии подвижных препятствий может формировать неэффективный маршрут, приводящий к столкновениям. В работе [33] на основе двумерной сетки, путем сочетания (DWA) и алгоритма поиска A^* для текущего состояния окружающей среды предложен метод навигации в целевую точку без столкновения с препятствиями. Заявлено, что предлагаемый алгоритм работает с эффективностью не менее 80 процентов, но поиск пути выполняется с рядом допущений, которые в реальной обстановке приведут к столкновениям. Ряд методов поиска траектории перемещения использует фильтры Калмана. Например, метод описанный в [34] с целью прогнозирования движения динамических объектов и на основе потенциального поля выполняет поиск текущей траектории движения в изменяющейся среде. Трехмерное расширение байесовского фильтра занятости [35] было предложено для решения задачи динамического уклонения мобильной платформы от столкновения с препятствием. Одним из основных недостатков этого метода является высокая вычислительная сложность при выполнении планирования в динамической среде. Поскольку методические подходы, лежащие в основе наиболее эффективных методов планирования основаны на применении декомпозиции пространства и использовании методов теории графов, рассмотрим особенности таких методов, чтобы оценить возможность их применения для планирования как глобальных, так и локальных траекторий, например, при объезде препятствий. Рассмотрим особенности применения наиболее распространенных методов поиска траекторий движения мобильных роботов и их ограничения, обусловленные требованиями к функциональным возможностям мобильных роботов, перемещающихся в динамической среде.

1.2.1. Методы планирования траекторий на базе графов и клеточной декомпозиции

Теория графов предоставляет удобный инструментарий для решения задач поиска маршрутов движения. К методам, основанным на математическом базисе графов, относятся (рис. 1.2) методы на основе диаграмм видимости [36, 37], а также методы, осуществляющие структурирование свободного пространства (в том числе диаграммы Воронова) [38, 39], метод вероятностной дорожной карты [40] и методы быстро растущих случайных деревьев (Rapidly-Exploring Random Trees - RRTs) [41].



Рис. 1.2 Группа методов поиска траекторий движения робота на основе графов.

Представление в форме графа позволяет находить путь к целевой точке, используя вариации алгоритмов Дейкстры [17], A^* [42], постоянно восстанавливающийся A^* (ARA*) [43] и улучшенный A^* [44]. Перечисленные алгоритмы обладают относительной простотой компьютерной реализации, однако они эффективны только для детерминированных сред. Имеются решения задач планирования пути в изменяющихся условиях, основанные на логике указанных выше алгоритмов. В частности, для уточнения карты на основе сенсорной информации авторами [45] предлагается метод, в котором обновляется некоторое количество ячеек диаграммы Вороного. Это несколько повышает надежность поиска безопасного решения, однако формируемая траектория не учитывает изменения в параметрах препятствий, так как решается задача поиска пути в среде с «псевдо статическими» препятствиями. Другими способами планирования пути в изменяющихся условиях, с использованием диаграммы Вороного, и выполняющими вероятностное планирование дорожной карты являются методы на основе вероятностных дорожных карт [45, 46, 47]. В этих методах создается дорожная карта, сформированная с помощью специальной функции. Основным недостатком этих методов является то, что дорожная карта строится в автономном режиме и информация об окружающей среде должна предоставляться заранее, что не позволяет использовать эти методы для случаев с подвижными препятствиями. В качестве развития метода графа Вороного и расширения его на мультиагентную систему в динамическом мире авторами [48] была представлена новая структура данных: мультиагентный навигационный граф (Multi-agent Navigation Graph - MaNG), который строится из первого и второго порядков графа Вороного. Мультиагентный навигационный граф используется для планирования маршрута движения и вычисления близости для каждого мобильного устройства в режиме реального времени. Для поиска k кратчайших путей во взвешенном графе используются алгоритм Флойда [49] и алгоритм Йена [50]. Недостатки алгоритмов поиска пути на основе диаграмм Вороного заключаются в том, что они перебирают все возможные варианты. С увеличением размерности графа, предложено использовать эвристическую

оценку (метод K^*) [51]. Однако в нем используется сложная комбинация алгоритмов A^* и Декстры на каждом шаге алгоритма и выполняется только эвристическая оценка узлов, без привязки их к выстраиваемым путям в графе. Из рассмотрения возможностей и ограничений этой группы методов можно сделать заключение, что методы на основе графов малоэффективны при планировании траекторий движения робота в условиях подвижных препятствий и в недетерминированных условиях. В работе [52] представлен планировщик для колесных роботов, который учитывает кинематические и динамические ограничения движений робота. Область, свободная от подвижных препятствий определяется на основе видеокамеры кругового обзора. Следует отметить, что точность определения расположения и параметров движения препятствий с помощью такой видеосистемы достаточно низкая. Следовательно, предложенный метод поиска траекторий движения не может гарантировать отсутствие столкновений. Методы, описанные выше, не всегда могут давать решение задачи планирования маршрута за приемлемое время, так как требуют подробного геометрического представления свободного пространства. И с ростом размеров этого пространства время обработки увеличивается. Применение решений, основанных на семплировании [53] в ряде случаев позволяют решить проблему поиска пути в пространствах большой размерности, содержащих статические препятствия за приемлемое время. Методы на основе клеточной декомпозиции используют «дискретизацию окружающей среды». При этом каждая клетка может быть свободна или занята. Метод имеет серьезный недостаток: увеличение вычислительной сложности решения при уменьшении размерности сетки. Также нет эффективных способов учитывать случайный характер движения препятствий. Поэтому методы на основе клеточной декомпозиции малоэффективны при планировании траекторий движения робота в условиях случайных процессов при движении препятствий (стохастичность вектора скорости). Наиболее распространенным подходом к отображению динамических сред является использование минимум двух сеток занятости. В первой сетке сохраняются только статические области среды, а во второй сетке сохраняются динамические объекты. В первой сетке вероятность занятости ячейки представляет вероятность присутствия статического объекта в этой ячейке. Точно так же ячейка во второй сетке имеет вероятность занятости, которая указывает вероятность существования движущегося объекта в этой ячейке. Никакой истории о занятости динамической карты не сохраняется [54]. Это означает, что может быть доступна только текущая позиция динамических объектов. Методы и алгоритмы, использующие в той или иной форме дискретизацию пространства для описания рабочей среды и последующего поиска возможных траекторий движения обладают характерными особенностями и недостатками. Для повышения точности решений необходимо уменьшать шаг дискретизации

пространства, это приводит к росту вычислительной сложности алгоритмов, невозможности их использования в реальном масштабе времени. Также для этих методов и алгоритмов затруднено представление динамических объектов внешней среды. Свободными от этих недостатков, в определенной мере, являются методы на основе потенциальных полей.

1.2.2. Методы планирования на основе потенциальных полей

Методы планирования траекторий движения на основе потенциальных функций используются достаточно широко как для двухмерных, так и для трехмерных случаев. Движение планируется (рис. 1.3) вдоль линий векторного поля, потенциальная функция которого определяется расположением препятствий и их формой. По типу потенциальной функции используются:

- виртуальное силовое поле;
- Ньютоновское потенциальное поле;
- супербиквадратное потенциальное поле;
- гармоническое векторное поле.

Среди методов потенциальных полей самым известным является метод искусственных потенциалов (artificial potential field - APF). Для планирования маршрута робота моделируются действующие на него мнимые силы притяжения и отталкивания зарядов [55, 56]. Метод потенциального поля продолжает использоваться и развиваться. Так, в работе [57] предложена модификация алгоритма по принципу гравитационной цепочки от начального к целевому положению. Данный метод частично преодолевает недостатки методов, основанных на искусственных потенциальных полях. Однако результат поиска траектории движения существенно зависит от параметров настройки метода, что не может быть формализовано.

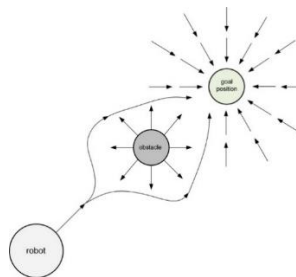


Рис 1.3. Метод потенциальных полей для определения траектории движения

Несмотря на простоту метода потенциальных полей, метод характеризуется такими основными недостатками как колебания траектории для определенных конфигураций препятствий и проблема закливания в локальных минимумах. Описано [57] использование метода

искусственного потенциального поля с процедурой бактериальной эволюции с целью получения траекторий движения робота. Направление движения препятствий в нем не учитывается. В методе безопасность реализуется прокладкой маршрута робота как можно ближе к центру максимального зазора при движении к целевой точке. Однако данный метод обладает малой скоростью решения и не гарантирует выход из локальных минимумов. Ли и др. [58] предложили метод на основе потенциальной функции, в котором они использовали искусственную нейронную сеть (ИНС) для определения направления и скорости движения препятствия. В этой статье обсуждается, как следует назначать коэффициенты и параметры потенциальных функций, определяющих движение мобильного робота. Маршрут движения робота, формируемый потенциальными силами, может быть эффективным для ситуаций с ограниченным количеством препятствий и их параметров (размер, скорости движения). Для рассмотренного метода сохраняются основные проблемы, характерные для методов потенциальных полей. Методы потенциального поля активно развиваются и используются в комбинации с другими методами. Так, в работе [59] приводится алгоритм, использующий потенциальное поле при итеративном поиске пути. Алгоритмы, основанные на методах потенциальных полей, применимы при наличии динамических препятствий [60, 61]. Однако, стоит отметить, что использование методов потенциальных полей может привести к застреванию в локальных минимумах [62] и не гарантирует предотвращение столкновений. Если не рассматривать особенности применения методов планирования траекторий для детерминированных случаев, то при неполной определенности безопасность движения мобильного робота будет обеспечиваться не только ранее запланированной траекторией движения робота, но и возможностью оперативной коррекции траектории для предотвращения столкновений (объезда препятствий). Локальные методы планирования пути используются, когда мобильный робот движется в целевую позицию в среде с неопределенностями. Робот при встрече с препятствиями может использовать локальные методы для изменения своей траектории, чтобы обойти их [63]. Методы на основе потенциальных полей малоэффективны при планировании траекторий движения робота при необходимости прогноза ситуаций в условиях подвижных препятствий с неопределенными параметрами.

1.2.3. Оптимизационные и интеллектуальные методы планирования

Методы планирования траекторий, основанные на интеллектуальных алгоритмах в основе своей, используют поведение человека или некоторых биологических сообществ. Среди биоинспирированных алгоритмов выделяют: роевой интеллект, «муравьиный» алгоритм, метод роя

частиц, «пчелиный» алгоритм, а также генетические и эволюционные алгоритмы. В работе [64] предложен усовершенствованный метод поиска пути на основе поведения пчелиной колонии. В статье [65] использована процедура на базе алгоритмов бактериального размножения (BFO), однако, время поиска возможных траекторий с использованием этих алгоритмов велико и не позволяет использовать эти алгоритмы для управления мобильными роботами. В работе [66] представлен метод определения с использованием нечеткой логики кратчайшего пути в не идентифицированной динамической среде с различными препятствиями. Поскольку в предложенном методе робот имеет точечное отображение. Поэтому сформированный путь не может считаться безопасным и наилучшим. Применение нечеткой логики в комбинации с эвристическими алгоритмами колонии муравьев представлена в работе [66]. Формируемая траектория должна обеспечивать плавность движения робота, сокращения пути и времени достижения целевой точки. Предложенный подход был рассмотрен в работе [58, 66, 67] для планирования пути футбольного робота в изменяющейся среде с целью поиска оптимальной траектории. Существует определенное разнообразие способов планирования траекторий, использующих искусственные нейронные сети. В работе [68] предложен метод планирования траекторий движения рабочих органов роботов манипуляторов в рабочей среде с препятствиями. Авторами реализуется нейронная сеть, структура которой определена допустимой дискретизацией рабочего пространства манипулятора и которая моделирует весовую функцию, характеризующую расположение робота-манипулятора относительно препятствий. Поиск траектории движения осуществляется на основе метода потенциальных полей. Рассмотренный ранее подход планирования пути робота с использованием нейронной сети был применен для мультиагентного случая. В работе [69] описан способ нахождения пути для каждого мобильного робота группы. Использование нейронной сети большой размерности (при росте скоростей движения роботов размерность сети увеличивается нелинейно) для того, чтобы формировать «энергетические поля», необходимые для поиска путей перемещения при жестком ограничении на время решения нельзя признать эффективным. Также для мультиагентного случая представлен комбинированный алгоритм (Path Finding Robot Avoiding Other Robot - PFRAOR) [70] управления мобильным роботом. Разработанный авторами алгоритм осуществляет расчет дистанции от главного агента до других участников взаимодействия, обеспечивает поддержание определенного расстояния и достижения агентом целевой точки. Однако авторами не уточняется, каким образом реализуется поиск пути для каждого робота группы при наличии подвижных препятствий. Таким образом, рассмотрев множество решений, предложенных для решения задач поиска наилучшего или

оптимального пути в недетерминированной динамической среде, можно констатировать следующее:

- не существует наилучшего метода, обеспечивающего планирование оптимального пути робота в детерминированной среде со статическими препятствиями, поскольку задача может быть решена множеством методов при вариации критериев и требований к решению.
- не существует единственного наилучшего решения планирования оптимального пути робота в недетерминированной среде при отсутствии подвижных препятствий, поскольку критерии качества могут назначаться в зависимости от требуемой функциональности робота, его допустимой скорости движения, кинематических и динамических характеристик.
- не существует наилучшего метода решения задачи поиска оптимального пути мобильного робота в недетерминированной среде при наличии подвижных препятствий. Априорная и текущая информация об объектах в рабочей зоне робота может существенно измениться за время, требуемое на поиск оптимального решения. Зачастую изменения внешней обстановки, имеющиеся и возникающие текущие неопределенности могут свести вероятность [71] получения оптимального решения к предельно низким значениям.

Поскольку реальное функционирование мобильных роботов происходит в условиях высокой неопределенности, актуальным является поиск и разработка новых методов (способов) планирования движений мобильного робота в условиях динамически изменяющейся внешней среды, а также обеспечения безопасного перемещения робота по запланированной траектории. Определим условия и ограничения, которые необходимо учитывать при поиске эффективных траекторий движения наземных мобильных роботов в динамической среде. Будем считать, что в начальный момент времени системе управления робота доступна некоторая априорная информация о расположении статических и динамических препятствий в зоне расположения мобильного робота. Для этой информации характерны неточности, обусловленные не идеальностью измерительных систем, определяющих координаты расположения препятствий, их размер, направление и скорость движения. Для решения задач навигации у каждого мобильного робота реализуется некоторый цикл с постоянной длительностью, в течение которого информация о подвижных и неподвижных препятствиях (обо всех или частично) обновляется на основе сенсорной информации. Рассматривая движение подвижных препятствий как случайный процесс, будем считать решение задач о расположении и параметрах препятствий как дискретную реализацию непрерывных случайных процессов с нормальным законом распределения. Сформулированные особенности

функционирования мобильных роботов при наличии статических и динамических препятствий определяют возможные реализации управления мобильными роботами.

1.3. Траекторное управления МР при наличии статических и динамических препятствий

Движение мобильного робота в среде с препятствиями может осуществляться на базе различных алгоритмов. Большая их часть основывается на соответствующих алгоритмах планирования пути, что позволяет в каждый момент времени иметь «промежуточную целевую точку», к которой движется робот. К часто используемым относится группа Bug-алгоритмов, которые могут использоваться для управления движением роботов в недетерминированных или частично детерминированных средах. Такие алгоритмы определяют движения роботов с датчиками, способными обнаруживать столкновение с препятствиями и определять направление на целевую точку. Известно много модификаций Bug алгоритмов [72-78], каждый из которых может быть предпочтительней других в конкретных условиях внешней среды. Конечно, подобные алгоритмы управления движением не обеспечивают поиск наилучшей траектории движения и анализ изменений внешней среды. В условиях неопределенности для управления мобильными роботами могут использоваться решения, разработанные в рамках теории ситуационного управления [76]. Движение робота в целевую точку можно рассматривать как последовательность траекторных перемещений, каждое из которых выполняется для обеспечения некоторых условий – приближения к целевой точке, движения на некотором расстоянии от препятствия, перемещения в зону рабочего пространства с меньшей плотностью препятствий и тому подобное. Любая сложная траектория движения робота может быть представлена участками, на которых реализуется либо движение «от точки – к точке», либо движение по заданной траектории [79, 80]. В статье [81] предложен метод обхода препятствий на пути подвижного технического средства с использованием алгоритмов стереозрения и системы распределённой блочной параллельной обработки данных. Там-же описывается разработанный алгоритм генерации карты исследуемого помещения, рассматривается применение алгоритма A^* для поиска пути обхода. Однако, данный метод имеет существенный недостаток, связанный с временем построения карты глубины для единовременно наблюдаемой сцены, которое может достигать 4 секунд и более. Данный недостаток может быть частично нивелирован путём установки более производительного бортового вычислителя или путём передачи части вычислений внешней системе. Однако, значительное временное запаздывание в обработке изображений усугубляет известные недостатки алгоритма A^* применительно к объезду препятствий. Временные запаздывания в получении данных для алгоритмов управления движением

составляют основу неопределенностей, снижающих качество управления и эффективность алгоритмов формирования траекторий перемещения. Аналогичные неопределенности характерны для случаев, когда в рабочей области мобильного робота имеются движущиеся препятствия, особенно, когда параметры их движения могут изменяться. Известные решения реализуют различные тактики управления движением – от простейших, основанных на уклонении от столкновения, до сложных, реализующих прогноз изменения состояний объектов внешней среды, определяемых сенсорно-информационными системами робота. В нетривиальном варианте текущие решения по управлению приводами должны делаться с учетом его динамических характеристик, текущей ситуации с препятствиями в ближней зоне робота. Обеспечение требований по безопасности движения, длине траектории, прочие показатели качества нетривиальным образом могут изменить маршрут мобильного объекта [20, 61, 71, 73, 76, 82]. Более прикладным алгоритмом локального планирования пути является так называемый метод динамического окна (Dynamic Window Approach - DWA) Это алгоритм предотвращения столкновений для мобильных роботов, который работает в реальном времени, разработанный в 1997 году [83]. В отличие от других локальных методов, работа DWA-метода зависит непосредственно от динамики робота. Данный алгоритм специально ориентирован для использования мобильными роботами, с учетом ограничений их маневренности, возможных скоростей и ускорений. Метод состоит из двух основных этапов: сначала создается локальное пространство поиска и генерируются варианты движения, а затем выбирается наилучшее решение в заданном пространстве на некотором интервале времени. В [83] пространство поиска ограничено безопасными круговыми траекториями, которые могут быть пройдены за короткий промежуток времени без столкновения с препятствиями. Критерием качества выбора направления и скорости движения к целевой точке в рассматриваемом решении является максимальный зазор от любого препятствия. Однако, стохастичность параметров движения препятствий будет приводить к столкновениям. Другая группа методов осуществляет поиск траекторий объезда среди гладких траекторий. При сглаживании пути используют следующие подходы:

1. Корректировка опорных точек. Метод заключается в итеративном сдвиге опорных точек, чтобы обеспечить гладкость траектории.
2. Сглаживание ломаных в сочленениях. Траектория мобильного объекта часто строится из нескольких кривых. При этом подходе ломаные участки траектории корректируются только в окрестностях стыка кривых. Методы сглаживания ломаных участков траектории:

- Метод кривых Дубинса [84]. Суть метода заключается в замене частей отрезков, прилегающих к углу ломаной, дугой окружности. Несмотря на то, что путь при этом сглаживается, его функция гладкости будет выглядеть разрывной функцией.
- Метод полярных многочленов. Сглаживающая траектория, задаваемая многочленом от угла в полярных координатах, используется для решения проблемы разрывом функции кривизны.
- Кривые Безье. Кубические кривые Безье рассчитываются с использованием четырех опорных точек, которые выбираются на звеньях ломаной. Кривизна полученной сглаженной траектории будет иметь разрыв. В отличие от использующих кубические кривые, траектории, сглаженные с помощью, дважды дифференцируемой кривой Безье (класса $C2$), не имеют разрывов в функции кривизны. Для расчета такой кривой используются семь опорных точек [85, 86].
- Кубический В-сплайн. Использование кубического В-сплайна позволяет добиться непрерывного, гладкого изменения кривизны [85, 86]. Для этого необходимо использование не менее пяти опорных точек. Однако число контрольных точек может быть увеличено, что позволит увеличить степени свободы в выборе формы кривой.

Рассмотренные выше методы используются для получения гладких траекторий движения робота в зоне объезда, при изменении траектории движения. Но эти методы не предназначены для определения промежуточных точек, куда должен переместиться робот для предотвращения столкновения. Обобщая обзор траекторного управления в условиях подвижных препятствий, можно сделать заключение, что планирование безопасной траектории движения возможно, если известны положения и параметры всех препятствий, а также законы их движения. При наличии неопределенностей, как в расположении и размерах препятствий, так и в параметрах их движения найденная траектория движения к целевой точке будет вынуждено корректироваться на основании информации от сенсоров мобильного робота для избежания столкновения. Формирование наилучшей локальной траектории движения при объезде препятствия часто рассматривается как задача синтеза кривой второго и более порядка, которая была бы сопряжена с предыдущим участком траектории, так и с последующим. Требования сопряжения обусловлены реальными ограничениями динамики робота и позволяют рассчитывать управления для двигателей на основе математических моделей. Описание траектории движения робота той или иной гладкой функцией предназначено способствовать обеспечению устойчивости робота при движении по траектории, отсутствию разрывов функции скорости и соответственно «рывков» из-за непостоянства ускорения. Однако основной проблемой является определение промежуточной точки, через которую должна пройти

траектория объезда. Поиск этой точки и пути может выполняться на основе алгоритмов «глобального поиска пути до целевой точки», однако, такой подход ведет к существенным затратам времени и вычислительных ресурсов. Имеющиеся решения поиска локального участка пути, как ранее было установлено, обладают определенными недостатками и для мобильных роботов, работающих в слабо формализованной среде при наличии большого количества статических и динамических препятствий, не могут считаться эффективными, обеспечивающими безопасность движения.

1.4. Формирование целей и задач диссертационного исследования

В настоящее время наземные мобильные роботы успешно применяются для решения различных задач как внутри производственных и иных помещений, в том числе при наличии людей, так и вне помещений. Современные мобильные роботы оснащаются развитыми сенсорно-информационными системами, чтобы получать информацию об объектах внешнего мира, в том числе о подвижных и неподвижных препятствиях. Разработка методов и алгоритмов планирования траекторий и управления безопасным движением робота в недетерминированных условиях является актуальной задачей. Учитывая недетерминированность условий функционирования мобильных роботов и стохастичность параметров препятствий и их движения, сформулируем цель и задачи диссертационной работы. является предотвращение столкновений с препятствиями при движении МР по траектории, на основе прогнозных оценок на интервале прогнозирования и нейросетевом управлении при выполнении объезда препятствия. Для достижения этих целей в работе поставлены и решаются следующие задачи:

1. Анализ известных методов планирования траекторий и управления движением мобильных роботов в недетерминированных условиях;
2. Разработка метода оценки вероятности столкновения на изменяемом интервале прогнозирования с учетом характерных особенностей информационного обеспечения мобильного робота;
3. Разработка метода планирования движений МР в среде со статическими и динамическими препятствиями для предотвращения столкновений и осуществления объезда препятствий;
4. Разработка дискретно-непрерывной имитационной модели движения объектов в рабочей зоне мобильного робота с учетом стохастичности параметров их движения;
5. Разработка виртуальных моделей движения МР и препятствий, параметры которых изменяются случайным образом, на основе различных методов управления движением робота.

6. Анализ эффективности разработанного метода планирования движений МР при объезде препятствий.

Выводы по главе

Функционирование мобильных роботов невозможно без решения задач планирования траекторий движения к целевой точке и управления движением по запланированной траектории. В реальной среде функционирования роботов всегда имеются различные препятствия, положение и параметры движения которых могут изменяться. Значительная часть известных алгоритмов планирования траекторий разработана для детерминированных условий, поэтому использование таких алгоритмов в среде с подвижными препятствиями будет приводить к столкновениям. Другая группа методов и алгоритмов планирования траекторий для своей работы требует полной информации о всех статических и динамических препятствиях, имеющихся в рабочей зоне робота. В реальных условиях получение такой информации обо всех препятствиях и на этапе планирования глобальной траектории, и на этапе управления движением робота по траектории невозможно. Учитывая реальные возможности сенсорных систем мобильных роботов и многообразие процессов, определяющих изменение условий в рабочей зоне, можно заключить, что актуальным является разработка эффективных методов планирования и управления безопасным движением мобильных роботов к целевой точке. Эти методы должны обеспечивать движение мобильного робота по траекторным участкам без столкновений в среде со статическими и динамическими препятствиями. Реальные условия функционирования мобильных роботов характеризуются случайным характером изменения скорости и направления движения динамических препятствий. И для этих условий необходимо разработать соответствующие методы планирования траекторий и управления движением мобильного робота, обеспечивающих его движение в целевую точку без столкновений. При наличии некоторой априорной информации о препятствиях и параметрах их движения, а также при наличии текущей информации об объектах ближней зоны робота от его сенсорной системы, имеется возможность более эффективно осуществлять поиск траектории движения робота вблизи препятствий, планировать траекторию объезда препятствия и обеспечивать движение к целевой точке без столкновений. Результатом данной работы должно быть создание метода планирования траектории движения мобильного робота в условиях статических и динамических препятствий, обеспечивающего безопасное движение робота по траектории к целевой точке.

Глава 2 - Способы получения и представления информации о препятствиях в рабочей зоне МР

Выполнение мобильным роботом своих функций, безопасное движение по траекториям непосредственно связано с возможностью получать необходимую информацию о внешней среде и объектах, находящихся в рабочей зоне. Информационное обеспечение мобильного робота возможно с использованием различных методов и технологий. Это могут быть «внешние» сенсорно-информационные системы, самостоятельно определяющие параметры объектов внешнего мира (в оперативной зоне робота), и передающие всю собранную информацию системе управления мобильного робота. Другим вариантом может быть полностью автономное решение, при котором для планирования действий и управления мобильным роботом используются только сенсоры и датчики, установленные на роботе. Независимо от того, как решаются задачи получения информации о внешней среде, можно констатировать следующее [87, 88]:

- информация об объектах внешнего мира может быть различной степени подробности, но ее адекватность может снижаться с течением времени от момента ее получения до момента обновления этой информации посредством сенсорно-информационной системы;
- получение данных о параметрах объектов, таких как их расположение, размеры и форма, направление движения, скорость движения требует определенного, иногда значительного времени, которое может многократно превышать период обновления сенсорной информации;
- получение данных о реальной скорости движения мобильного робота, его расположении и ориентации требует определённого времени и не всегда может быть выполнено с помощью лишь датчиков робота;
- имеется запаздывание в получении данных, необходимых для решения навигационных задач (координаты и параметры движения объектов, расположение и ориентация, реальные параметры движения), причем «несинхронность» их вычисления и представления в систему управления мобильного робота приводит к образованию ошибок, значимость которых существенно растет с увеличением скоростей движения объектов и самого робота;
- Точность, с которой определяются параметры объектов «внешнего мира», во многом определяет возможности мобильного робота по эффективному планированию своих перемещений.

В настоящее время существует большое разнообразие датчиков, которые применяются в мобильной робототехнике. Рассмотрим основные типы датчиков для решения задач

информационного обеспечения мобильного робота. Обозначим и определим эти задачи следующим образом [88]:

- T1 – обнаружение препятствия или нескольких препятствий;
- T2 - определение к какому классу относится препятствие – статическое или динамическое;
- T3 - оценка размеров и формы препятствия;
- T4 - определение координат расположения препятствия (в локальной системе координат робота);
- T5 - определение параметров движения препятствия – скорости и направления движения (в локальной системе координат робота).

Таблица 2.1

Типы датчиков	Классы задач				
	T1	T2	T3	T4	T5
Контактные	+	-	-	-	-
Ультразвуковые	+	+	-	-	-
Инфракрасные дальнометрические	+	+	-	-	-
Оптические датчики наличия отраженного сигнала (в т.ч. лазерные)	+	-	-	-	-
Лазерные дальнометрические	+	+	-	+/-	-
Сонары	+	+	-	-	-
Лидары	+	+	+	+	+
Системы распознавания на основе видеоизображения 1 камеры	+	+	+/-	-/+	-/+
Системы распознавания на основе видеоизображения 2 и более камер	+	+	+	+	+

Для того, чтобы установить особенности, характерные для информационного обеспечения мобильных роботов, рассмотрим технические и алгоритмические решения, используемые для информационного обеспечения траекторного движения роботов. Обозначенные задачи (T1-T5) будем далее рассматривать в процессе анализа применения различных датчиков и технических решений для определения параметров объектов внешнего мира.

2.1. Анализ методов и способов получения информации о препятствиях в рабочей зоне робота

В этом рассмотрении ограничимся методами и способами, характерными для наземных колесных роботов, как уже используемых для решения конкретных задач, так и экспериментальных, описанных в научных публикациях и статьях. Возможности получения информации об объектах внешней среды определяются набором сенсоров, наличием соответствующих алгоритмов обработки сигналов и требуемых для этого процессорных средств. Рассмотрим те аспекты сенсорно-

информационного обеспечения мобильной робототехники, которые непосредственно необходимы для решения задач планирования траекторий движения мобильного робота, принятия решений о действиях и движениях, а также управления его движением. Мобильные роботы характеризуются разнообразием конструктивных решений, основанных на различной кинематике, применении различных колес, в том числе обеспечивающих «всенаправленное движение». В зависимости от типов кинематики и конструктивных особенностей роботов, можно задачи сенсорно-информационного обеспечения мобильных роботов для планирования, управления и движения в недетерминированных средах с препятствиями формулировать следующим образом [52, 89]:

- Робот должен быть оснащен датчиками, позволяющими определять его положение и параметры движения в пространстве;
- Робот должен быть оснащен датчиками, позволяющими определять наличие препятствий в ближней зоне робота, а также параметры этих препятствий – размеры, форму, местоположение, направление и скорость движения;
- Робот должен быть оснащен вычислительными средствами, которые позволят обрабатывать сигналы датчиков для решения задач распознавания, определения параметров препятствий и других задач.

Получение информации о «внешнем мире» возможно с использованием современных датчиков, таких как дальнометрические и локационные, инерциальные и сканирующие, системы на основе видео камер и другие решения. В каждом конкретном случае, система управления мобильного робота может обладать некоторой априорной информацией о «внешнем мире». Это может быть информация о начальном расположении робота, расположении некоторых препятствий и их размерах, описание или карта помещений, где должен работать робот [90, 91]. Только лишь начальной информации об имеющихся препятствиях недостаточно для того, чтобы робот смог решить все свои задачи и безопасность его перемещений была бы обеспечена. Поэтому сформулируем цели получения информации о препятствиях следующим образом:

- Обеспечение решения задач локализации (определения координат и ориентации) робота в рабочей зоне;
- Обеспечение решения задач обнаружения препятствий, определения их размеров, ориентации и координат расположения, определения параметров движения препятствий;
- Обеспечение решения задач построения карты рабочей зоны для планирования пути;

- Обеспечение решения задач планирования траектории движения в целевую или промежуточную точку;
- Обеспечение решения задач объезда препятствий.

Достижение целевой точки должно произойти без столкновений с препятствиями, по «наилучшей» траектории, определяемой некоторым набором критериев. Информация о препятствиях необходима для решения задачи планирования траекторий движения, управления движениями мобильного робота, выбора стратегий действий или траекторных перемещений, обеспечения безопасности движений робота. Правильность принятия решений и формирования управлений зависит от имеющейся информации. Для принятия правильного решения о дальнейшем движении мобильного робота, необходимо иметь достоверную, адекватную информацию, обладающей полнотой для принятия соответствующих решений. Если оценивать качество принятого решения по локальной траектории движения при объезде препятствия, то могут быть использованы следующие критерии:

- Величина «удлинения» пути по сравнению с идеальным (по прямой линии);
- Величина дополнительного времени, которое необходимо для выполнения объезда;
- Минимальное расстояние между роботом и препятствием на участке объезда.

Конечно, значения указанных критериев будут различны при использовании разных методов и алгоритмов объезда препятствий. Представляет интерес рассмотреть известные методы и способы получения информации о препятствиях и ошибки, свойственные этим методам, поскольку от качества информации зависит правильность принятия решения и результат исполнения движений мобильным роботом. Этот анализ позволит сделать вывод о том, как каждая группа датчиков и соответствующие способы обработки сигналов может быть использована для решения задач движения мобильного робота. Рассмотрим бесконтактные способы получения информации о препятствиях. Сенсорами для таких способов могут быть ультразвуковые и оптические, в том числе с использованием видеокамер. Проведем оценку достижимых параметров при решении каждой указанной ниже задачи получения информации о препятствиях:

- Задача обнаружения препятствия или нескольких препятствий;
- Задача определения координат расположения препятствия, его размеров;
- Задача определения типа препятствия – статическое или динамическое;
- Задача определения параметров движения препятствия (для движущихся препятствий).

Информативность будем оценивать с точки зрения погрешностей измерения того параметра, для которого предназначен датчик и погрешностей вычисления на основе «измеренного значения» какого-то параметра препятствия.

2.2. Ультразвуковые системы получения информации об объектах внешнего мира

Работа систем управления мобильных роботов осуществляется с циклическим исполнением некоторых функций (программ). Время цикла для различных программ может быть разным. В частности, получение информации о возможных препятствиях ближней зоны робота может осуществляться несколько раз в секунду. А определение положения робота в глобальной системе координат может происходить реже. Различие в интервалах времени для измерения различных параметров внешних объектов может приводить к формированию ошибок измерений. Рассмотрим применение различных датчиков для решения задач навигации мобильного робота.

Ультразвуковые сенсорные системы.

Большими, по сравнению с контактными датчиками возможностями обладают датчики обнаружения объектов, измерения расстояний на основе ультразвуковых эффектов. Ультразвуковые датчики широко применяются в мобильной робототехнике, беспилотном транспорте. Ультразвуковые (УЗ) датчики [92] используются для измерения расстояния до поверхности, от которой эти колебания отразились. На рисунке 2.1 показаны доступные для применения УЗ датчики с диапазонами измерения от нескольких сантиметров до 10 м.



Рис. 2.1 Ультразвуковые датчики

Их основные недостатки заключаются в том, что обнаружение объектов малых размеров затруднено, в следствии их соразмерности с длиной волны, имеющаяся диаграмма направленности

таких датчиков ограничивает их избирательность. Обеспечение точности измерения расстояний на уровне 1% является сложной задачей и может быть реализовано в стационарных условиях, например, при измерении уровня жидкости [88]. Поэтому, погрешности измерения расстояний до объектов ближней зоны робота для систем на основе ультразвуковых датчиков будет значительно больше их паспортной погрешности. Типичные задачи, решаемые с их помощью:

- предотвращение столкновений и обеспечение обхода препятствий,
- картографирование окружающего пространства,
- распознавание наличия объектов (для подводного применения).

Форма объекта, от которого отражается ультразвуковая волна, оказывает существенное влияние на дальность и надежность обнаружения. Такое же влияние на характеристики датчика оказывают размеры и отражающие способности объекта – шероховатость, структура, поглощающие свойства поверхности. К преимуществам ультразвуковых датчиков можно отнести малую чувствительность к атмосферным осадкам, невысокую стоимость. Ультразвуковые датчики чаще всего используются для определения расстояния до некоторого объекта (препятствия) [92], с тем, чтобы своевременно изменить направление движения робота или остановиться. Как и для всех датчиков, использующих акустические сигналы, диаграмма их направленности является достаточно широкой. Поэтому точно определить расположение препятствия или его размер с помощью такого датчика не представляется возможным. На рисунке 2.2 показана схема обнаружения препятствия по курсу движения мобильного робота.

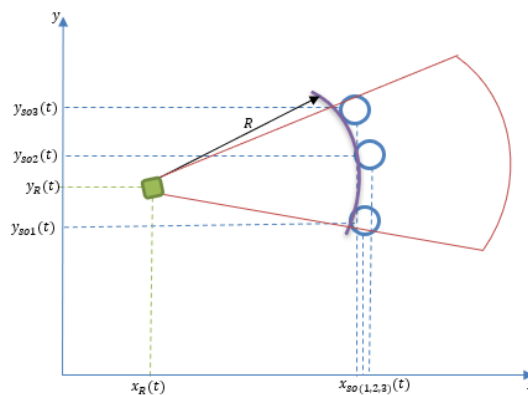


Рис. 2.2 Схема обнаружения препятствия с помощью ультразвукового датчика

Как видно на рисунке, препятствие может находиться в различных положениях, координаты которого соответствуют геометрическому месту точек на дуге окружности радиуса R с центром в точке расположения датчика. Поскольку расстояние до объекта определяется временем запаздывания отраженного ультразвукового сигнала, то для любой показанной позиции препятствия будет определено одно и то же время, следовательно, положение объекта не может быть определено

однозначно. В некоторых случаях используют массивы ультразвуковых датчиков для улучшения «точности и надежности» определения объектов, а также для оценки размеров объектов. На рисунке 2.3 приведена иллюстрация применения нескольких ультразвуковых датчиков для определения расположения и размеров препятствия.

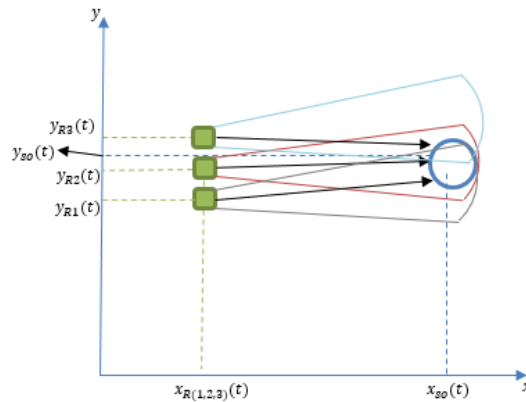


Рис. 2.3 Схема измерения с использованием нескольких датчиков.

Оценим возможность определения положения препятствия с помощью нескольких ультразвуковых датчиков. Если предположить «идеальность» препятствия, то расстояния, измеренные датчиками 1, 2, 3 могут позволить определить координаты положения препятствия, если известны координаты расположения самих датчиков. Однако, нахождение координат точки, соответствующим образом удаленной от датчиков может иметь несколько решений или не иметь решения в данных условиях. Эта неоднозначность усиливается тем, что ультразвуковые датчики обычно имеют достаточно широкую диаграмму направленности. Таким образом ультразвуковые датчики могут использоваться для решения задач T1, T2, однако, иные параметры препятствия – его расположение, размер, форма, параметры линейного и вращательного движения определены быть не могут.

2.3. Решение задач информационного обеспечения МР на основе технического зрения и сканирующих систем

В настоящее время на основе систем технического зрения (СТЗ) решаются различные задачи, том числе и задачи навигации и обеспечения безопасности движения. В простейшем случае, видеокамеры, установленные на роботе, используются для передачи картинки видимой части зоны для управления роботом. Оператор самостоятельно осуществляет обнаружение препятствий и их преодоление или обход. При групповом использовании роботов с помощью видеокамер может решаться контроль их взаимного положения и обеспечения координации совместных движений и

действий. В системах навигации и управления мобильных роботов широко применяется комплексирование информации, получаемой с помощью СТЗ с информацией от других сенсоров. Лазерные дальнометрические системы, локационные и сканирующие системы могут эффективно объединяться с системами технического зрения для решения задач навигации и управления. Применительно к задачам навигации СТЗ могут быть использованы для определения параметров объектов ближней зоны, расстояния между ними, оценки параметров движения и ориентации объектов и самого мобильного робота. Применение систем технического зрения в реальном масштабе времени для задач распознавания объектов, определения их параметров и обеспечения безопасного движения требует значительных программных и вычислительных ресурсов и обычно не доступно для небольших и малых автономных мобильных роботов. [93] Если рассмотреть возможное решение задачи определения расположения внешних объектов относительно мобильного робота на основе технического зрения, то на это потребуется от нескольких десятков миллисекунд до нескольких секунд в зависимости от вычислительной мощности используемого процессора. Существуют три основных способа получения информации о трехмерной сцене:

1. На основе двумерного образа по взаимному видимому расположению отдельных объектов дается оценка третьей координаты. Такие системы получили название 2,5-мерные (2,5D).
2. Монокулярная СТЗ дополняется каким-либо дальномером, который определяет третью координату — дальность.
3. Стереоскопическая СТЗ, содержащая две видеокамеры, позволяющие определять расстояние до некоторых реперных элементов объектов.

В первом способе оценки глубины сцены используется информация о реальных размерах объектов, что на практике существенно ограничивает его применимость. Во втором случае, качество интеграции систем технического зрения и дальнометрического датчика во многом определяет возможности восстановления 3D сцены. При стереоскопическом зрении могут быть решены многие вопросы получения информации об объектах внешнего мира. Функционально, такие системы могут определять расстояние до объектов и их размеры, однако условия освещения и внешней среды могут значительно влиять на точность измерения и саму ее возможность. Стоимость таких систем высока, надежность их применения еще не достаточна для гарантированного безопасного планирования траекторий движения автономного мобильного робота в условиях динамического внешнего окружения. С помощью видео сенсоров получается максимальное количество информации о внешнем мире. Большая часть этой информации для решения конкретных задач не является необходимой и подлежит фильтрации, на что и затрачиваются вычислительные, программные и

временные ресурсы системы. Более «экономичны» в этом плане сенсорные системы, позволяющие получать результаты измерения расстояний до различных точек объектов, расположенных в ближней зоне мобильного робота. Наиболее востребованными в настоящее время являются сканирующие системы, лидары и дальнометрические системы. Измерительные возможности и функционал подобных устройств достаточно разнообразен. Например, в спецификации на лидар URG-04LX-UG01 указывается, что при расстоянии от него до препятствия больше, чем 1 м максимальная погрешность измерения может составлять 3 % от расстояния [94, 95]. Это означает, что при расстоянии до объекта 5 метров ошибка определения расстояния до него может составить до 150 мм. Дальнометры и сканирующие дальнометры (локаторы), подразделяются на радиотехнические, лазерные, инфракрасные и ультразвуковые. Лазерные дальнометры и локаторы, получившие применение в робототехнике, основаны на твердотельных импульсных лазерах. Погрешность определения расстояния до отражающей поверхности может составлять от 1 до 10 мм. Разрешающая способность по углу – около 1 градуса, дальность действия – от нескольких метров до сотен метров [93]. В статье [96] рассмотрены вопросы определения точности различных алгоритмов определения границ твердого тела на основе данных, полученных с помощью лидара. Полученные экспериментальные данные были использованы для определения границ объекта. Количество точек отобранных для поиска границ составляло более 12000. Время, затраченное на поиск границ, составило 2.6 секунды, а среднеквадратическая ошибка 0.11 мм. Следует отметить, что расстояние, с которого выполнялось сканирование объекта составляло не более 300 мм. Поскольку увеличение расстояния до объекта приведет к уменьшению плотности измерительных точек на объекте, размеры и форму которого необходимо оценить, то погрешности определения границ объекта значительно увеличатся. Конечно, время поиска границ более 2 секунд не позволяет применять аналогичные методы в мобильной робототехнике. Интересные результаты, относящиеся к погрешностям определения границ препятствий и объектов приведены в статье [97]. В ней рассмотрены вопросы повышения точности методов картографирования и локализации объектов. Показано, что классические алгоритмы, использованные для реализации SLAM-системы мобильного робота, имеют погрешности более 300 мм в рабочем пространстве 20мх20м. Ошибка определения ориентации объектов составляла около 3 градусов [98].

2.4. Анализ методов получения информации о препятствиях в ближней зоне на основе сканирующих систем.

Рассмотрим применение дальнометрических датчиков для определения расположения и ориентации препятствия. Для этого создадим виртуальную модель робота со сканирующей системой, измеряющей расстояние до препятствий с угловым шагом 0.5 градуса в диапазоне ± 30 градусов. Относительно робота, центр препятствия расположен на расстоянии 3 метра (рисунок 2.4). Робот имеет координаты $X=-2$, $Y=0$ в глобальной системе координат, а препятствие (куб) располагается в координатах $X=1$, $Y=0$. Размеры препятствия $0.5 \times 0.5 \times 0.5$ метра, его угловая ориентация на рисунке 2.4 в глобальной системе координат составляет 45 градусов.

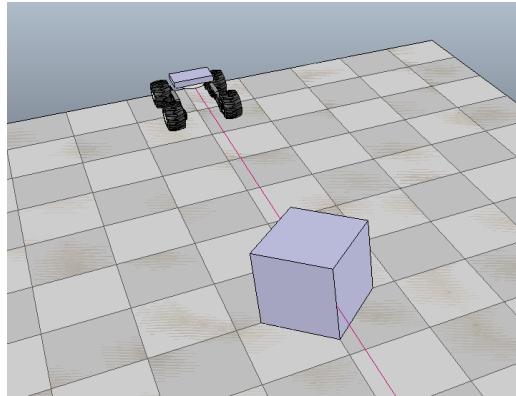


Рис. 2.4 Схема измерения параметров препятствия

Результаты сканирования представлены на рисунке 2.5. На основе полученных точек может быть вычислено положение вершины (границы) куба в системе координат робота, а затем и расположение препятствия.

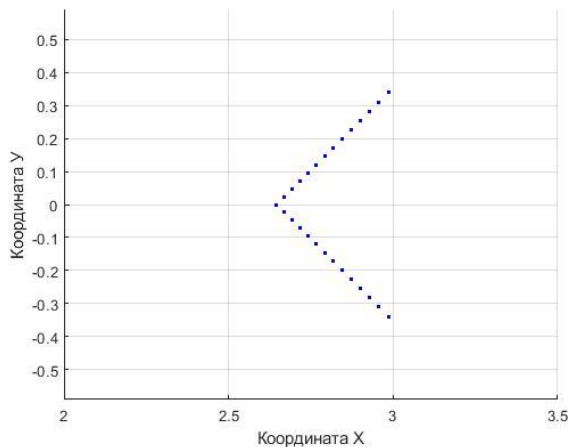


Рис. 2.5 Результат сканирования

Для определения размеров, координат расположения и ориентации препятствия были решены следующие задачи:

- Выполнен кластерный анализ и сортировка измерительных точек в два массива – массив точек, принадлежащих «левой» грани и массив точек, принадлежащих «правой» грани;
- Получены уравнения прямых, проходящих через точки, лежащие на соответствующих гранях;
- Вычислены координаты точки пересечения этих прямых;
- Определены координаты крайних измеренных точек для левой и правой грани;
- Вычислена длина «видимой части грани»;
- Вычислены углы между гранями;
- Вычислен угол поворота объекта к сканирующей системе (угол ориентации, в предположении, что препятствие это куб);
- Вычислены координаты предполагаемого центра объекта.

С целью обеспечения адекватности результатов, получаемых с помощью виртуальных моделей, были подготовлены и проведены реальные эксперименты. На рисунке 2.6 показано определение положения и ориентации объекта (препятствия) с использованием лидара Delta2B производства компании 3irobotix.



Рис. 2.6 Экспериментальное определение параметров объекта с использованием лидара

Основные характеристики лидара:

Угловой диапазон измерений расстояний - 360° ;

Диапазон измеряемых расстояний – от 130 до 8000 мм;

Погрешность измерений, не более (на расстоянии 5м) - 1%;

Протокол передачи данных – однонаправленный последовательный канал, UART, 8-N-1;

Скорость передачи данных - 115200 Бод;

Допустимая скорость вращения: 4 - 10 об/с.

Задачами экспериментов являлась проверка применимости измерения параметров подвижных и неподвижных препятствий, оценка погрешностей измерения расстояний до объектов и установление соответствия параметров виртуальной модели параметрам реальной установки сканирования. Данные, полученные сканированием, использовались для определения положения и ориентации объектов. Один из результатов показан на рис. 2.7

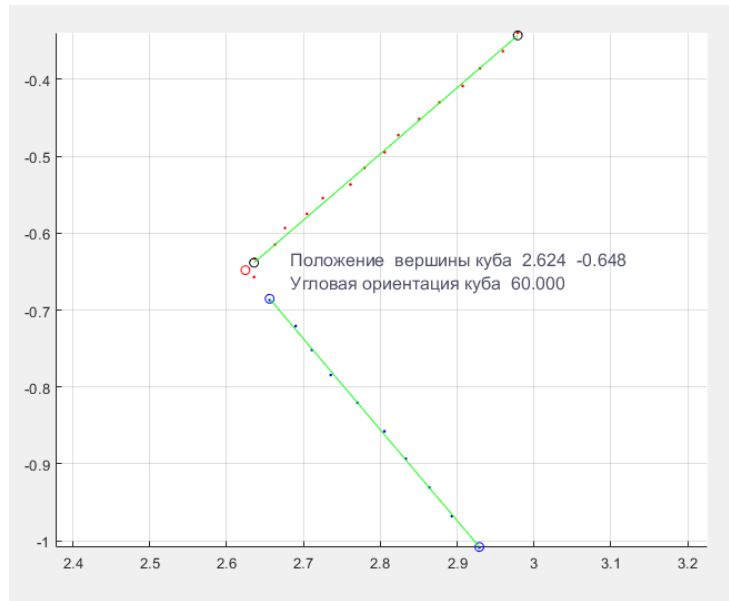


Рис. 2.7 Определение положения и ориентации объекта с помощью сканирующей системы.

В диапазоне удалений от лидара до 5 метров, погрешности определения положения статических объектов, использованных в эксперименте, составили до ± 32 мм по координатам X, Y на дистанциях от 0.5 до 3 метров и до ± 105 мм по координатам X, Y на дистанциях более 3 метров, что соотносится с аналитическими оценками погрешности вычислений при базовой погрешности измерений до 1 процента. Экспериментальная проверка возможностей определения направления и скорости движения препятствия, в данном случае имеющего форму параллелепипеда, выполнялась с использованием того-же оборудования (рис. 2.6, 2.8). Препятствие приводилось в движение мотор-редуктором, с установленным на вал привода шкивом, на который наматывалась нить. Другой конец нити закреплен на основании, на котором установлено «препятствие». Скорость движения регулировалась и устанавливалась равной 0.3 м/с. Направления движения задавались в диапазоне углов ± 40 градусов от оси X лидара.

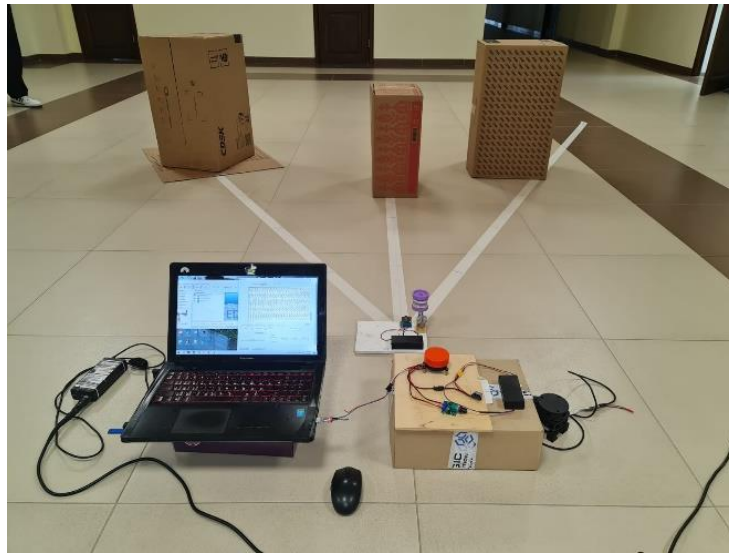


Рис. 2.8 Определение направления и скорости движения объекта

Результаты экспериментов записывались в файл, а затем в среде Matlab выполнялись необходимые вычисления. Результат измерения вектора скорости, показан на рисунке 2.9

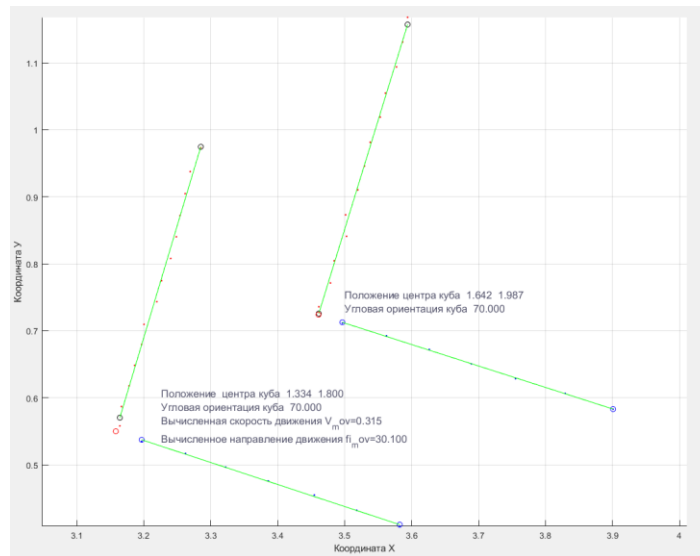


Рис. 2.9 Оценка скорости и направления движения объекта

Выполненные эксперименты позволили установить параметры реальной сканирующей измерительной системы и принять для виртуальной модели соответствующие (имеющие место у реальных лидаров) погрешности измерений. Для использованного лидара Delta-2В погрешность измерения расстояния не превышала паспортных значений (1 процент). На рисунке 2.10 показаны результаты расчетов для идеального случая, когда ошибки измерения расстояний до препятствия отсутствуют, форма и поверхность объекта не имеют дефектов, а размер его стороны заранее известен. Ошибки практически отсутствуют.

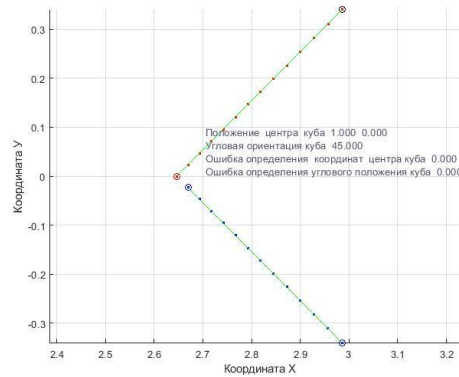


Рис. 2.10 Результат вычисления параметров препятствия при «идеальных» условиях

Однако, при оценке размера грани препятствия на основе измерительных точек, возникает ошибка определения центра куба и его ориентации. Так, например, на рисунке 2.11 показаны результаты определения центра препятствия и его ориентации при вычислении размера грани куба.

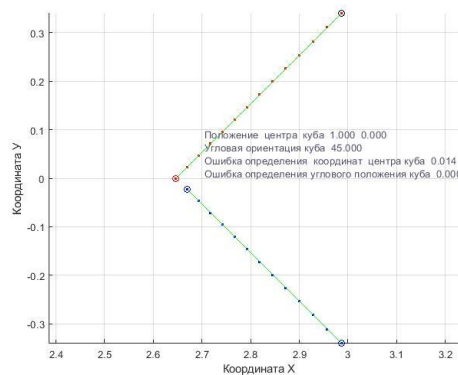


Рис. 2.11 Вычисление координат препятствия и его угловой ориентации при оценке размера грани на основе измерительных точек

Как видно ошибка определения центра куба увеличилась до 14 мм. Уменьшить ошибку, вызванную этой причиной возможно за счет увеличения количества измерительных точек, приходящихся на полный угол сканирования. При использовании сканеров с большим количеством измерительных точек, влияние такого рода погрешности будет несущественным. Определенные значения размеров препятствия, его расположения и ориентации могут быть использованы для планирования траектории объезда. Однако, все вычисленные значения и полученные оценки будут содержать ошибки. Представляет интерес оценить величину этих ошибок в условиях, максимально соответствующих реальным. Для этого же расположения препятствия зададим допустимую погрешность датчика при измерении расстояний не более 1%. В этом случае погрешности оценки параметров препятствия изменятся, и ошибка определения координат центра куба увеличилась до 16 мм, а ошибка угловой ориентации возросла до 8 градусов. Проведем исследования погрешностей

определения координат и ориентации препятствий при их различном расположении и ориентации в зоне мобильного робота. Для определения параметров статических препятствий были проведены несколько серий экспериментов. В одной серии исследовались погрешности определения координат препятствия и его ориентации в предположении, что будут использованы датчики, обладающие различной погрешностью. Препятствие располагалось в одной и той же позиции (рис. 2.12), погрешность датчика принималась из ряда 0.5, 1, 2, 5 процентов при нормальном законе распределения ошибки измерения.

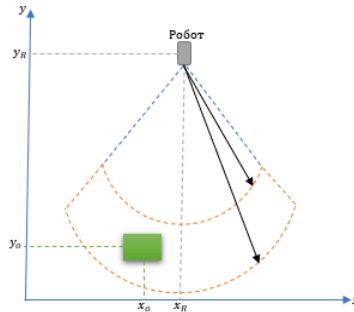


Рис. 2.12 расположение препятствия при эксперименте с вариациями погрешностей датчика расстояния

В другой серии экспериментов препятствия располагались на различном удалении от сканирующей системы робота, но не изменяли своей угловой ориентации. Погрешность датчика принята 1% (рис. 2.13 а). На рисунке условно показаны пять позиций препятствий при проведении эксперимента. Ориентация препятствий не изменялась. В третьей серии экспериментов изучалось влияние угловой ориентации препятствия на погрешности определения его координат и углового положения (рис. 2.13 б).

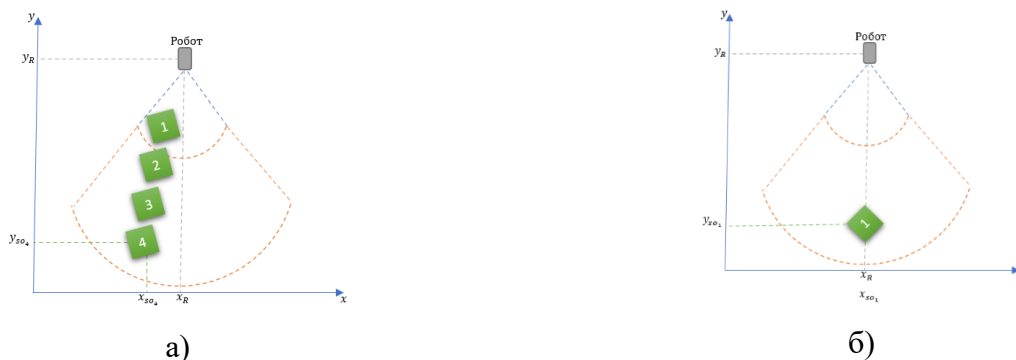
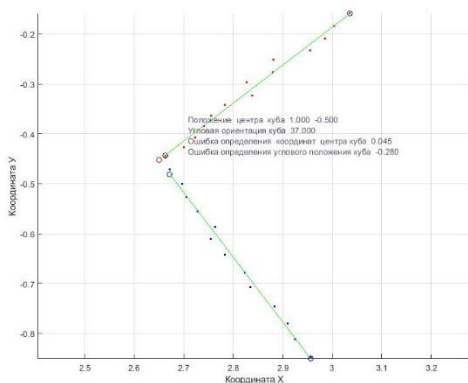


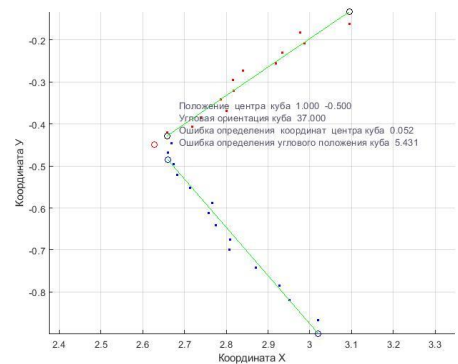
Рис 2.13 Зоны расположения статических препятствий при экспериментальной оценке достижимой точности определения параметров препятствий.

а) угловая ориентация препятствия не изменяется, б) угловая ориентация препятствия изменяется.

Рассмотрим, как будут меняться ошибки определения параметров расположения препятствий при различных погрешностях измерения расстояний до объекта и изменения его ориентации. Условия проведения эксперимента. Робот со сканирующей системой расположен в координатах $x = -2$, $y = 0$, диапазон сканирования измерительной системы $+/- 30$ градусов. Погрешность измерения расстояния до препятствия – формировалась на основе данных о реальных 2D лидарах и в эксперименте устанавливалась 0.5, 1, 2, 5 процентов от измеряемого расстояния. Расстояние от сканирующей системы до препятствия составляло до 4 – 5 метров. Форма препятствия – куб, с размером грани 0.5 метра. На рисунке 2.14 показаны частные результаты определения параметров препятствия при различной погрешности измерений расстояний до объекта. В данном случае погрешность составляла 0.5%, 1%, 2%, 5%. Объект расположен с угловой ориентацией 37 градусов. Как видно на рисунке 2.14а, погрешность определения координат центра препятствия составила 45 мм, а ошибка определения ориентации составила 0.28 градуса. Для этого же расположения препятствия, но при погрешности датчика до 1% ошибка определения координат составила 52 мм, а ошибка углового положения 5.4 градуса (рис.2.14б).



а)

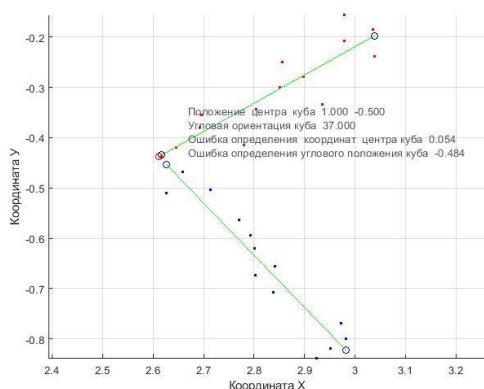


б)

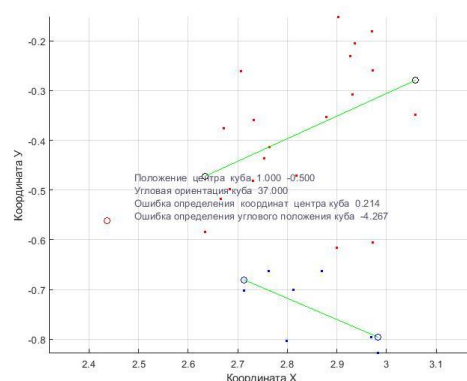
Рис. 2.14 Частные результаты определения координат и ориентации препятствия при различной погрешности дальнометрического датчика

а) погрешность датчика 0.5%, б) погрешность датчика 1%

При использовании дальнометрического датчика с погрешностью измерений 2% и 5% ошибки определения расположения препятствия в этих реализациях эксперимента (рис. 2.15 а,б) составляют 54 и 214 мм, а ошибки ориентации возрастают до 0.48 и 4.3 градуса.



а)



б)

Рис. 2.15 Частные результаты определения координат и ориентации препятствия при различной погрешности дальнометрического датчика

а) погрешность датчика 2%, б) погрешность датчика 5%

Как видно на рисунках 2.15а, 2.15б значительное рассеяние измерительных точек не позволяет правильно определить ориентацию каждой грани препятствия и, соответственно, приводит к значительным ошибкам определения, как положения препятствия, так и его угловой ориентации. Результаты всех экспериментов этой серии приведены в таблице 2.2.

Таблица 2.2

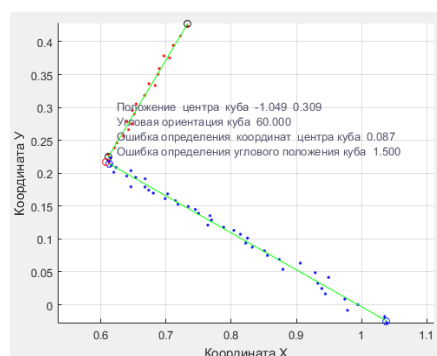
Погрешность датчика	Ошибка определения координат центра куба	Ошибка определения углового положения куба
0.5%	0.0398, 0.0475, 0.0646, 0.0446, 0.0522	-0.9278, -0.062, 1.8157, -0.2804, -0.2265
	0.042, 0.0405, 0.057, 0.0528, 0.0425	-0.0196, -0.4352, 1.3692, 0.0516, -2.2663
	Среднее значение 0.048	Среднее значение 0.745
1%	0.0491, 0.0656, 0.0543, 0.0657, 0.0515	-2.1099, 0.3319, 3.8698, 4.6914, 5.431
	0.0631, 0.0477, 0.0541, 0.0485, 0.0766	5.4614, -0.232, -0.4384, -5.2991, 3.7693
	Среднее значение 0.057	Среднее значение 3.162
2%	0.0419, 0.0536, 0.0181, 0.0574, 0.0375	-2.1141, -0.4838, -2.6823, 1.972, 1.1191
	0.0481, 0.0613, 0.0754, 0.0682, 0.0836	2.1345, 4.5901, 1.034, -6.7811, 4.4096
	Среднее значение 0.054	Среднее значение 2.732
5%	0.2509, 0.2354, 0.2294, 0.2668, 0.2576	11.2188, 13.9534, -3.1621, 19.8185, 3.6022,
	0.3307, 0.3105, 0.3059, 0.3123, 0.5698	9.8401, 12.0197, 2.8619, 18.9893, -4.9157
	Среднее значение 0.306	Среднее значение 10.038

Проведение множества измерений для каждой возможной ситуации позволяют заключить, что средние значения погрешностей определения координат препятствия с увеличением погрешности измерений дальнометрического датчика возрастают нелинейно. На основе экспериментов определено, что для практического применения дальнометрические датчики с

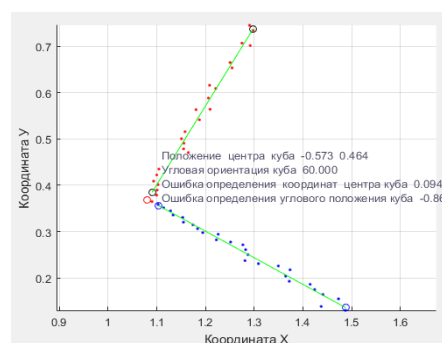
ошибками измерений более 2% непригодны, так как ошибки определения положения и ориентации препятствия будут очень большие. Во втором эксперименте выполнялась оценка погрешностей определения положения и ориентации препятствия при его различном удалении. Погрешность датчика, измерявшего расстояния до препятствия принята равной 1 проценту. Ориентация препятствия в серии не изменялась, а расположение рассчитывалось таким образом, чтобы расстояние от сканирующей системы робота до препятствия составляло 1, 1.5, 2, 2.5 и 3 метра. Координаты расположения препятствия в глобальной системе координат указаны в таблице ниже.

X, м	-1.049	-0.573	-0.098	0.378	0.853
Y, м	0.309	0.464	0.618	0.773	0.927

Как видно на рисунке 2.16 а), при удалении препятствия на 1 метр погрешность определения координат центра препятствия составила 87 мм, а ошибка определения ориентации составила 1.5 градуса. На рисунке 2.16 б), при удалении на 1.5 метра погрешность определения координат центра препятствия составила 94 мм, а ошибка определения ориентации составила -0.87 градуса.



а)

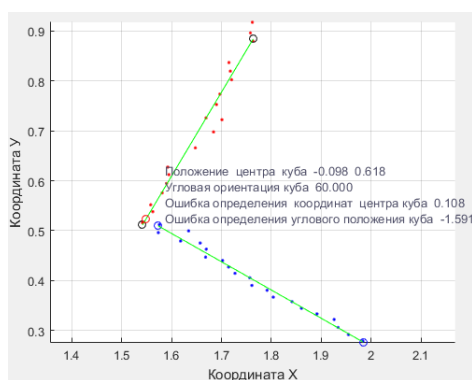


б)

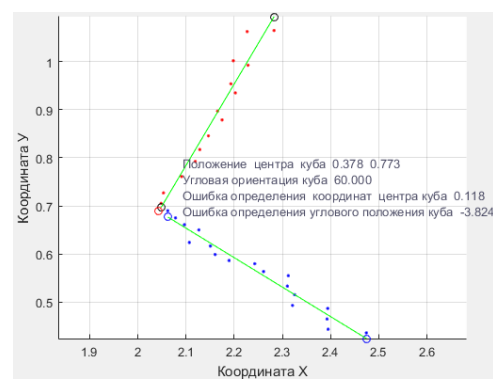
Рис. 2.16 Частные результаты определения координат и ориентации препятствия при различном удалении препятствия

а) удаление 1 метр, б) удаление 1.5 метра

На рисунке 2.17 а) показан результат определения координат препятствия и его ориентации при удалении препятствия на 2 метра. Погрешность определения координат центра препятствия составила 108 мм, а ошибка определения ориентации составила -1.59 градуса. На рисунке 2.17 б), при удалении препятствия на 2.5 метра погрешность определения координат центра препятствия составила 118 мм, а ошибка определения ориентации составила -3.8 градуса.



а)



б)

Рис. 2.17 Частные результаты определения координат и ориентации препятствия при различном удалении препятствия

а) удаление 2 метра, б) удаление 2.5 метра

Результат определения положения и ориентации препятствия при его удалении на 3 метра показан на рисунке 2.18. Погрешность определения координат центра препятствия составила 120 мм, а ошибка определения ориентации составила -2.86 градуса.

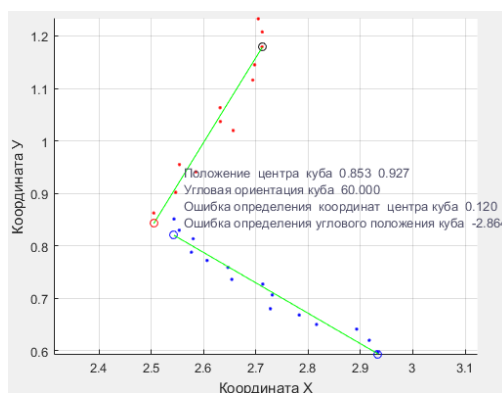


Рис. 2.18 Частные результаты определения координат и ориентации препятствия при удалении препятствия на 3 метра

Полные результаты экспериментальной серии приведены в таблице 2.3

Таблица 2.3

Расстояния от робота до препятствия	Ошибка определения координат центра куба (препятствия)	Ошибка определения углового положения куба (препятствия)
1	0.087, 0.096, 0.094, 0.09, 0.093, 0.084, 0.078, 0.098, 0.099, 0.095	1.5, 0.849, 0.527, 0.616, 1.472, 1.205, 2.029, -1.282, -1.298, -2.204
	Среднее значение 0.091	Среднее значение 1.298
1.5	0.094, 0.097, 0.087, 0.086, 0.102, 0.096, 0.105, 0.11, 0.105, 0.101	-0.865, 0.222, -0.363, -2.518, 2.376, -1.105, -1.452, -1.755, -2.559, -1.129
	Среднее значение 0.098	Среднее значение 1.434

2	0.108, 0.114, 0.118, 0.097, 0.16, 0.161, 0.198, 0.1, 0.181, 0.191	-1.591, -0.435, 3.88, 2.552, 2.869, -3.910, 0.482, 0.31, 0.502, -0.762
	Среднее значение 0.142	Среднее значение 1.729
2.5	0.117, 0.118, 0.101, 0.105, 0.11, 0.11, 0.132, 0.261, 0.397, 0.1	1.365, 0.431, 0.869, 1.05, -2.143, 2.326, -4.025, -4.369, 3.792, 1.319
	Среднее значение 0.16	Среднее значение 2.168
3	0.12, 0.111, 0.28, 0.353, 0.121, 0.477, 0.391, 0.115, 0.294, 0.103	-2.864, -1.764, 2.502, 3.422, -3.11, 4.308, 2.012, -1.92, 3.012, 3.529
	Среднее значение 0.236	Среднее значение 2.844

Значения средних ошибок определения координат препятствия при увеличении расстояния до него увеличиваются. Абсолютные значения ошибок находятся в диапазоне 0.1 – 0.2 метра для удалений препятствия от 1 до 3 метров соответственно. Ошибки определения угловой ориентации препятствия в целом невелики и не превышают 3 градусов. Для оценки влияния ориентации препятствия на ошибки определения положения препятствия были проведены эксперименты, в которых положение препятствия не изменялось, а изменялась его угловая ориентация. Препятствие располагалось в координатах $x=1$, $y=0$, начальная угловая ориентация составляла 45 градусов. На рисунке 2.19 показаны ошибки определения центра препятствия и его угла поворота.

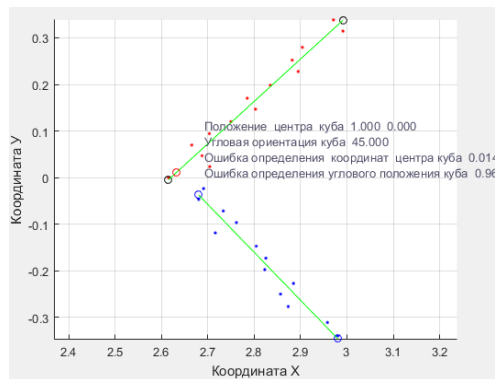
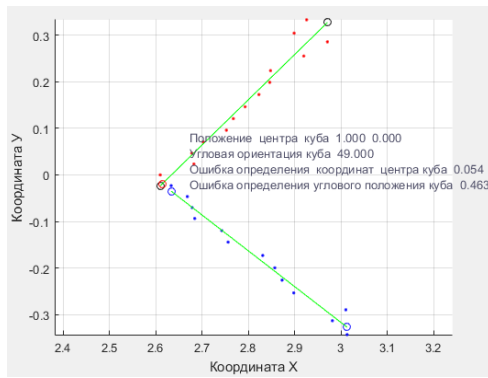
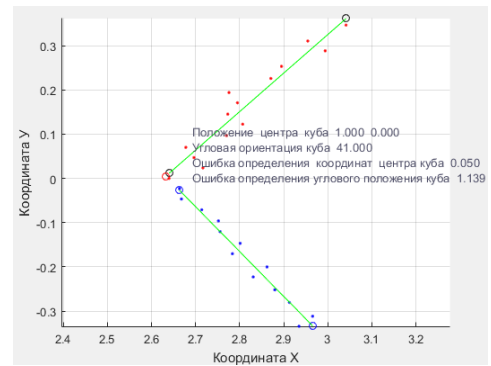


Рис. 2.19 Определение положения и угла поворота препятствия при его ориентации 45 градусов

Для сравнения ошибок, вызванных ориентацией препятствия, выполнены сканирование и определение параметров препятствия при его отклонении от начального положения на ± 4 градуса, ± 8 градусов, ± 12 градусов. На рисунке 2.20 показаны результаты определения расположения и ориентации препятствия при его угловом расположении 49 и 41 градус.



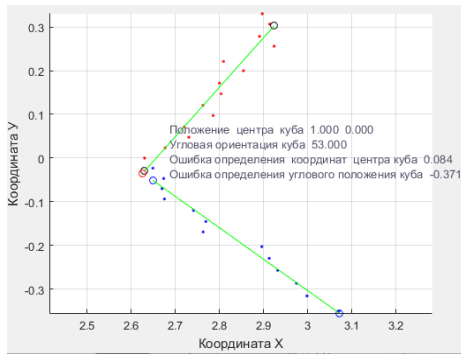
а)



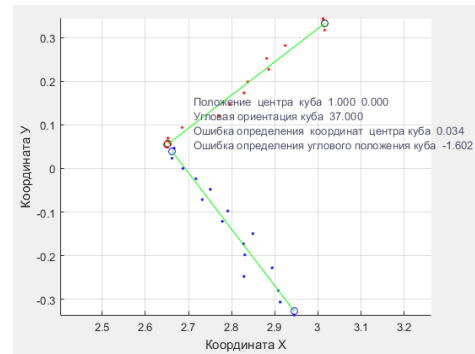
б)

Рис. 2.20 Определение положения и угла поворота препятствия при его ориентации 41 и 49 градусов. а) ориентация препятствия 49 градус, б) ориентация препятствия 41 градус

По сравнению с результатами для углового положения 45 градусов, ошибка нахождения центра препятствия увеличилась. Для углового положения препятствия в 37 и 53 градуса ошибка также возрастают (рис. 2.21).



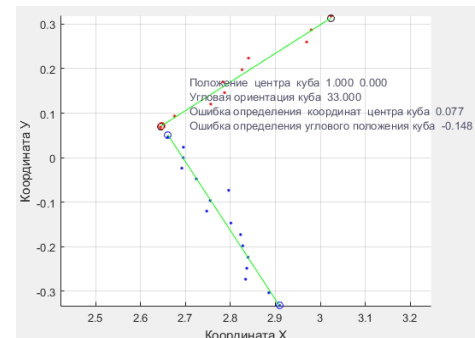
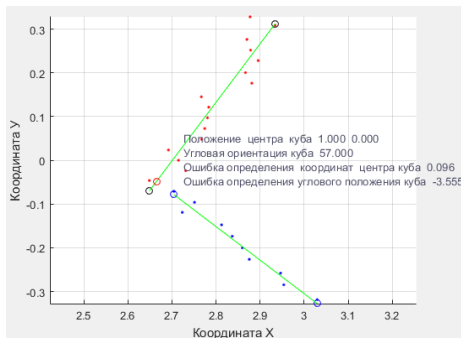
а)



б)

Рис. 2.21 Определение положения и угла поворота препятствия при его ориентации 41 и 49 градусов. а) ориентация препятствия 53 градуса, б) ориентация препятствия 37 градусов

Для следующих угловых положений препятствия в 57 и 33 градуса погрешности определения положения и ориентации препятствия показаны на рисунке 2.22.



а)

б)

Рис. 2.22 Определение положения и угла поворота препятствия при его ориентации 57 и 33 градуса
а) ориентация препятствия 57 градуса, б) ориентация препятствия 33 градуса

В этой серии экспериментов погрешность измерения расстояний до препятствия составляла 1 процент. В таблице 2.4 сведены все результаты этой серии экспериментов. Ошибки определения углового положения препятствия составляли от 1.5 до 4 градусов, что для задач траекторного движения и объезда препятствий можно считать малыми.

Таблица 2.4

Угловое положение препятствия	Ошибка определения координат центра куба	Ошибка определения углового положения куба
45+12=57	0.096, 0.092, 0.077, 0.081, 0.052, 0.071, 0.082, 0.04, 0.074, 0.045	-3.555, 2.334, -2.976, -0.923, 8.528, 1.47, -1.712, 7.409, 2.754, 6.817
	Среднее значение 0.071	Среднее значение 3.848
45-12=33	0.077, 0.073, 0.084, 0.091, 0.054, 0.061, 0.109, 0.079, 0.071, 0.093	-0.148, 1.063, 0.874, 0.098, -6.485, -0.906, 0.64, 0.413, -1.697, 2.927
	Среднее значение 0.079	Среднее значение 1.525
45+8=53	0.084, 0.031, 0.048, 0.021, 0.071, 0.04, 0.035, 0.05, 0.046, 0.05	-0.371, 5.344, 3.362, 5.635, -2.559, 0.449, 1.15, 0.213, 1.989, -2.401
	Среднее значение 0.048	Среднее значение 2.347
45-8=37	0.034, 0.05, 0.057, 0.075, 0.081, 0.099, 0.095, 0.038, 0.085, 0.036	-1.602, -0.11, -0.541, 2.348, 4.529, -0.851, 2.385, -3.749, 4.56, -2.59
	Среднее значение 0.065	Среднее значение 2.326
45+4=49	0.054, 0.047, 0.002, 0.021, 0.021, 0.062, 0.012, 0.007, 0.019, 0.01	0.463, -2.245, 2.726, -0.117, -0.268, -3.355, 2.954, 2.614, 1.262, 0.795
	Среднее значение 0.026	Среднее значение 1.679
45-4=41	0.05, 0.039, 0.008, 0.062, 0.024, 0.017, 0.01, 0.016, 0.01, 0.021	1.139, -0.795, -2.581, 2.593, -1.247, 1.875, -0.436, -2.161, -1.181, 2.824
	Среднее значение 0.025	Среднее значение 1.683
45	0.014, 0.017, 0.035, 0.005, 0.017, 0.01, 0.013, 0.019, 0.011, 0.009	0.963, -1.389, 1.706, -0.524, 1.904, 1.532, 0.633, -0.981, -4.179, 0.881
	Среднее значение 0.015	Среднее значение 1.469

Полученные результаты позволяют сформировать заключение о том, что наименьшую ошибку определения расположения препятствия будем иметь при его ориентации к сканирующей системе робота под углом 45 градусов. В этом случае при расстоянии до препятствия 3 метра погрешность нахождения центра препятствия составила 15 мм. Изменение угловой ориентации на ± 4 , ± 8 , ± 12 градусов от начальной (45 градусов) приводят к увеличению ошибок нахождения центра препятствия до 79 мм. Указанные значения являются средними для полученной выборки. Некоторые выводы по результатам экспериментов по определению расположения и ориентации препятствий, выполняемых на основе данных сканирования. Первое – в зависимости от положения и ориентации

препятствия относительно робота со сканирующей системой, изменяется количество измерительных точек, расположенных на поверхностях препятствия. Каждая измерительная точка представляет собой точку в локальной системе координат робота с соответствующими координатами. Каждое измерение расстояния до препятствия содержит ошибку, являющуюся случайной величиной. Величина ошибки зависит от метрологических характеристик датчика и расстояния до препятствия. В серии экспериментов с неподвижным препятствием оценено влияние погрешности измерения расстояния до препятствия (Таблица 2.2). Определено, что средние значения ошибки нахождения центра препятствия в эксперименте составили 48 мм и 57 мм при погрешностях дальнометрического датчика 0.5% и 1%. Для больших погрешностей измерения расстояний до препятствия (2%, 5%) погрешности определения расположения препятствия составили 54 и 306 мм. Однако, как видно на рисунках 2.15а, 2.15б положение граней препятствия в пространстве вычисляются с большими погрешностями, что фактически может делать недостоверными результаты определения параметров препятствия. В экспериментах по оценке погрешностей определения расположения и ориентации препятствия, расположенного на различном удалении получены результаты, позволившие количественно оценить возможные ошибки. Средние значения ошибки составляли для расстояний 1, 1.5, 2, 2.5, 3 метра от 91 мм до 236 мм. С увеличением расстояния до препятствия ошибка возрастает. В серии экспериментов по оценке влияния угловой ориентации препятствия на погрешности определения положения препятствия установлено, что наименьшая ошибка (15 мм) имеет место при ориентации измеряемого препятствия под углом 45 градусов к измерительной системе робота. Отклонение от угла 45 приводит увеличению погрешности определения координат препятствия до 79 мм при углах расположения 45 ± 12 градусов. При планировании движений мобильных роботов, поиске и выборе траекторий движения важным является не только наличие информации о расположении, ориентации и размерах объектов (препятствий) в зоне робота, но также и информация о направлении и скорости движения препятствий. Выполним исследование погрешностей определения скорости и направления движения подвижного препятствия на основе дальнометрической информации, полученной сканированием. Условия проведения эксперимента – параметры препятствия – куб с размером стороны 0.5 метра, расстояние препятствия от робота – около 3 метров, угловая ориентация препятствия относительно робота – произвольная, скорость движения препятствия 0.05 м/сек или 0.15 м/сек. Начальное положение препятствия $x_{do} = 2$, $y_{do} = -1$. Угловое положение препятствия задано в 12 градусов, при движении препятствие относительно своей оси не вращается. Траектория движения препятствия – линейная. Для оценки параметров движения использованы сканы (наборы

точек), полученные последовательно друг за другом. На рисунке 2.23 показаны результаты определения направления и скорости движения препятствия при его движении под углом 0 градусов в глобальной системе координат (параллельно оси X) и скорости движения 50 мм/с.

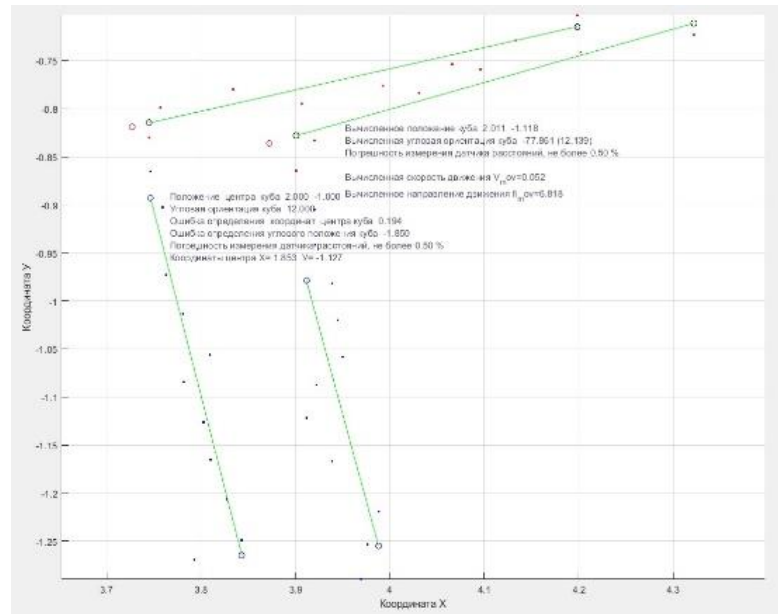


Рис. 2.23 Определение направления и скорости движения препятствия

Как видно на рисунке, имеется значительный разброс измерительных точек. Направление движения препятствия вычислено с ошибкой 6.8 градуса, скорость движения определена 52 мм/с (ошибка 2 мм/с). Полученные малые ошибки определения скорости и направления движения препятствия в данном конкретном эксперименте обусловлены случайным распределением, и в других экспериментах могут быть больше. При определении параметров движущихся препятствий представляет интерес влияние направления и скорости движения препятствий относительно сканирующей системы робота на погрешности определения расположения препятствия. Для определения влияния движения препятствия на погрешности определения его координат и параметров движения, выполним серию экспериментов. Изменяемыми параметрами будут скорость и направление движения препятствия, а также погрешность дальнометрического датчика (0.5% или 1%). Начальная точка расположения препятствия во всех этих экспериментах будет неизменна, также как и его угловая ориентация в 12 градусов. При выполнении экспериментов с движущимися препятствиями их скорости составляли 0.05 м/с и 0.15 м/с, а ориентация препятствия в процессе движения не изменялась (объект не вращался относительно вертикальной оси). Координаты робота (сканирующей системы) в глобальной системе координат $x_s = -2$, $y_s = 0$. Начальные координаты препятствия $x=1$, $y=-1$. Скорость движения препятствия задавалась значениями 50 мм/с или 150 мм/с.

Направление движения препятствия задавалось значениями 0 градусов или 180 градусов. В таблице 2.5 сведены результаты экспериментов.

Таблица 2.5. Сравнительные результаты определения параметров объекта на основе данных сканирования

Таблица 2.5

Погрешность измерения дальнометрического датчика	Определение параметров объекта	
	Ошибка определения координат, м	Ошибка определения ориентации, град
Статический объект		
0.5%	0.089	-0.842
1%	0.210	1.144
Динамический объект. Скорость движения объекта $V_{do} = 0,05$ м/с. Направление движения препятствия $\alpha = 0$ град.		
0.5%	0.173	3.01
1%	0.205	-0.309
Динамический объект. Скорость движения объекта $V_{do} = 0,05$ м/с. Направление движения препятствия $\alpha = 180$ град.		
0.5%	0.194	-1.326
1%	0.206	-2.31
Динамический объект. Скорость движения объекта $V_{do} = 0,15$ м/с. Направление движения препятствия $\alpha = 0$ град.		
0.5%	0.184	-0.708
1%	0.224	0.98
Динамический объект. Скорость движения объекта $V_{do} = 0,15$ м/с. Направление движения препятствия $\alpha = 180$град.		
0.5%	0.227	-0.729
1%	0.242	0.179

При погрешностях дальнометрического датчика 0.5% ошибка определения координат статического препятствия (в ранее описанных экспериментах) составила 89 мм, а его ориентации 0.8 градуса. В данном эксперименте для движущегося препятствия эти погрешности составили 173 мм и 3 градуса (направление движения препятствия 0 градусов), и 194 мм и 1 градус (направление

движения 180 градусов). При использовании дальнометрического датчика с большими погрешностями измерения (1%) ошибки определения положения препятствия возрастают до 206 мм. Увеличение скорости движения препятствия также ведет к увеличению погрешностей. Для дистанций между роботом и препятствием около 3 метров, погрешности определения положения движущегося препятствия могут составлять до 240 мм. С целью оценки влияния направления движения препятствия на погрешности определения скорости и направления его движения была проведена следующая серия экспериментов. Скорость движения задавалась значениями 50 мм/с или 150 мм/с, погрешность дальнометрического датчика задавалась 0.5% или 1%, направления движения препятствия принимали значения 0, 30, 70, 180 градусов. Результаты серии экспериментов приведены в таблице 2.6.

Таблица 2.6

№	Погрешность датчика	Реальные параметры движения		Вычисленные параметры движения			
		Скорость движения	Направление движения	Скорость движения	Ошибка оценки скорости	Направление движения	Ошибка оценки направления
		мм/с	град	мм/с	мм/с	град	Град
1	0.5%	50	0	49	-1	357.9	-2.1
2			30	51	+1	30.4	+0.4
3			70	48	+2	67.2	-2.8
4			180	44	-6	180.1	+0.1
				Max 12%		Max 6%	
5	1%	50	0	42	-8	1.8	+1.8
6			30	49	-1	34.4	+4.4
7			70	48	-2	70.4	+0.4
8			180	48	-2	181.1	+1.1
				Max 16%		Max 10%	
9	0.5%	150	0	143	-7	4.7	+4.7
10			30	166	+16	28.6	-1.4
11			70	171	+21	71.6	+1.6
12			180	149	-1	179.5	-0.5
				Max 14%		Max 3%	
13	1%	150	0	187	+37	10.7	10.7
14			30	160	+10	25.2	-4.8
15			70	189	+39	71.3	+1.3
16			180	135	-15	176.5	-24.5
				Max 26%		Max 16%	

Полученные результаты показывают, что ошибка определения направления движения препятствия может достигать 6% (при погрешности датчика 0.5%) при малых скоростях движения

препятствия. На высоких скоростях движения препятствия и при погрешности дальнометрического датчика 1% ошибки определения направления движения препятствия могут составлять до 16%. Погрешности определения скорости движения препятствия в экспериментах составили до 14% при малых скоростях движения препятствия и до 26% при больших скоростях.

Выполненные исследования позволяют сделать следующие выводы:

- Имеющиеся при измерении погрешности определения расстояний до поверхностей объектов, приводят к образованию погрешности расположения и ориентации объекта в системе координат робота (сканирующей системы). Эта погрешность зависит также от расстояния до объекта и наличию априорных знаний о размерах и форме объекта.
- При увеличении погрешности датчика, с помощью которого измеряются расстояния до объекта, погрешности расположения и ориентации возрастают. Так, например, при расстоянии до объекта около 3 метров, изменение погрешности датчика с 0.5% до 1% приводит к увеличению погрешности определения расположения препятствия с 89 до 210 мм.
- Для динамических объектов погрешность определения расположения зависит не только от ошибок датчиков и расстояния до объекта, но и от скорости движения и направления движения препятствия. При скоростях движения препятствия 50 мм/сек погрешности составляли 170 – 190 мм при одном направлении движения и 190 – 210 мм при движении в противоположную сторону. Увеличение скорости движения объекта до 150 мм/сек характеризуются ошибками 180 – 220 и 220 – 240 мм.
- Погрешности угловой ориентации для объекта известной формы (куб) в целом являются малыми (0.2 – 3 градуса), что объясняется влиянием интерполяционных эффектов при нахождении уравнений прямых на основе множества измерительных точек.

На основе полученных результатов сделаем выводы в отношении возможностей определения параметров препятствий. Первое. Использование методов сканирующих измерений для определения формы, размеров, расположения и параметров движения объектов в рабочей зоне мобильного робота является наиболее распространенным способом получения информации о препятствиях. Это обусловлено тем, что соответствующие датчики и аппаратная реализация метода доступны для применения на мобильных роботах различного уровня сложности. Точность лазерных датчиков расстояния может обеспечивать погрешность измерения расстояния в 3-5 миллиметров на удалении до 10 метров. Количество измеренных точек может составлять от нескольких десятков, для простых сканирующих устройств до нескольких тысяч точек, что характерно для лидаров [99a]. Второе. Наиболее важными являются алгоритмы обработки измерительной информации. Задачами,

решаемыми с помощью этих алгоритмов, являются – фильтрация точек, кластеризация с целью группирования точек, принадлежащих различным объектам и различным поверхностям, определение границ поверхностей и построение сеточных моделей тел, вычисление геометрических параметров тел и параметров их движения. Последовательность обработки информации может быть следующей:

- «распознавание» обнаруженного объекта как «препятствия»;
- определение к какому классу относится препятствие – статическое или динамическое;
- оценка размеров и формы препятствия;
- определение координат расположения препятствия (в локальной системе координат робота);
- определение параметров движения препятствия – скорости и направления движения (в локальной системе координат робота);
- определение координат и параметров препятствия в глобальной системе координат;
- формирование (дополнение/уточнение) «карты» рабочей зоны мобильного робота на основе полученной информации о препятствии;
- оценка вероятности столкновения с этим препятствием;
- принятие решения об изменении траектории движения для объезда препятствия при необходимости обеспечения безопасности движения.

Используемые при решении этих задач алгоритмы во многом определяют возможности методов оценки параметров препятствий (объектов). Третье. При оценке параметров движущихся тел дополнительные погрешности формируются из-за смещения тела между последовательными измерениями датчика. Чем больше время между измерениями, тем больше погрешность, обусловленная динамикой движения. Четвертое. Для погрешностей оценки параметров статических объектов (на примере выполненных экспериментов) характерно увеличение ошибок определения положения объекта при уменьшении количества измерительных точек на какой-либо грани объекта. Это вызвано ростом ошибок вычисления, аппроксимирующих прямых (поверхностей), которые определяют границы тела, следовательно, его размеры и координатное расположение. Пятое. Увеличение скорости движения тела ведет к увеличению погрешности определения его координат расположения и его ориентации. Шестое. Оценка скорости и направления движения тела может выполняться на основе последовательностей сканов, получаемых через определенные моменты времени. В предположении о нормальном законе распределения ошибок измерения расстояний, характер погрешностей оценки вектора движения также будут иметь нормальный закон распределения, но с соответствующими параметрами – математическим ожиданием и дисперсией.

Седьмое. Для динамических объектов погрешности оценки вектора движения зависят также и от ориентации объекта по отношению к сканирующей системе. При сокращении времени, затрачиваемого на получение одного скана, эта погрешность уменьшается. Восьмое. Для выполненных экспериментов ошибка определения расположения неподвижного препятствия составляла до 0.21 м, ошибка определения ориентации препятствия не превышала 3 градусов. Для подвижных объектов ошибка определения скорости движения достигала 10-12 % для «малых» скоростей и 40 – 60 % для «больших» скоростей движения тела. Факторы, которые не учитывались при экспериментах, но которые практически влияют на результаты оценки параметров подвижных и неподвижных препятствий:

- изменения собственной пространственной ориентации мобильного робота при измерении расстояний до препятствия во время сканирования;
- «не идеальность» формы препятствия и его поверхностей, до которых выполняется измерение расстояний;
- «вращение» препятствий относительно собственных осей, их движение по нелинейным траекториям.

Полученные результаты и выводы подтверждают актуальность темы диссертационной работы, поскольку планирование и управление движением мобильного робота должно выполняться с учетом текущей навигационной информации. Решения об изменении траектории движения при объезде статических и динамических препятствий должны приниматься с учетом случайного характера оцениваемых параметров препятствий.

Выводы по главе

- Структура и функциональные возможности сенсорно-информационной системы мобильного робота должны соответствовать задачам, которые решаются роботом.
- Методы и способы получения информации о препятствиях существенным образом влияют на возможности мобильного робота двигаться без столкновений и успешно исполнять свои функции;
- В зависимости от используемых сенсоров, зона, в которой препятствия контролируются мобильным роботом, может составлять от десятка сантиметров, до десятка метров;
- На основе комплексной обработки информации, получаемой от датчиков, возможно оценивать размеры препятствий, определять их расположение, оценивать параметры движения;

- Параметры препятствий, определяемые на основании сканирования дальнометрическими датчиками, могут считаться соответствующими нормальному закону распределения, что обусловлено погрешностями используемых датчиков, формы и типа поверхностей препятствий, алгоритмами выполнения вычислений расположения и параметров движения препятствий;
- Получение информации от датчиков, ее обработка, оценка положения и параметров движения препятствий выполняется за некоторое время. Это время существенно зависит от программно-аппаратной реализации системы управления мобильным роботом и может достигать 5 и более секунд при использовании систем технического зрения и лидаров.

Таким образом, в мобильной робототехнике характерно использование датчиков (например ультразвуковых, оптических датчиков расстояния), необходимых для предотвращения столкновений, но не обеспечивающих полномасштабную навигацию, картографирование и планирование траекторий движения в целевую точку. Роботы, оснащенные сенсорами, позволяющими «определять форму и размеры» препятствий, оценивать параметры их движения и расположения по своему информационному обеспечению способны к решению задач навигации и картографирования, распознавания и определения параметров препятствий в процессе своей работы. Глобальное планирование пути в общем случае требует наличия априорной информации о препятствиях, которая не может быть получена до начала движения с помощью сенсоров робота. Решение задач движения к целевой точке у таких роботов необходимо выполнять с учетом неопределенностей и стохастичности информации [99] о текущем окружении робота, получаемой посредством его сенсорно-информационной системы. Для достижения целевой точки и предотвращения столкновений должны быть созданы методические решения по формированию доступных для оценивания параметров препятствий, разработаны методы планирования траекторий движения робота с учетом стохастичности информации о препятствиях.

Глава 3 – Планирование и управление движением МР в динамическом окружении

Результаты функционирования робота обеспечиваются в том числе его возможностями перемещения в пространстве рабочей зоны. Для наземных мобильных роботов траектория достижения целевой точки в общем случае может быть не единственной. Обычно, реальная траектория, по которой перемещается робот отличается от запланированной траектории. Эти отличия обусловлены многими причинами, в том числе реальными кинематическими и динамическими возможностями робота. Рассматривая следование робота заданной траектории, можно утверждать, что мобильность и маневренность робота его геометрические характеристики будут определять геометрическое место точек, формируемых центром масс, центрами колес, наиболее удаленными точками корпуса робота во время его движения [100]. К многозначным задачам относится и задача управления движением, имея в виду варианты положения и ориентации робота в каждый момент времени при его движении «по заданной траектории». Рассмотрим задачи планирования и управления движением мобильного робота в условиях статических и динамических препятствий, параметры движения которых могут изменяться случайным образом. В этом разделе работы рассмотрим возможные решения планирования движений мобильного робота, выполняющего перемещение к целевой точке, а также разработаем метод планирования и управления роботом в среде с динамическими препятствиями.

3.1. Планирование траекторий движения и поведения робота при движении к целевой точке

Рассмотренные ранее методы и алгоритмы поиска траектории движения к целевой точке позволяют полностью (для детерминированных условий) или частично (на начальном этапе), определить траекторию, по которой должен перемещаться мобильный робот. Если в рабочей зоне, где планируются его движения, имеются статические и динамические препятствия, параметры которых известны частично или могут изменяться случайным образом, то можно считать, что искомая траектория движения будет может быть определена лишь на некоторый интервал времени. Поскольку через этот интервал времени вероятность появления препятствий, мешающих движению робота, станет близка к ста процентам, необходимо будет выполнить новый поиск траектории к целевой точке, с учетом необходимого объезда препятствий [101]. Типовой последовательностью реализуемых этапов можно считать следующую - поиск возможных траекторий движения к целевой точке, выбор наилучшей траектории, движение по выбранной траектории, обнаружение препятствий, мешающих движению по траектории, определение параметров препятствий, принятие

роботом решений для изменения параметров своего движения, объезд препятствия, поиск и определение новой траектории или возврат на прежнюю траекторию движения к цели. Рассмотрим содержательную сторону этих этапов.

Поиск возможных траекторий движения к целевой точке. Задача при наличии подвижных стохастических препятствий может иметь решения, вероятность исполнения которых может быть мала. Причинами этого являются неполная информация об объектах внешней среды, условиях движения, случайный характер движения подвижных препятствий. Применение известных методов поиска пути позволит найти решения, актуальные на данный момент времени, без учета изменения окружающей обстановки в процессе перемещения робота по траектории. Следовательно, полнота доступной для поиска траекторий информации, степень недетерминированности условий функционирования робота, определяют интервал времени, в течение которого мобильный робот сможет двигаться по данной траектории без столкновений [102, 103].

Выбор наилучшей траектории. Здесь результат зависит от варианта – «наилучшая траектория» завершается в целевой точке, или «наилучшая траектория» завершается в промежуточной точке, достигнув которую робот должен искать новую траекторию к целевой точке. В случае промежуточной точки важным является методика и критерии выбора этой промежуточной точки. В детерминированных условиях, при наличии только неподвижных препятствий наилучшая траектория может быть найдена до начала движения робота, и робот может следовать по ней до целевой точки. В недетерминированных условиях, когда подвижные препятствия могут изменять параметры своего движения случайным образом, с увеличением пути, пройденного роботом (времени движения), растет вероятность того, что потребуется изменять запланированную траекторию из-за возможных столкновений с препятствиями. Можно предположить, что чем больше расстояние до целевой точки, чем больше количество подвижных препятствия, чем больше отношение скоростей препятствий к скорости робота, тем меньше вероятность полной (до целевой точки) реализации найденной ранее наилучшей траектории [104, 105].

Движение по выбранной траектории. Управление движением мобильного робота представляет собой сложную самостоятельную задачу и может осуществляться на основе различных парадигм. В общем случае сам управляемый объект (колесный мобильный робот) относится к классу неголономных систем, количество и пространственное расположение колес, характеристики приводов которого во многом определяют варианты решения задач управления. Для управления движением, как правило, используются простые линейные или нелинейные модели, в которых обычно реализована лишь кинематическая связь между параметрами движения МР и параметрами

траектории. Во многих случаях синтез траекторного управления выполняется на основе линейных методов проектирования управления [101]. Другой подход, на пример, основан на вариантах линеаризации обратной связи или нелинейного синтеза управления [102, 103]. Независимо от использованных методов, обеспечение оптимальности управления движением остается актуальным. Независимо от конструкции и кинематики мобильного робота отклонения от заданной траектории имеют место. Величина этих отклонений (траекторных ошибок) определяет возможность реализации той или иной траектории движения между препятствиями. Таким образом, геометрические и кинематические характеристики робота, его динамика движения и алгоритмы управления являются важными элементами, определяющими достижимую точность перемещения по траектории и возможность маневрирования.

Поведение робота при изменении условий перемещения. В процессе движения по заданной траектории могут возникать ситуации, при которых дальнейшее движение может привести к столкновению. В таких случаях в системе управления роботом должны быть предусмотрены алгоритмы объезда препятствий или поиска безопасной траектории движения в некоторую промежуточную точку с последующим возвратом на заданную траекторию. Управление объездом одиночного статического или даже движущегося препятствия сложностей не представляет. Однако, если в зоне маневрирования имеется группа из статических и динамических объектов, то поиск решения о продолжении движения может быть не простым. Имея в виду изложенное выше, рассмотрим особенности планирования и реализации траекторий движения мобильного робота, при наличии в некоторой близости к нему статических и динамических препятствий [106].

3.2. Оценка вероятностей столкновения с динамическими препятствиями

Вероятностное прогнозирование изменения ситуации в ближней зоне робота на заданном интервале времени является важной частью разработанного метода планирования траекторий и управления движениями мобильного робота в условиях статических и динамических препятствий [107, 108, 109]. При движении мобильного робота внешняя обстановка всегда контролируется с помощью сенсоров. Изменения расположения объектов в зоне робота, а также направления их движения может быть определено с некоторой погрешностью. Для безаварийного движения робота требуется оперативно оценивать вероятность столкновения на некотором интервале времени прогнозирования движений. В данном методе на этом интервале времени определяется возможность столкновения, которую требуется учитывать при планировании действий робота. Будем считать, что системе управления робота известна (доступна) следующая информация:

- X_o_gen, Y_o_gen - текущие координаты всех препятствий в ближней зоне робота;
- V_o_gen - текущие скорости всех препятствий;
- Fi_o_gen - направления движения препятствий;
- R_o_gen - "размеры" препятствий (радиус описанной окружности).

Все эти параметры фактически являются математическими ожиданиями случайных величин, вычисляемых с некоторым интервалом времени сенсорно-информационной подсистемой робота. Разработанный метод позволяет оценить вероятности столкновения с какими-либо препятствиями и при ее значении более заданного порога, принимать решения об изменении параметров движения мобильного робота для предотвращения столкновений. Важным является определение величины интервала времени, на который необходимо выполнять прогноз изменения ситуации и оценку вероятности столкновения. Оценка вероятности столкновения может быть основана на геометрической трактовке столкновения, как соприкосновения областей, ограничивающих зоны препятствия и мобильного робота. Для оценки вероятности столкновения необходимо осуществлять прогнозирование изменения расположения препятствий. Такой прогноз в отношении движения объектов со случайными значениями параметров движения может быть произведен с использованием нескольких подходов. Теоретические основы решения данной задачи положены в работах таких ученых, как Н. Винер, А.Н. Колмогоров [110]. Для прогнозирования значений случайного процесса в некоторый будущий момент времени по известным значениям этого процесса в условиях случайных помех или шумов могут использоваться классические решения, например предлагаемое в этих работах [111]. Предсказываемое значение некоторого процесса $X(t)$ в момент $t = t_1$ не может быть точно определено по имеющимся данным наблюдений. Можно лишь стремиться, чтобы случайная ошибка прогноза в среднем была по возможности наименьшей. Наилучшим (оптимальным) обычно считается прогноз, для которого минимально математическое ожидание квадрата ошибки. Такой прогноз совпадает с условным математическим ожиданием случайной величины $X(t_1)$. Более полное решение задачи экстраполяции случайной последовательности заключается в нахождении условного распределения вероятностей случайной величины в будущий момент времени [112]. Для последовательности значений, распределенных по нормальному закону, решение задачи прогноза является единственным, поскольку условное распределение вероятностей прогнозируемой последовательности также будет нормальным, а ее среднее значение будет одновременно и наиболее вероятным. Принимая, что характер движения препятствий на интервалах прогнозирования основан на детерминированных законах движения со случайными параметрами, рассмотрим эту задачу как задачу описания системы с дискретными

состояниями и непрерывным временем на интервале прогнозирования. Поскольку движение препятствий может быть описано двумя случайными параметрами – скоростью и направлением движения, то в общем случае можно использовать аппарат совместных функций распределения. Тогда, на основании вероятности совместных событий может быть введен совместный закон распределения [113]

$$F_{\varepsilon\mu}^{(2)}(x_n, y_n) \quad (3.1)$$

для которого может быть найдена вероятность события, состоящего в том, что одновременно будут выполнены неравенства $\varepsilon < x_n$ и $\mu < y_n$ для случайных величин ε и μ и двух произвольных аргументов x_n и y_n

$$F_{\varepsilon\mu}^{(2)}(x_n, y_n) = P(\varepsilon < x_n, \mu < y_n) \quad (3.2)$$

где $P(\varepsilon < x_n, \mu < y_n)$ - вероятность совместного события.

В обозначении функции распределения нижние индексы означают, к каким случайным величинам относится данный закон, а верхний (в скобках) показывает количество совместно распределённых величин — в данном случае это двумерное распределение. Для осуществления оценки вероятностей столкновения робота с препятствиями и управления его движением функция $F_{\varepsilon\mu}^{(2)}(x_n, y_n)$ не удобна, т.к. нас интересует не вероятность того, что скорость и направление движения препятствия будут иметь значения менее заданных величин, а вероятность нахождения препятствия в конкретной точке, планируемой для перемещения туда робота. Следовательно, необходимо вычислять совместную вероятность нахождения скорости движения препятствия и направления его движения в некоторых интервалах, определяемых на основании известных, практически подтвержденных погрешностях определения положения робота и препятствия. Прогнозирование поведения подвижных препятствий выполним на основе описания их движения детерминированными законами со случайными параметрами, а возможность столкновения определим как ситуацию, когда в некоторый момент времени мобильный робот и препятствие находятся на расстоянии друг от друга меньшем, чем допустимо с точки зрения безопасности. Если рассматривать движение робота как перемещение между некоторыми промежуточными точками маршрута, то требуется оценить возможность нахождения препятствий в опасной близости к данной точке и к траектории движения робота в эту точку. Практически достижимая точность определения текущего положения самого робота и препятствий зависит от конкретных погрешностей определения координат и параметров движения. Введем окружность с центром в точке, планируемой для движения туда робота. Радиус этой окружности должен включать минимально

допустимое расстояние l_{min} между роботом и препятствием, а также допустимые погрешности определения координат робота acc_R плюс допустимые погрешности определения координат препятствия acc_{do} .

$$R_{saf} = l_{min} + acc_R + acc_{do} \quad (3.3)$$

Графически зона, в которой возможно нахождение препятствия изображена на рисунке 3.1.

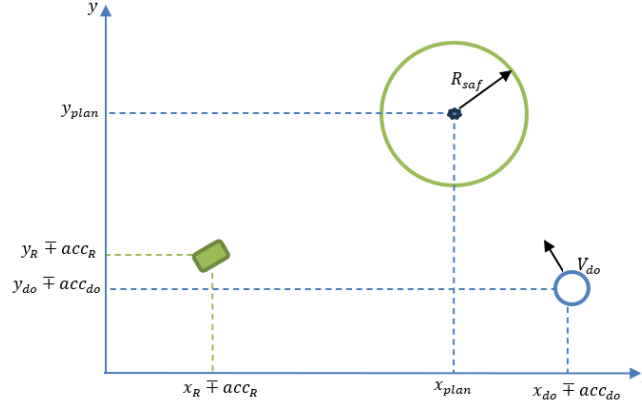


Рис. 3.1 Область оценки вероятности нахождения препятствия.

Могут быть рассмотрены два варианта решения такой задачи. Первый – получить зависимости, позволяющие для препятствия, имеющего нормально распределенные случайные параметры скорости и направления движения, вычислить вероятность его нахождения в точке с координатами x_p, y_p . В этом случае необходимо вычислить вероятность нахождения препятствий внутри зоны с центром в промежуточной точке. Второй вариант – получить зависимости, позволяющие определить координаты точек, в которых вероятность нахождения препятствия будет превышать ранее установленный порог. После чего потребуется соотнести расположение и размер зоны безопасности с вероятной областью нахождения препятствия по истечении времени прогнозирования. При должном искусстве алгоритмизации и программирования возможно эти методы будут равноценны, однако, событийно обоснованным является второй вариант, который будет использован далее.

3.3. Геометрическая интерпретация задач безопасного движения при наличии препятствий

Примем допущение, что система управления мобильным роботом через определенный интервал времени $t_{изм}$ получает (формирует) для препятствий в ближней зоне оценки их расположения и размеров $X_o, Y_o, \mathbb{R}_o$, математическое ожидание V_{do} и дисперсию $D_{V_{do}}$ скоростей движения, а также Fi_{do} и $D_{Fi_{do}}$ – математическое ожидание и дисперсию направлений движения. Следует отметить, что

каким бы способом не выполнялось определение координат, размеров и параметров движения препятствий – всегда имеет место случайный характер получаемых значений, который обусловлен множеством факторов. Считая, что с вероятностью 0.997 (закон 3 σ) возможные значения скоростей составят $v_{doi}(t) \subset (V_{do_{min}} V_{do_{max}})$, также как и возможное направление движения $fi_{do}(t) \subset (Fi_{do_{min}} Fi_{do_{max}})$, область, в которой может расположиться препятствие через интервал времени t_0 представлена на рисунке 3.2. Зона вероятного нахождения препятствия является усеченным сектором.

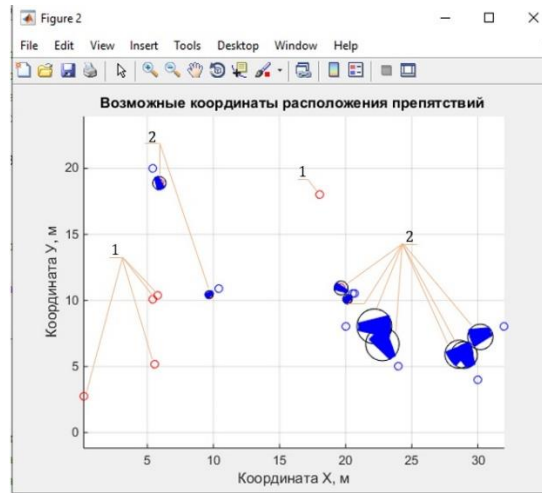


Рис. 3.2 Подвижные и неподвижные препятствия в зоне мобильного робота. 1 –расположение неподвижных препятствий, 2 – зоны вероятного расположения подвижных препятствии на интервале времени t_0 .

Прогнозная оценка возможности столкновения мобильного робота с препятствием геометрически может трактоваться как задача определения пересечений замкнутых областей, формируемых профилями мобильного робота и препятствий при их движении на заданном интервале времени. При этом, с учетом закона распределения скорости каждого препятствия и вариации направления их движения требуется определить координаты точек, для которых вероятность нахождения в них подвижных препятствий выше некоторого порога. При нормальном законе распределения, интервал возможных значений скоростей подвижных препятствий определится соответствующим значением ее дисперсии, а диапазон направления движения – дисперсией направления скорости.

$$v_{doi} \in (V_{doi} \mp 3\sigma_{v_{doi}}) \quad (3.4)$$

$$fi_{doi} \in (Fi_{doi} \mp 3\sigma_{Fi_{doi}}) \quad (3.5)$$

Где v_{doi} , fi_{doi} – текущие значения скоростей и направления движения препятствий, V_{doi} , Fi_{doi} – математическое ожидание для скоростей и направлений движения, $\sigma_{v_{doi}}$, $\sigma_{Fi_{doi}}$ – соответствующие среднеквадратические отклонения этих параметров. С учетом вероятной предельной минимальной и максимальной скорости движения препятствия на интервале времени планирования, а также возможного направления движения зона возможного нахождения препятствия представляет собой угловой сектор на рисунке 3.3.

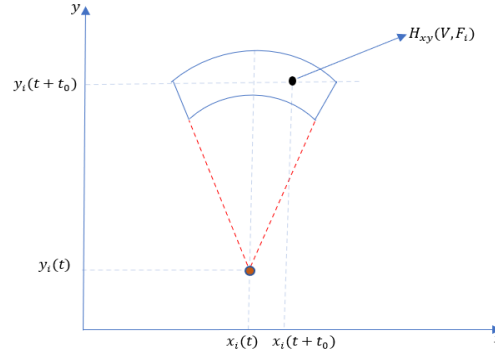


Рис. 3.3 Вероятная зона нахождения препятствия в конце интервала прогнозирования

Разобьём диапазон возможных скоростей и направлений движения для каждого препятствия на n и K интервалов соответственно. Известно, что вероятность попадания в интервал непрерывной нормально распределенной случайной величины может быть определена как

$$H(\rho \leq X < \lambda) = \Phi_0\left(\frac{\lambda - a}{\sigma}\right) - \Phi_0\left(\frac{\rho - a}{\sigma}\right) \quad (3.6)$$

где $H(\rho \leq X < \lambda)$ – вероятность нахождения в интервале, Φ_0 – значение функции Лапласа для «левой» и «правой» половины интервала возможного значения, σ – среднеквадратическое отклонение. Зададим 10 интервалов для возможных значений скорости и направления движения подвижного препятствия найдем вероятности нахождения скорости и углового направления движения в этих интервалах.

$$h_{v_{doi}}(a_n < v_{doi} < b_n); \quad n \in (1 \div 10) \quad (3.7)$$

$$h_{Fi_{doi}}(d_K < fi_{doi} < c_K); \quad K \in (1 \div 10) \quad (3.8)$$

где a_n , b_n – граничные значения диапазона вероятной скорости, $h_{v_{doi}}$ – вероятность этого значения скорости на интервале планирования, d_K , c_K – граничные значения диапазона вероятного направления движения, $h_{Fi_{doi}}$ – вероятность движения препятствия в данном направлении. Вероятность нахождения препятствия в конкретной области вычислим как вероятность

одновременного нахождения двух случайных величин – скорости и направления движения в соответствующих интервалах.

$$h_{doixy} = h_{v_{doi}} * h_{Fi_{doi}} \quad (3.9)$$

Результат расчета вероятности нахождения конкретного препятствия по истечении интервала прогнозирования показан на рисунке 3.4.

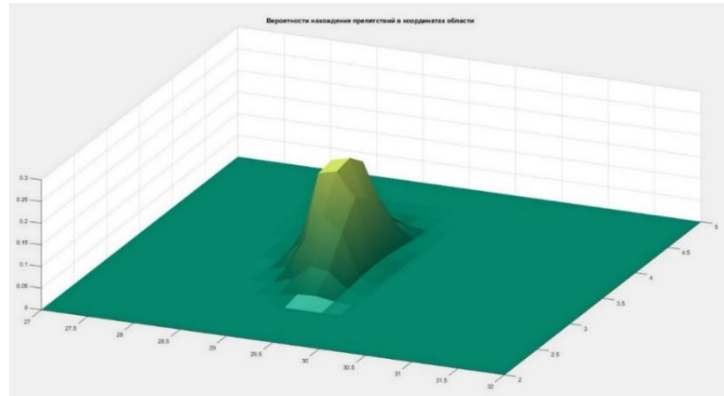


Рис. 3.4 Вероятность нахождения препятствия в конце интервала прогнозирования.

Поскольку планирование и управления движением робота необходимо осуществлять так, чтобы была обеспечена безопасность его движения, вся зона, где существует значимая вероятность нахождения препятствия должна считаться неразрешенной для планирования движения робота. Одним из вариантов формализации этого и для уменьшения сложности планирования и управления движением является представление данной зоны окружностью соответствующего диаметра. На рисунке 3.5 показаны зоны вероятного расположения нескольких препятствий по истечении времени интервала прогнозирования и соответствующие им окружности.

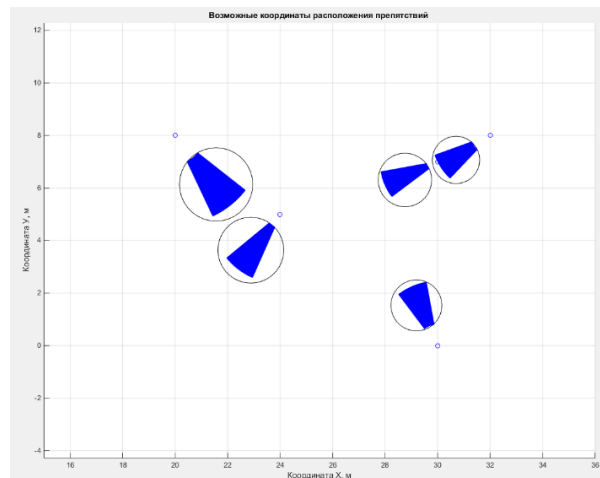


Рис. 3.5 Зоны вероятного расположения препятствий

Таким образом, планируя движение робота на интервале времени прогнозирования t_0 необходимо оценивать возможное перемещение препятствий и проверять, обеспечивается ли безопасное движение робота. В общем случае, в некоторый момент времени несколько препятствий могут расположиться так, что проезд мобильного робота между ними станет невозможен. На рисунке 3.6 показана описанная ситуация, при которой целесообразно область, занимаемую близко расположенными препятствиями представить одной окружностью соответствующего размера и расположения.

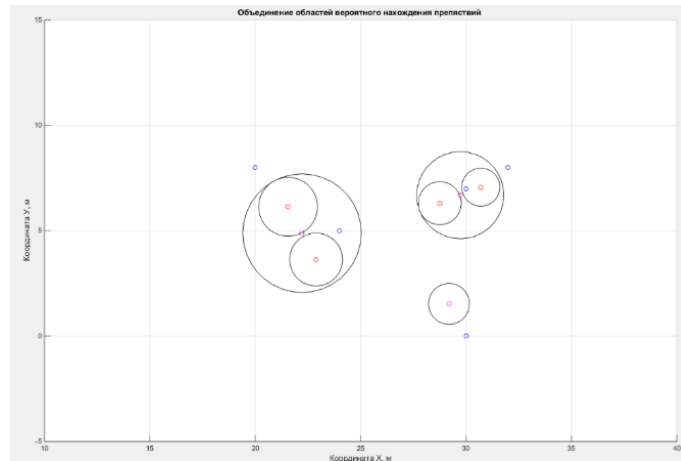
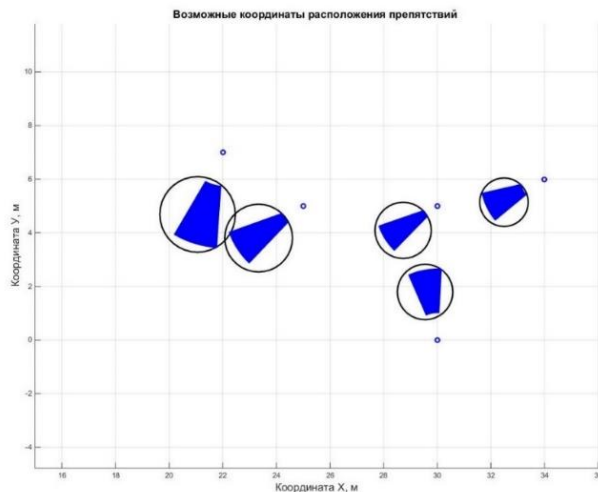
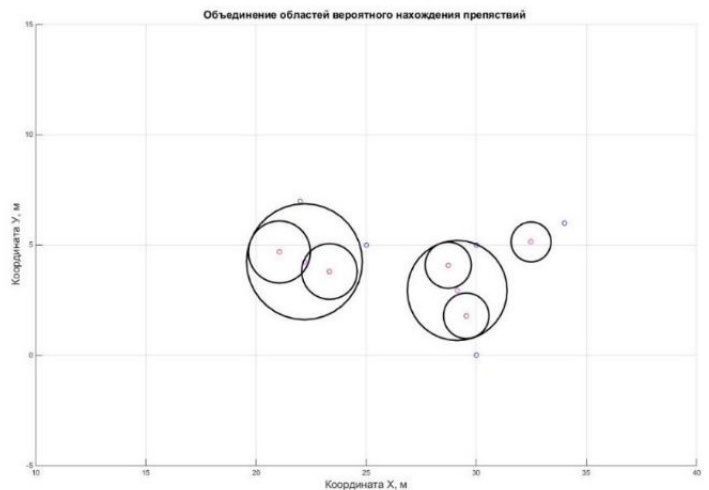


Рис. 3.6 Объединение зон вероятного нахождения препятствий

На рисунке 3.7 представлены результаты прогнозной оценки и формирования параметров препятствий в рабочей зоне мобильного робота.



а)



б)

Рис. 3.7 Результат оценки и прогнозирования изменений текущей ситуации.

Как видно на рисунке 3.7а, при «значительном» расстоянии между подвижными препятствиями их зоны возможного нахождения описываются окружностями, размеры которых зависят от случайных величин скорости и направления движения. При близком расположении зон возможного нахождения препятствий на рисунке 3.7б выполняется «замена нескольких препятствий» одним эквивалентным, с точки зрения обеспечения безопасности движения мобильного робота. Применение предлагаемого решения позволяет в каждый момент времени планирования генерировать адекватную обстановку для управления движением робота. Проведенный ситуационный анализ позволил разработать алгоритмы оценки возможности столкновения с препятствиями на интервале прогнозирования и формирования зон, занимаемых препятствиями. Это позволяет планировать траектории мобильного робота в изменяющихся условиях внешней среды. Область применения разработанного метода - некоторое рабочее пространство робота, содержащее промежуточные и целевую точки, а также различное количество неподвижных и подвижных препятствий, вектор скорости которых не детерминирован. По сути, эта методика определена на некотором подмножестве внешней среды, где необходимо проектировать движения робота для достижения целевой точки.

Задачу планирования движений мобильного робота будем решать на основе принципа декомпозиции. В этом случае, используя известную априори информацию о препятствиях, до начала его движения может быть построена траектория перемещения робота в целевую точку. Траектория может быть найдена с использованием любого подходящего алгоритма, например A^* или его вариаций. Большинство алгоритмов поиска траектории формируют ее в виде последовательности прямолинейных отрезков. Точки изменения направления движения являются промежуточными точками, через которые мобильный робот должен двигаться к целевой. При наличии только статических препятствий, информация о которых априори известна, прогнозирование возможных столкновений может быть не нужным. Однако, если после начала движения робота положение препятствий может измениться или появятся препятствия ранее не учтённые, то в некоторый момент времени возможно столкновение. На этапе движения по участку траектории может возникнуть необходимость объезда некоторого препятствия, которое было обнаружено сенсорной системой робота. В этом случае мобильному роботу требуется оценить ситуацию, принять решение о том, как выполнить объезд обнаруженного препятствия с учетом параметров его движения, находящихся рядом неподвижных и подвижных препятствий. После завершения объезда мобильный робот должен продолжить движение к целевой точке. Если принять, что робот должен перемещаться по ранее запланированной траектории, то после выполнения объезда робот должен вернуться на

«текущий» участок, или перейти на «следующий» участок движения. Для рассмотрения особенностей и разработки алгоритмов принятия решений о движении по траектории или объезде препятствия, сформулируем основные особенности траекторного перемещения робота в целевую точку.

«Начало движения». До начала движения выполняется поиск глобальной траектории. Для большинства используемых в этом случае алгоритмов выполняется дискретизация пространства рабочей зоны с размером ячейки кратно меньшей, чем минимально допустимое расстояние между мобильным роботом и препятствием. Глобальный путь, например, может быть найден известными вариантами алгоритма A^* или аналогичными. Точки изменения направления движения – это координаты, в которые робот должен прийти, для того чтобы «избежать» столкновений с априори известными препятствиями и продолжать движение на следующих отрезках.

«Движение по траектории». Имея набор траекторных отрезков, ведущих к целевой точке, робот движется к очередной промежуточной точке. Если в оперативной близости от робота не обнаруживается препятствий, которые «помешают» ему двигаться к этой точке, то он ее достигнет и продолжит движение к следующей точке. Однако, может возникнуть ситуация, при которой возможно столкновение с препятствием. В этом случае должен планироваться и выполняться объезд, с последующим выходом на «текущий» фрагмент траектории или на начальный участок следующего траекторного отрезка. При этом «поведение робота» определяется различием ситуаций по «близости к координате смены направления движения», по «направлению движения на следующем участке», по текущему расположению известных неподвижных и подвижных препятствий и т.п.

«Принятие решений об объезде». Реальные ситуации, требующие объезда препятствий, характеризуются большим разнообразием и вариацией данных, определяющих расположение и параметры препятствий и робота. В рамках данной работы, под препятствиями понимаются неподвижные или движущиеся объекты, вектор скорости которых определяется случайными параметрами. Такие препятствия могут быть представлены в системе управления робота окружностью, описанной около соответствующего препятствия.

На практике, в зависимости от того, неподвижное или подвижное препятствие требуется объехать, а также от того, существуют ли ограничения в направлениях объезда, может приниматься решение о направлении и параметрах объезда. Учитывая требования к движению робота, вариантность расположения подвижных и неподвижных препятствий можно утверждать, что решение о способе объезда препятствия (группы препятствий) является сложным. При внезапно

обнаруженном препятствии времени для поиска вариантов объезда мало. Необходимо как можно быстрее определить параметры объезда. При наличии ранее сформированной траектории движения робота, рассмотрим возможные ситуации при перемещении робота из текущего положения (x_R, y_R) , в промежуточные точки траектории P_i, P_{i+1} . На рисунке 3.8 представлены варианты расположения траекторных участков, характерных для ситуации внезапно обнаруженного препятствия. Событие вызвано тем, что сенсорная система робота «обнаружила» препятствие, которое необходимо объехать. Предполагается, что обнаружение препятствия происходит на участке движения робота от его текущего положения x_R, y_R до x_{p_i}, y_{p_i} .

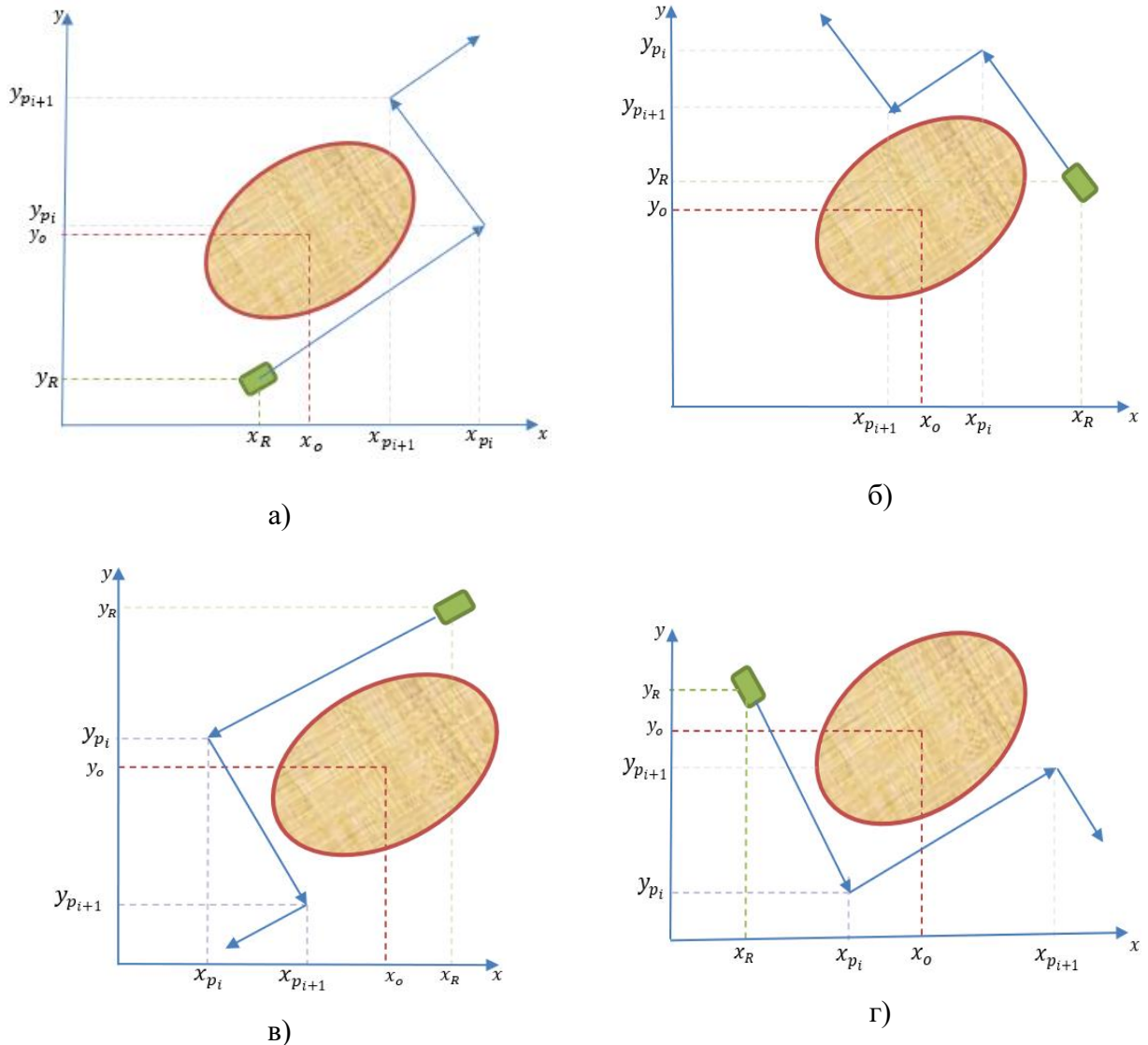


Рис. 3.8 Варианты расположения траекторных участков в момент обнаружения препятствия

Полагая, что принятие решения об объезде должно быть выполнено быстро, необходимо кроме расположения и параметров движения обнаруженного препятствия иметь информацию о рядом находящихся препятствиях. В том числе о тех, которые не позволили планировать один отрезок пути

для движения от x_R до $x_{p_{i+1}}$. В этом случае задача планирования объезда внезапно обнаруженного препятствия упростится и займет намного меньше времени, если группа препятствий будет заменена эквивалентным одиночным препятствием. Для оценки расположения координат x_o , y_o центра эквивалентного препятствия выполним анализ конфигураций траекторных участков и запишем соответствующие условия.

Для случая рис. 3.8 а)

$$x_o \in (x_R \div x_{p_{i+1}}) \quad \text{если} \quad x_R < x_{p_i} \quad \text{и} \quad y_{p_i} > y_R \quad \text{и} \quad x_{p_{i+1}} < x_{p_i} \quad \text{и} \quad y_{p_{i+1}} > y_{p_i} \quad (3.10)$$

$$y_o \in (y_R \div y_{p_{i+1}}) \quad (3.11)$$

для случая рис. 3.8 б)

$$x_o \in (x_{p_i} \div x_{p_{i+1}}) \quad \text{если} \quad x_{p_i} < x_R \quad \text{и} \quad x_{p_{i+1}} < x_{p_i} \quad \text{и} \quad y_{p_i} > y_R \quad \text{и} \quad y_{p_{i+1}} < y_{p_i} \quad (3.12)$$

$$y_o \in (y_R \div y_{p_{i+1}}) \quad (3.13)$$

для случая рис. 3.8 в)

$$x_o \in (x_R \div x_{p_{i+1}}) \quad \text{если} \quad x_{p_i} < x_R \quad \text{и} \quad x_{p_{i+1}} > x_{p_i} \quad \text{и} \quad y_{p_i} < y_R \quad \text{и} \quad y_{p_{i+1}} < y_{p_i} \quad (3.14)$$

$$y_o \in (y_{p_i} \div y_{p_{i+1}}) \quad (3.15)$$

для случая рис. 3.8 г)

$$x_o \in (x_R \div x_{p_{i+1}}) \quad \text{если} \quad x_{p_i} > x_R \quad \text{и} \quad y_{p_i} < y_R \quad \text{и} \quad x_{p_{i+1}} > x_{p_i} \quad \text{и} \quad y_{p_{i+1}} > y_{p_i} \quad (3.16)$$

$$y_o \in (y_R \div y_{p_i}) \quad (3.17)$$

Планирование объезда невозможно без определения координат эквивалентного препятствия. Для конкретизации параметров эквивалентного препятствия с учетом, записанных выше неравенств, рассмотрим расчетную схему на рисунке 3.9.

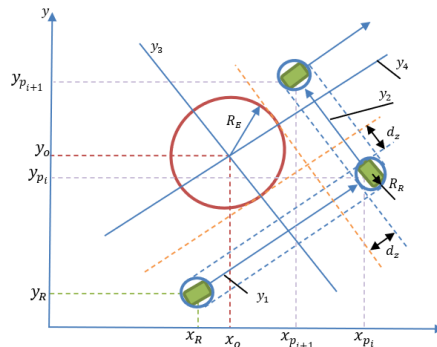


Рис. 3.9 Оценка расположения эквивалентного препятствия

Размер эквивалентного препятствия (R_E) может быть выбран из вариантов

$$R_E = 0.5 * L1 \quad (3.18)$$

или

$$R_E = 0.5 * L2 \quad (3.19)$$

где $L1$ – длина участка траектории от точки x_R, y_R до точки x_{p_i}, y_{p_i} , а $L2$ – длина участка траектории от точки x_{p_i}, y_{p_i} до точки $x_{p_{i+1}}, y_{p_{i+1}}$.

При этом,

$$R_E = 0.5 * L2, \text{ если } L2 \leq L1 \quad (3.20)$$

$$R_E = 0.5 * L1, \text{ если } L1 < L2 \quad (3.21)$$

Для вариантов, показанных на рисунках 3.8 а), в) следует принимать $R_E = 0.5 * L2$. Для вариантов, показанных на рисунках 3.8 б), г) следует принимать $R_E = 0.5 * L1$. Считая, что размер эквивалентного препятствия определяется окружностью размером R_g и зазором безопасности, обозначенным как d_z , запишем уравнения для первого и второго траекторных участков на рисунке 3.10.

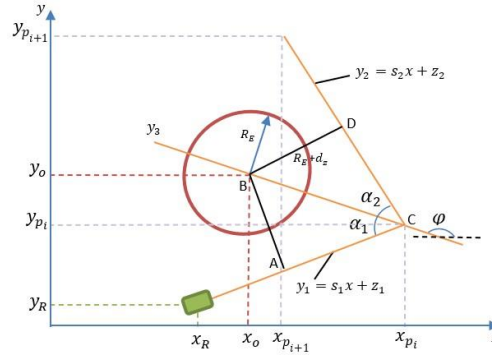


Рис. 3.10 определение положения центра эквивалентного препятствия

Для траекторных участков, уравнения прямых

$$y_1 = \frac{x - x_R}{x_{p_i} - x_R} (y_{p_i} - y_R) + y_{p_i} \quad (3.22)$$

$$y_2 = \frac{x - x_R}{x_{p_{i+1}} - x_{p_i}} (y_{p_{i+1}} - y_{p_i}) + y_{p_i} \quad (3.23)$$

$$y_1 = k_1 (x - x_R) + y_{p_i} \quad (3.24)$$

$$y_2 = k_2 (x - x_{p_i}) + y_{p_i} \quad (3.25)$$

Треугольники ABC и DBC равны, т.к. являются прямоугольными, катеты $AB = R_E + d_z$, $BD = R_E + d_z$, а BC является биссектрисой угла. Поэтому углы ACB и DCB равны половине угла ACD. Обозначим $\alpha_1 = \angle ACB$ и $\alpha_2 = \angle DCB$.

$$\alpha_1 = \tan^{-1} \frac{y_R - y_{p_i}}{x_R - x_{p_i}} \quad (3.26)$$

$$\alpha_2 = \tan^{-1} \frac{y_{p_i} - y_{p_{i+1}}}{x_{p_i} - x_{p_{i+1}}} \quad (3.27)$$

Отрезок BC

$$BC = \frac{R_E + d_z}{\tan \varphi} \quad (3.28)$$

$$\varphi = \frac{1}{2}(\alpha_1 - \alpha_2) \quad (3.29)$$

В конечном итоге координаты центра эквивалентного препятствия могут быть приняты следующими:

$$x_o = x_{p_i} + BC \cos \varphi \quad (3.30)$$

$$y_o = y_{p_i} + BC \sin \varphi \quad (3.31)$$

Описанное выше определение положения и размеров эквивалентного препятствия будет выполняться значительно быстрее, чем поиск среди всех априори известных препятствий тех, которые привели на этапе планирования глобальной траектории к невозможности двигаться в точку p_{i+1} минуя точку p_i . Отметим, что применимость этого подхода определяется конкретными возможностями сенсорной системы робота и качеством планирования пути в целевую точку на основе априорной информации о препятствиях. После определения параметров эквивалентного препятствия, с учетом параметров движения робота, необходимо принять решение об объезде внезапно обнаруженного препятствия. В общем случае имеется множество возможных реализаций траектории объезда, использующих гладкие непрерывные аппроксимирующие функции, а также объезд может выполняться по прямолинейным траекториям через промежуточную точку. Наилучшей может считаться траектория, время движения робота по которой (величина пути) будет наименьшим. Рассмотрим два варианта реализации объезда – движение по дуге окружности и по прямым отрезкам через промежуточную точку. На рисунке 3.11 показано расположение робота, при его движении по траекторному участку и положение препятствия, которое необходимо объехать. Понятно, что наилучшей траекторией будет та, длина пути по которой будет меньше. В этом случае требуется определить положение точек А, В, С при варианте объезда по двум прямолинейным траекториям.

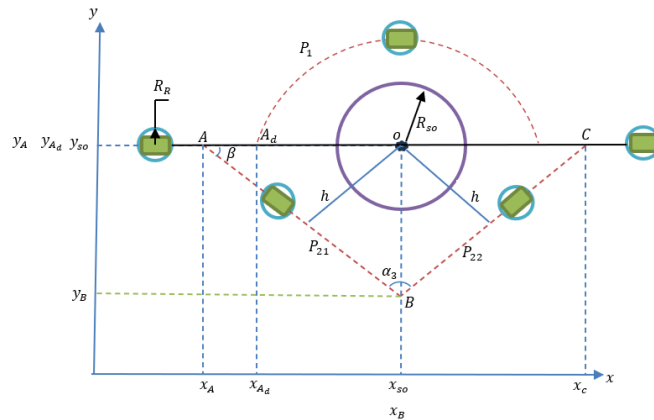


Рис. 3.11 Схема объезда препятствия по дуге окружности или по прямолинейным траекториям

Робот, двигаясь по этим траекториям не должен сталкиваться с препятствием. Так же, как и при объезде по дуге окружности, начиная с точки Ad. Учитывая размеры робота R_R и препятствия R_{SO} , для вычисления координат точек A, B, C, Ad, определения радиуса траектории объезда по дуге окружности был разработан алгоритм соответствующей программы. С ее помощью проведено исследования влияния размеров робота и препятствия на положения промежуточных точек (A, B, C, Ad) и длины пути объезда. На рисунке 3.12 показано два варианта решения задачи определения координат промежуточных точек, при объезде препятствия по прямолинейным траекториям.

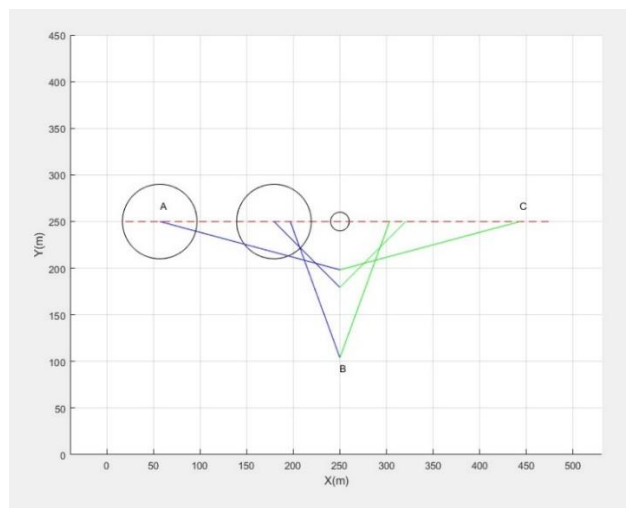


Рис. 3.12 Варианты решения задач поиска траекторий движения.

Робот и его зона безопасности отображены большой окружностью, препятствие- маленькой окружностью. Для того, чтобы при движении по траекториям объезда не произошло столкновение (касание) робота и препятствия, точки начала A (окончания C) объезда и изменения направления движения B должны располагаться соответствующим образом. Чем «ближе» к препятствию точка B, тем «дальше» нужно начинать объезд. И наоборот – чем ближе к препятствию начинать объезд (точка A ближе к препятствию), тем дальше от препятствия точка B. Решая задачу определения

наилучших координат А, В, С получаем следующий результат – наименьшая длина пути робота при объезде будет обеспечена в том случае, когда отрезки траекторий объезда АВ, ВС пересекаются под углом 90 градусов. На рисунке 3.13 показан результат поиска координат точек для выполнения объезда при иных размерах робота и препятствия.

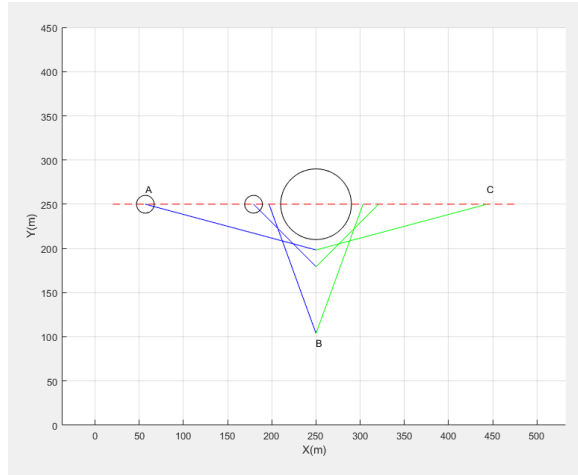


Рис. 3.13 Возможные траектории объезда при больших размерах препятствия

Независимо от размеров робота и препятствия наименьшая длина пути объезда будет при пересечении отрезков под прямым углом. Для сравнения способов осуществления объезда, решим задачу поиска промежуточных точек при объезде по дуге окружности. В этом случае очевидно, что радиус дуги, по которой должен двигаться робот определяется размером препятствия и размером робота (с учетом их зон безопасности). Тогда координата точки начала движения объезда также определится этим радиусом. На рисунке 3.11 показана координата точки A_d перехода от прямолинейного движения к движению по окружности. Сравним длину пути перемещения при объезде по дуге окружности и при движении по прямолинейным участкам. Для этого определим длину пути при прямолинейных участках перемещения (рис.3.11).

$$l_2 = l_{P_{21}} + l_{P_{22}} \quad (3.32)$$

Длина пути, при прохождении роботом того-же участка АС с движением по дуге окружности, составит

$$l_1 = l_{P_1} + 2 * l_{Aad} \quad (3.33)$$

Как показали численные эксперименты, независимо от значений размеров препятствия и робота и их соотношений, длина траектории объезда при движении по дуге окружности несколько меньше длины траектории движения по прямолинейным участкам. В процентном соотношении их отличие составляет не более 1 процента. Таким образом, при выборе варианта траектории объезда можно использовать оба решения. Локальная информационная система робота ограничена в своем

«дальнодействию». То есть она может обнаруживать подвижные и неподвижные препятствия на определенном расстоянии от робота. Информация обо всех известных до начала движения робота препятствиях доступна системе управления до планирования глобальной траектории движения робота. После нахождения глобальной траектории робот движется, планируя свои действия и движения только на основе собственной измерительной системы. В общем случае получение информации о внешнем мире может решаться различными способами. Например, бортовая система определяет препятствия и их параметры в зоне доступной для датчиков робота. Дискретность обновления этой информации может составлять от нескольких миллисекунд до нескольких секунд. Дальние препятствия рабочей зоны могут распознаваться внешней измерительной системой (при ее наличии) и сообщаться роботу с дискретностью в несколько десятков секунд. В этом случае параметры некоторых препятствий будут определены и роботом, и внешней системой, что потребует приведение такой информации к соответствующему состоянию для обеспечения непротиворечивости. Случайный характер параметров движения динамических препятствий и неполная определенность знаний о статических препятствиях приводят к необходимости выполнения роботом маневров по пути его следования. В практике прикладной мобильной робототехники использование только бортовых датчиков и информационных систем. Поэтому разработка метода планирования движения и обеспечения объездов препятствий является адекватным практике построения автономных мобильных роботов. Такой метод обеспечит движение робота без столкновений в целевую точку в условиях стохастического поведения подвижных препятствий и не полной информации о внешней среде. При планировании объезда препятствия, неожиданно обнаружившегося на пути следования робота, может иметь место дефицит времени и ограничения маневра. В этом случае режимы работы приводов могут характеризоваться значительными нагрузками, что может приводить к погрешностям движения по траектории объезда и привести к столкновению. Поэтому следует рассмотреть кинематические и динамические процессы, сопровождающие управляемое движение мобильного робота при объезде препятствий.

3.4. Динамическая модель колесных МР для задач маневрирования и планирования движений

Объезд препятствий является маневром, при котором изменяются параметры и направление движения с целью избежания столкновения с препятствием. Определяющими при этом являются кинематика робота, его конструктивные параметры и ограничения. Динамика робота определяет возможности маневрирования, при этом планировать управляющие воздействия для движения по

траектории в общем случае необходимо с учетом возможностей и ограничений его движения. Многие методы планирования траекторий движения мобильных роботов не учитывают кинематические и динамические ограничения, хотя реализация конкретной траектории может быть для данного робота невозможна [114]. Для оценок возможных ограничений при управлении роботом, выполняющим маневрирование, рассмотрим кинематическую и динамическую модели, описывающие движение колесного мобильного робота на основе мобильной платформы, представленной на рисунке 3.14.

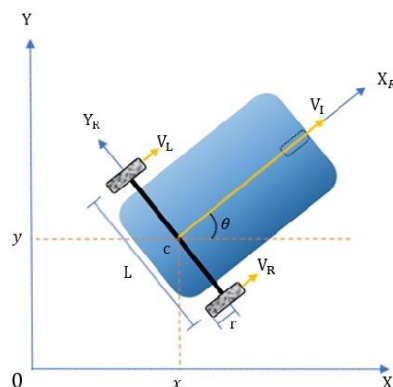


Рис. 3.14 Схема мобильного робота

Управляемыми координатами данного шасси являются линейные (положение, скорость) и угловые (ориентация и скорость вращения). Платформа приводится в движение двумя колесами, третье колесо является опорным и не используется для управления роботом. Приводные колеса имеют собственные двигатели с независимым управлением. Положение мобильного робота в глобальной системе координат $[OXY]$ и вектор положения на поверхности определяются как $q = (x \ y \ \theta)^T$, где x и y — координаты точки c , а θ — угол ориентации робота, отсчитываемый от оси X , и эти три обобщенные координаты могут описывать конфигурацию мобильного робота. Обычно предполагается, что массы и моменты инерции колес пренебрежимо малы, а центр масс мобильного робота расположен посередине оси, соединяющей задние колеса. С учетом этих предположений рассмотрим кинематику и динамику робота при маневрировании. Условия движения предполагают, что плоскость каждого колеса перпендикулярна поверхности, по которой осуществляется перемещение. Взаимодействие колеса и поверхности часто идеализируют, считая, что движение происходит без заноса или проскальзывания, а скорость движения центра масс мобильного робота ортогональна оси ведущих колес. В этом случае реализуется два ограничения. Первое предполагает качение колеса по поверхности в соответствии с его угловой скоростью вращения. Второе ограничение предполагает соблюдение допущения об

отсутствии бокового проскальзывания [115, 116]. Практический интерес представляет возможность моделировать [117] и осуществлять управление мобильным роботом с учетом характера, возможностей и ограничений, обусловленных силовыми взаимодействиями колес и поверхности, по которой движется робот. Неголономный характер такого взаимодействия многие годы представляет интерес для исследователей и в настоящее время ими предлагаются все новые решения задач динамики движения колесных роботов. Известны различные подходы и формализмы описания движения колес с учетом динамических возмущений и характера сцепления колес с поверхностью движения. Например, в работе [118] рассмотрено силовое взаимодействие колеса с поверхностью на рисунке 3.15.

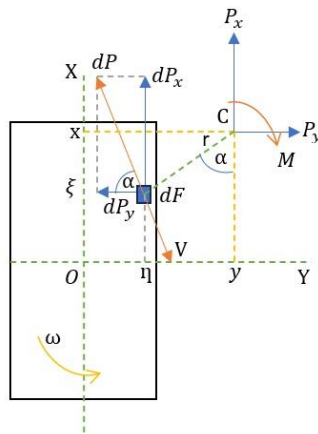


Рис. 3.15 Распределенные силы в зоне контакта

При начале скольжения в каждой точке контакта возникает элементарная сила трения, направленная в обратную сторону относительного скольжения. Проекции элементарной силы dP на выбранные оси OXY определяют интегральные значения P_x , P_y и момента M . На рисунке 3.16, показаны интегральные значения усилия P и момента M , определяющих траекторию движения колеса.

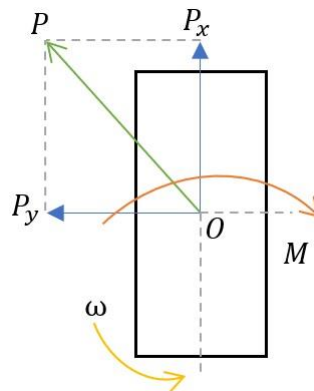


Рис. 3.16 Расчетная схема силовых взаимодействий колесо-поверхность при непрямолинейном движении

Осевая составляющая P_y и момент M обуславливают скольжение колеса в поперечном направлении и его поворот. Для каждого элементарного участка контакта справедливо [118] представление сил следующим образом:

$$P_x = \iint_{\eta\xi} q \varphi_{x\max} \frac{y-\eta}{\sqrt{(x-\xi)^2+(y-\eta)^2}} d\xi d\eta \quad (3.34)$$

$$P_y = - \iint_{\eta\xi} q \varphi_{y\max} \frac{x-\xi}{\sqrt{(x-\xi)^2+(y-\eta)^2}} d\xi d\eta \quad (3.35)$$

$$M = \iint_{\eta\xi} \frac{\varphi_{x\max}(y-\eta)^2 + \varphi_{y\max}(x-\xi)^2}{\sqrt{(x-\xi)^2+(y-\eta)^2}} d\xi d\eta \quad (3.36)$$

Где $\eta \xi$ – координаты локальных участков,

$x y$ – текущие координаты мгновенного центра скольжения,

q – нормальное давление в элементарной зоне контакта,

$\varphi_x \varphi_y$ – продольный и поперечный коэффициент трения.

Поскольку продольное и поперечное проскальзывание колеса зависят от сил трения, вариация которого при реальном движении мобильного робота может быть значительной, для шасси, имеющего более одного колеса решение задачи определения сил, действующих на каждое колесо, может не иметь единственного решения. Рассмотрим движение двухколесного робота по траектории, характерной при маневрировании. Будем считать, что с участка прямолинейного движения робот должен перейти на движение по окружности. Кинематически, задача сводится к изменению скоростей движения колес. Однако, с учетом масс и инерциальных сил реальное движение робота будет выполняться с отклонением от запланированной траектории. Управление движением робота всегда осуществляется в условиях действующих ограничений – управлений, токов, напряжений, моментов и т.п. Возможны следующие комбинации ограничений, формирующих характерные варианты траекторного движения.

Движение осуществляется «без продольного скольжения» колес, при этом вращающий момент на колесах меньше предельного момента, ограниченного продольным коэффициентом трения

$$\zeta/r < P_x \mp J_W * e \quad (3.37)$$

$$\zeta < \frac{P_x \mp J_W * e}{r} \quad (3.38)$$

где ζ – вращающий момент от привода на колесе;

r – радиус колеса;

P_x – интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси X;

J_W – момент инерции колеса;

ϵ – угловое ускорение вращательного движения колеса.

Движение осуществляется без «поперечного скольжения» - центробежное усилие от движения робота по дуге радиуса R меньше предельного усилия P_y

$$F_c < P_y \quad (3.39)$$

$$F_c = \frac{m \cdot V_l^2}{R} \quad (3.40)$$

где F_c – составляющая центробежной силы, действующей на роботе; P_y – интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси Y; m – масса робота; R – радиус движения робота; V_l – линейная скорость движения робота.

Если линейная скорость должна сохраниться и на участке кругового движения, то скорость одного колеса увеличивается, другого уменьшается и на участке изменения скоростей колес для каждого из них должно выполняться условие

$$\zeta < \frac{P_x}{r} \quad (3.41)$$

На участке кругового движения с постоянной скоростью ω должно выполняться условие

$$\frac{m \cdot \omega^2}{R} < P_y \quad (3.42)$$

В случае такого движения следует помнить, что увеличение скорости может привести к «боковому» скольжению робота и большой траекторной ошибке. Равно как и уменьшение радиуса дуги, по которой движется робот может привести к такому же результату. Управление движением при ограничениях на допустимые траекторные погрешности потребует введения ряда ограничений на линейные и угловые ускорения, моменты приводов и кривизну траектории движения робота. Если ограничения не выполняются, при выполнении маневра имеют место продольное и поперечное скольжение (юз), вращение движущегося робота относительно мгновенного центра, положение которого не определено. Планирование движений с учетом возможных скольжений для реализации в программном режиме в настоящее время не используется на практике. Причинами являются невозможность обеспечения точности такого траекторного движения в виду стохастичности процессов взаимодействия колесо – поверхность. Планировать траекторные перемещения и управлять движением робота по требуемой траектории невозможно без использования кинематической модели робота. Массо-инерциальные параметры конструкции робота и

возможности приводов должны учитываться динамической моделью. Для мобильного робота рассматриваемой конструкции с двумя управляемыми колесами уравнения кинематических связей и динамики движения могут быть получены на основе известных соотношений [119]. Основные параметры и их обозначение, используемые в математических моделях движения мобильного робота приведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1

Обозначение	Параметр, описание
r	Радиус колеса (м).
L	Расстояние между ведущими колесами по Y-робота (м).
V_w	Скорость углового перемещения робота (рад/сек).
V_I	Линейная скорость робота вдоль X-робота (м/сек).
V_L	Линейная скорость левого колеса (м/сек).
V_R	Линейная скорость правого колеса (м/сек).
C	Центр оси задних колес.
OXY	Глобальная система координат рабочей зоны робота.
x, y	Координаты мобильного робота в глобальной системе координат.
$(xy\theta)^T$	Вектор собственных координат робота (текущее положение и ориентация).
R	Мгновенный радиус кривизны траектории робота (от ICR до средней точки с между ведущими колесами).

В каждый момент времени робот может двигаться либо по прямой, либо по криволинейной траектории на рисунке 3.17, относительно мгновенного центра вращения (ICR) [120, 121]. При этом

$$V_w(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3.43)$$

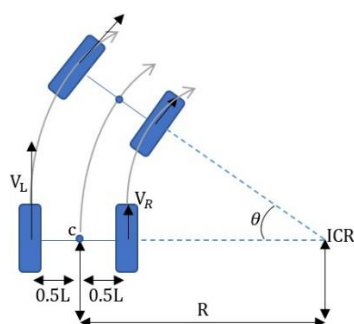


Рис. 3.17 Движение по криволинейной траектории относительно мгновенного центра вращения

На основе расчетной схемы (рис. 3.17) запишем

$$V_I(t) = V_w(t)R(t) \quad (3.44)$$

$$V_L(t) = (R(t) + \frac{L}{2})V_w(t) \quad (3.45)$$

$$V_R(t) = (R(t) - \frac{L}{2})V_w(t) \quad (3.46)$$

При известных скоростях каждого колеса, мгновенный радиус кривизны может быть найден решением уравнений 3.45 и 3.46

$$R(t) = \frac{L(V_L(t) + V_R(t))}{2(V_L(t) - V_R(t))} \quad (3.47)$$

Мгновенная угловая скорость определится как

$$V_w(t) = \frac{V_L(t) - V_R(t)}{L} \quad (3.48)$$

а линейная скорость мобильного робота описывается уравнением

$$V_I(t) = \frac{V_L(t) + V_R(t)}{2} \quad (3.49)$$

Изменения скоростей колес будут приводить к изменению мгновенного центра вращения, что дает возможность двигаться роботу по необходимой траектории. Движение мобильного робота с дифференциальным приводом очень чувствителен к изменению скоростей колес. Небольшие различия между их значениями могут вызывать существенные изменения направления движения. Уравнения кинематики в глобальной системе координат можно записать следующим образом [121, 122, 123]

$$\dot{x} = V_I(t) \cos \theta(t) \quad (3.50)$$

$$\dot{y} = V_I(t) \sin \theta(t) \quad (3.51)$$

$$\dot{\theta} = V_w(t) \quad (3.52)$$

Интегрируя уравнения 3.50, 3.51 и 3.52 получим вектор координат робота

$$x(t) = \int_0^t V_I(\tau) \cos \theta(\tau) d\tau + x_o \quad (3.53)$$

$$y(t) = \int_0^t V_I(\tau) \sin \theta(\tau) d\tau + y_o \quad (3.54)$$

$$\theta(t) = \int_0^t V_w(\tau) d\tau + \theta_o \quad (3.55)$$

Где (x_o, y_o, θ_o) — начальные значения координат. Для робота с дифференциальным приводом (рис. 3.17) на основе уравнений 3.53-3.55 можно записать

$$x(t) = 0,5 \int_0^t [V_R(\tau) + V_L(\tau)] \cos \theta(\tau) d\tau + x_o \quad (3.56)$$

$$y(t) = 0,5 \int_0^t [V_R(\tau) + V_L(\tau)] \sin \theta(\tau) d\tau + y_o \quad (3.57)$$

$$\theta(t) = \frac{1}{L} \int_0^t [V_L(\tau) - V_R(\tau)] d\tau + \theta_o \quad (3.58)$$

Для практического применения кинематических уравнений движения робота перепишем их с учетом интервала дискретизации Δt следующим образом

$$x(k) = 0,5 \sum_{i=1}^k [V_R(i) + V_L(i)] \cos \theta(i) \Delta t + x_o \quad (3.59)$$

$$y(k) = 0,5 \sum_{i=1}^k [V_R(i) + V_L(i)] \sin \theta(i) \Delta t + y_o \quad (3.60)$$

$$\theta(k) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^k [V_L(i) - V_R(i)] \Delta t + \theta_o \quad (3.61)$$

где $x(k)$, $y(k)$, $\theta(k)$ — компоненты вектора положения робота на k шаге движения, а Δt — период дискретизации. Реализация этих уравнений в системе управления роботом обычно осуществляется следующим образом

$$x(k) = 0,5 [V_R(k) + V_L(k)] \cos \theta(k) \Delta t + x(k-1) \quad (3.62)$$

$$y(k) = 0,5 [V_R(k) + V_L(k)] \sin \theta(k) \Delta t + y(k-1) \quad (3.63)$$

$$\theta(k) = \frac{1}{L} [V_L(k) - V_R(k)] \Delta t + \theta(k-1) \quad (3.64)$$

Эти же уравнения можно использовать для моделирования перемещений мобильного робота. Уравнения кинематики 3.50, 3.51 и 3.52 можно представить следующим образом [124, 125, 126]:

$$\dot{q} = S(q)V \quad (3.65)$$

Где $q(t)$ и $\dot{q}(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ определяются как:

$$q = (x, y, \theta)^T, \dot{q} = (\dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta})^T \quad (3.66)$$

а вектор скорости $V(t) \in \mathbb{R}^2$, Определяется как:

$$V = [V_I \quad V_w]^T \quad (3.67)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta(t) & 0 \\ \sin \theta(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_I(t) \\ V_w(t) \end{bmatrix} \quad (3.68)$$

Мобильный робот может перемещаться и достигнуть любой точки в рабочем пространстве, если колеса мобильного робота управляются должным образом и имеют идеальное качество без проскальзывания [117]. Естественными ограничениями движения обычного колеса являются невозможность его движения вбок, а скорость точки С мобильного робота должна быть направлена в направлении оси симметрии (ось x), что учтено неголономным ограничением [119, 124, 125, 126] и показано в уравнении 3.69:

$$-\dot{x}(t)\sin\theta(t) + \dot{y}(t)\cos\theta(t) = 0 \quad (3.69)$$

Таким образом, ограничение в уравнении 3.69 для мобильного робота может быть выражено в виде матрицы:

$$A^T(q)\dot{q} = 0 \quad (3.70)$$

Где

$$A^T(q) = [-\sin\theta(t) \quad \cos\theta(t) \quad 0] \quad (3.71)$$

Преобразуя к более удобному виду, с учетом конструктивных параметров платформы получим уравнения, описывающие изменения координат робота в зависимости от скоростей колес.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,5 \cos\theta(t) & 0,5 \cos\theta(t) \\ 0,5 \sin\theta(t) & 0,5 \sin\theta(t) \\ \frac{1}{L} & -\frac{1}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_L \\ V_R \end{bmatrix} \quad (3.72)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,5 \cos\theta(t) \\ 0,5 \sin\theta(t) \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} V_L(t) + \begin{bmatrix} 0,5 \cos\theta(t) \\ 0,5 \sin\theta(t) \\ -\frac{1}{L} \end{bmatrix} V_R(t) \quad (3.73)$$

Для реализации управления движением мобильного робота по траектории, рассмотрим «идеальное планируемое» и «реальное текущее» расположение робота в некоторый момент времени. Ошибки положения и ориентации робота могут быть выражены вектором $q_e = [x_e \ y_e \ \theta_e]^T$. На рисунке 3.18 требуемая в данный момент времени позиция обозначена вектором координат $q_r = [x_r, y_r, \theta_r]^T$, а текущая позиция робота – вектором q .

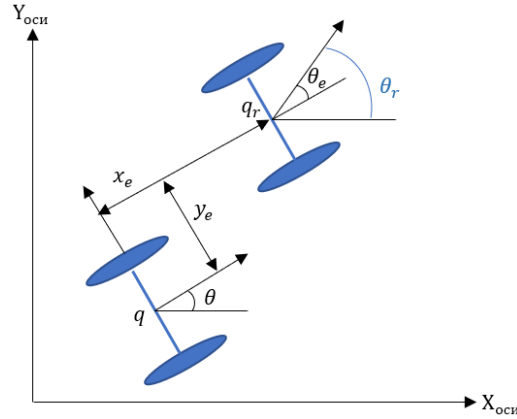


Рис. 3.18 Ошибка расположения мобильного робота

Будем считать, что текущее положение обусловлено действующими значениями линейных и угловых скоростей. Тогда входной вектор управлений $u_r = [V_{Ir}, W_r]^T$ может быть найден при условии, что $\lim_{t \rightarrow \infty} (q_r - q) = 0$, при любом начальном положении робота $q(0)$.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r(t) & 0 \\ \sin \theta_r(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{Ir}(t) \\ V_{wr}(t) \end{bmatrix} \quad (3.74)$$

В локальной системе координат мобильного робота ошибка расположения $q_e = [x_e \ y_e \ \theta_e]^T$ может быть представлена как $q_e = R_o(q_r - q)$:

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x \\ y_r - y \\ \theta_r - \theta \end{bmatrix} \quad (3.75)$$

Где R_o – матрица преобразования. Если взять производную по времени из уравнения 3.75, с учетом 3.68 и 3.74, ошибка расположения робота запишется следующим образом

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_w y_e - V_I + V_{Ir} \cos \theta_e \\ -V_w x_e + V_{Ir} \sin \theta_e \\ V_{wr} - V_w \end{bmatrix} \quad (3.76)$$

И после преобразований уравнение (3.76) примет следующий вид

$$u_e = \begin{bmatrix} u1_e \\ u2_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -V_I + V_{Ir} \cos \theta_e \\ V_{wr} - V_w \end{bmatrix} \quad (3.77)$$

Где u_e – массив ввода ошибок

Тогда уравнения изменения ошибки положения с учетом 3.76, 3.77 запишется

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & V_w & 0 \\ -V_w & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ V_{lr} \sin \theta_e \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u1_e \\ u2_e \end{bmatrix} \quad (3.78)$$

Путем линеаризации модели ошибки конфигурации робота 3.78 относительно точки равновесия получается следующее:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & V_w & 0 \\ -V_w & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u1_e \\ u2_e \end{bmatrix} \quad (3.79)$$

Под точкой равновесия понимается текущее положение робота при его движении по криволинейной траектории в предположении, что угол поворота за малый промежуток времени близок к нулю. Взаимосвязь динамической и кинематической моделей дифференциального колесного мобильного робота представлена схемой, изображенной на рисунке 3.19.

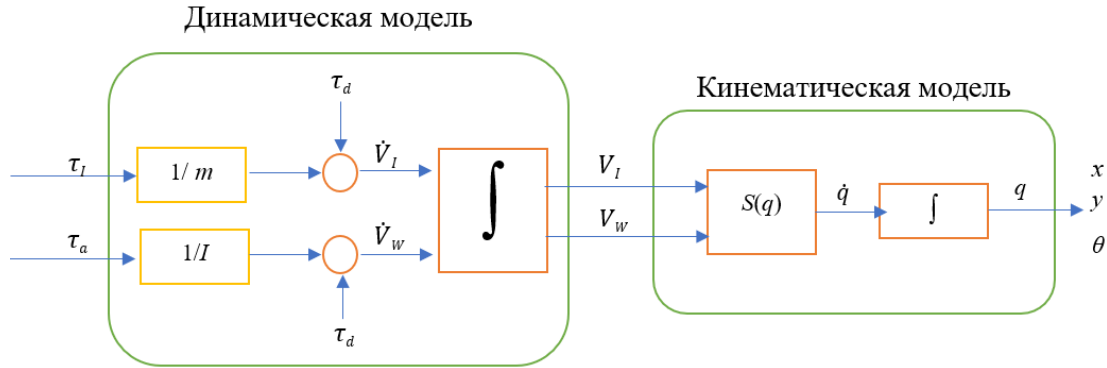


Рис. 3.19 Схема динамической и кинематической моделей мобильного робота.

Силы и моменты, действующие в системе мобильный робот – поверхность движения – внешняя среда определяют ускорения поступательного и вращательного движения мобильного робота, что в свою очередь определяет значения скоростей и перемещений. Для обеспечения безопасности, кинематику и динамику мобильного робота необходимо учитывать при планировании движений, во время объездов препятствий или движений рядом с препятствиями. На малых скоростях (при малых ускорениях) основной вклад в траекторную погрешность вносит неголономность взаимодействия колесо-поверхность, а также погрешности идентификации параметров робота, необходимых для управления. При больших значениях скоростей и ускорений, при маневрировании динамические характеристики робота могут стать доминирующими в суммарной погрешности. Движение робота к целевой точке может рассматриваться как

совокупность траекторий движения по планирующимся траекториям и движение по траекториям, реализуемым в реальном масштабе времени в процессе объезда препятствий. В практике реального управления мобильными роботами задача планирования поведения робота в случае обнаружения препятствий является одной из главных. Для ее решения необходимо найти возможные варианты объезда препятствия. Управление роботом в процессе объезда должно осуществляться с учетом расположений и размеров объектов (препятствий) и робота.

3.5. Синтез управления движением при объезде статических и динамических препятствий

Для разработки эффективных автономных мобильных роботов необходимы эффективные методы управления движением мобильного робота (МР) при обнаружении подвижных препятствий. Чаще всего параметры движения препятствий заранее не известны, и могут со временем изменяться. Рассмотрим задачу объезда обнаружившегося препятствия как связанную с задачей достижения целевой точки. В работе [127] исследована задача синтеза траекторного управления движением мобильного робота в нестационарном внешнем окружении. В рабочем пространстве робота предполагается наличие подвижных объектов. Задача синтеза траектории движения робота решается с использованием методов дифференциальной геометрии и методов стабилизации инвариантных многообразий в пространстве выходов объекта управления. Для формирования управлений рассматривается относительная динамика объекта управления и внешнего подвижного объекта, применяются методы дифференциально-геометрического преобразования исходной модели к задачно-ориентированной системе координат. После преобразования авторы формулируют задачу траекторного управления в терминах координатных отклонений и углового отклонения, для реализации которого строятся пропорционально-дифференциальные алгоритмы управления. Основные результаты представлены задачно-ориентированной моделью пространственного движения и соответствующими нелинейными алгоритмами управления. Для иллюстрации работоспособности описанного метода приведен пример моделирования движения твердого тела вдоль прямолинейной траектории при наличии в рабочем пространстве внешнего подвижного объекта, движущегося по траектории, пересекающей желаемую траекторию движения объекта управления. Параметры движения объекта считаются определенными, что в реальных ситуациях редко достижимо. Как таковой ситуации «объезд» в статье не рассматривается. Решается задача движения робота «в целевую точку» в том числе на этапе «сближения с препятствием».

В статье [128] предложен способ управления мобильным объектом при обнаружении препятствий. Движение МР осуществляется к целевой точке, а информацию о наличии препятствия

и расстоянии до него предоставляет сенсорная система. Суть метода – на участках «свободных» от препятствий реализуется вычисление управлений на основе математической модели робота, при этом система является устойчивой (по Ляпунову), и траектория движения робота асимптотически стремится к прямой, направленной на целевую точку. Если обнаруживается препятствие, некоторые параметры в математической модели изменяются, что переводит систему в неустойчивое состояние. При этом формируются управления приводами колес, при которых МР отклоняется от предыдущего направления движения. Движение в сторону от препятствия через некоторое время выведет МР в «свободную» зону, где он выполнит доворот в сторону целевой точки и продолжит двигаться к ней в «устойчивом» режиме системы управления. Основные преимущества такого решения обусловлены простотой его реализации в системе управления мобильного робота и в том, что при осуществлении обхода препятствий в априори неформализованной среде не требуется построение траекторий движения препятствий, что в ряде случаев, не всегда представляется возможным из-за недостатка времени. Однако, направление движения МР для объезда препятствия формируется без учета типа препятствия, его размеров и параметров движения. Также не учитывается расположение других препятствий, которые могут препятствовать движению МР к целевой точке, в том числе при выполнении объезда. Системы управления современными мобильными роботами содержат сенсорно-информационную систему, возможности которой могут быть различны. От простого обнаружения препятствия до распознавания типа объектов, определения скорости и направления их движения на текущем интервале оценивания. В определенной мере методы, реализующие локализацию и картографирование (SLAM) [129, 130] позволяют решить задачу локализации «препятствий». В указанной статье описано решение задачи навигации на основе данных лидара. Используемые алгоритмы обеспечивают выделение препятствий и локализацию границ замкнутых и разомкнутых объемов. При сборе данных робот движется с избеганием столкновений, алгоритм объезда не учитывает расположение препятствий и не предполагает наличие подвижных препятствий. Использование лидаров для обнаружения движущихся препятствий и определения параметров их движения эффективно на небольших расстояниях и существенно зависит от характеристик лидара и алгоритмов обработки. К недостаткам данной группы методов относится отсутствие механизмов прогнозирования и оценки ситуации. В зависимости от доступной на борту робота информации, по-разному могут решаться задачи избегания столкновений робота с препятствиями и управления его движениями при объезде препятствий.

Обеспечение надежного функционирования автономных роботов требует надежных методов для принятия решений и управления перемещениями робота в ситуациях, требующих объезда

препятствий. Известные алгоритмы осуществляют объезд препятствий без учета возможного изменения обстановки в ближней зоне мобильного робота. Поэтому необходима разработка методов принятия решений и управления объездом препятствий, обеспечивающих адекватное поведение мобильного робота при его движении в условиях статических и динамических препятствий. Анализ публикаций показывает, что задачи движения робота в среде с препятствиями актуальны и решаются разными исследователями в зависимости от условий, в которых работает робот. В статье [131, 132] предлагается использование нечеткой логики для решения задач планирования перемещений и объезда препятствий. Авторами представлен алгоритм обхода препятствий мобильным роботом на базе нечеткой логики. Правила нечеткой продукции составлены для управления колесами мобильного робота с целью объезда препятствия с использованием лингвистических переменных «Расстояние до препятствия», «Расположение препятствия относительно курса робота». Основным достоинством является простота реализации и небольшие вычислительные затраты. Основными недостатками – не эффективность при наличии группы препятствий в зоне движения робота, неработоспособность в среде с подвижными препятствиями. В статье [133-139] предложено и рассматривается метод навигации мобильного робота, предотвращающий столкновения с препятствиями. Решения основаны на монокулярной камере и использует нейронную сеть глубокого обучения для определения подходящего направления движения. В статье рассмотрены различные методы обучения сверточной нейронной сети, определяющей необходимое направление безопасного движения робота. Для того, чтобы нейронная сеть эффективно осуществляла распознавание ситуации и формировала направление объезда, требуется большая работа эксперта по разметке исходных данных для обучения. Также полученное решение не будет эффективным при наличии подвижных препятствий и изменении направления их движения.

Объезд является вынужденным движением робота для предотвращения столкновения с препятствием с последующим выходом на ранее покинутую траекторию движения или с последующим поиском новой траектории движения к целевой точке. Для объезда должны формироваться управления приводами при обнаружении препятствия, что происходит за некоторый момент времени до вероятного столкновения. Известны применения «полевых» алгоритмов поиска новой траектории, перевод «системы управления» робота в неустойчивый режим и формирование аттракторов, приводящих к изменениям управлений и траекторий движения. В некоторых случаях задача объезда препятствия решается как геометрическая, с определением траектории объезда. Но задача объезда никогда не рассматривалась в вероятностной постановке, с учетом прогноза изменения ситуации на некотором интервале времени. Рассмотрим, каким образом необходимо

принимать решения о действиях для объезда препятствий в случае стохастического характера их движения, с учетом рядом расположенных препятствий и направления движения робота к целевой точке [99]. Положение целевой точки, как и статических препятствий, будем считать неизменными, а параметры подвижных препятствий определены их координатами X_{doi} , Y_{doi} и параметрами движения V_{doi} , M_{doi} , D_{doi} , ς_{doi} . Где V_{doi} – текущая оценка скорости движения каждого препятствия, M_{doi} , D_{doi} , ς_{doi} – математическое ожидание, дисперсия и среднее квадратическое отклонение направления движения каждого подвижного препятствия. Поведение робота предполагает определение направления к целевой точке и выбор направления движения робота на очередной интервал времени с учетом расположения имеющихся в ближней зоне препятствий. При этом большинство широко используемых алгоритмов [140, 141] «реагируют» на такие параметры, как «расстояние до препятствия», «расположение препятствия относительно робота» иногда «размер препятствия». Однако, в этих алгоритмах не учитывается, каким образом, по какой траектории препятствие перемещалось в точку, где оно сейчас находится, а также по какой траектории это препятствие будет двигаться в ближайшее время. Поиск направления и параметров движения мобильного робота без учета вероятных параметров движения подвижных препятствий [108, 109, 142, 143] не может обеспечить безопасность его перемещения. Сформулируем основные соображения, определяющие создание метода планирования действий и управление движением мобильного робота в недетерминированных условиях при объезде препятствий. Движение робота по траектории происходит в условиях неполной определенности, при наличии статических и динамических препятствий. Полная задача «перемещения в целевую точку» может рассматриваться как суперпозиция нескольких задач, выполняемых в общем случае многократно. К этим задачам относятся поиск глобальной траектории и движение по ней, оценка возможности столкновения и планирование движений объезда препятствия мобильным роботом на основе имеющейся информации о препятствиях ближней зоны, выполнение объезда. Известные методы планирования траектории движения вблизи препятствий эффективны для определённых условий и ситуаций и неприменимы для других.

Будем считать, что система управления робота имеет некоторую априорную информацию о препятствиях в зоне, где осуществляется его движение. Это информация о расположении препятствий, их размере, вероятном направлении и скорости движения. Получение такой информации возможно, например, при использовании систем технического зрения, локационных систем или лидаров. В любом случае, расположение, ориентация, размеры и параметры движения объектов (препятствий) определяются с некоторыми погрешностями, и при оценке скорости и

направления движения препятствий могут быть представлены как параметры случайных процессов с нормальным законом распределения. Будем считать, что мобильный робот движется по запланированной траектории при наличии неподвижных и подвижных препятствий. За время, прошедшее от начала движения, ситуация с расположением и параметрами движения препятствий изменилась и движение по запланированной траектории может привести к столкновению. На тактическом уровне принятия решений робота необходимо оценить возможность столкновения с препятствиями и принимать решения об изменении траектории движения с целью его предотвращения. Обозначим задачи, решение которых должно быть осуществлено. **Первая** – получение оперативной информации о расположении препятствий, их размерах и параметрах движения – направление, скорость. **Вторая** задача – на основе текущей информации и ранее полученной, выполнить анализ движения подвижных препятствий с целью уточнения параметров закона распределения случайных величин – скорости и направления движения. **Третья** задача – выполнить прогнозную оценку на некотором интервале времени и определить возможность столкновения мобильного робота с неподвижными и подвижными препятствиями. **Четвертая** задача – при возможности столкновения выполнить поиск решений по изменению направления и параметров движения мобильного робота для предотвращения столкновения. **Пятая** выполнить объезд. **Шестая** - вернуться на траекторию. При этом в качестве критериев качества принятия решения могут использоваться различные оценки, зависящие от статических или динамических свойств мобильного робота.

3.6. Разработка нейросетевого решения для осуществления объезда препятствий в динамической среде

Движение робота к целевой точке осуществляется по траектории, сформированной ранее и содержащей набор промежуточных точек, определяющих его перемещение к целевой точке. На участках движения между промежуточными точками могут возникнуть ситуации, когда возможно столкновение робота с препятствием. Таким препятствием может быть ранее (до планирования траектории движения) неизвестное препятствие, либо подвижное препятствие, изменившее свое положение. Количество препятствий может быть большим, что определяет большую вероятность столкновения робота при его движении по запланированной траектории. Рассматриваемые в данной диссертации варианты траекторного движения мобильного робота к целевой точке предполагают изменчивость внешней среды в плане расположения и параметров препятствий. Также принимается во внимание, что данные, получаемые роботом с помощью своих датчиков, могут рассматриваться

как случайные, с некоторыми параметрами распределения [136, 138]. Создание нейронной сети, реализующей классические методы обучения, потребует обучающей выборки, в которой для любого набора пространственного расположений препятствий и параметров их движения в ближней зоне робота должен быть сопоставлен вектор выходных значений, формируемых нейросетью. Эти выходные значения должны определять параметры движения робота при объезде препятствия или координату точки объезда, перемещение в которую позволит избежать столкновения. Поскольку количество возможных вариантов положения, размеров, параметров движения препятствий, расположения робота и целевой точки может быть неопределимым, создавать решение для объезда препятствий на основе таких нейронных сетей не целесообразно [136].

Из многообразия нейросетевых решений, представляют интерес те, которые реализуют алгоритмы обучения с подкреплением. В этом случае имеется возможность создать нейросетевую подсистему, для которой будет возможен режим самообучения. К таким нейросетевым методам относятся решения на основе алгоритмов обучения с подкреплением. Так в статье [144, 145] предлагается применение нейронных сетей, использующих обучение с подкреплением (DRL), Q-сети (Double DQN), дуэльные Q-сети (Dueling DQN) для того, чтобы мобильные роботы могли избегать препятствий и достигать целевую точку при движении в неопределенной среде. В качестве исходной информации нейронные сети используют данные с лидара и датчика одометрии. Для формирования данных, необходимых для обучения, используется модель, реализующая искусственную потенциальную функцию. В зависимости от расстояния до ближайшего препятствия вычисляются функции вознаграждения и дисконтирования для различных траекторий движения. При этом препятствия являются статическими. В рассмотренных вариантах реализуется нейронная сеть обучается и может рекомендовать лишь пять возможных действий для избежания столкновения [144]. В связи с тем [145], что пространство состояний, как и пространство действий являются непрерывными, не все методы обучения с подкреплением могут использоваться. Для создания нейронной сети, обеспечивающей объезд препятствий, используем решение, известное как Soft Actor-Critic (SAC). Это алгоритм обучения с подкреплением (reinforcement learning - RL), который объединяет в себе методику актор-критик и методы, стохастического изменения стратегии. Основной целью SAC является максимизация ожидаемой награды с учетом максимальной энтропии политики принятия решений, что позволяет находить оптимальные (квазиоптимальные) решения в стохастических условиях. Целью применения RL является определение траектории параметров движения для объезда препятствия, с которым возможно столкновение. При этом должно учитываться расположение статических и динамических препятствий в ближней зоне робота. В

данном случае нейронная сеть не является элементом системы управления, вычисляющей скорости вращения колес робота – она предназначена для обеспечения безопасного объезда препятствий, появляющихся на пути движения робота. Зона, которая контролируется с помощью датчиков робота, обычно не является большой, поэтому для планирования объезда будет доступна информация о препятствиях в ближней зоне робота. На практике, для многих областей применения мобильных роботов, могут быть априори определены все или некоторые препятствия. В этом случае, использование этой информации позволит более качественно планировать движение мобильного робота [138].

Таким образом, задачей нейронной сети является на основании информации о препятствиях, получаемой с помощью сенсорной системы робота, определить параметры движения мобильного робота для объезда препятствия, с которым возможно столкновение. Такое функциональное назначение нейронной сети обеспечивает ее «аппаратную независимость» от конкретной кинематики и конструкции робота и не дублировать решение задач управления приводами колес с бортовой системой управления. Основываясь на принятом общем алгоритме функционирования мобильного робота выделим моменты, события, определяющие разрабатываемые решения. Это - осуществление прогноза изменения ситуации в зоне робота на заданном интервале времени, в результате которого определяется возможность столкновения с препятствиями ближней зоны, определение возможной зоны, где произойдет столкновение и интервал времени, через которое произойдет столкновение. В случае обнаружения возможного столкновения, осуществляется обращение к нейронной сети, которая определяет направление движения робота, скорость его движения и длительность движения с этими параметрами в точку объезда [138, 139, 141]. После достижения точки объезда движение робота осуществляется в ту промежуточную точку, куда он двигался перед объездом, либо в следующую. Поскольку применение нейронных сетей, для обучения которых необходима «обучающая выборка с правильными решенными» невозможно, рассмотрим класс нейросетевых решений, не требующих заранее известных правильных решений. В настоящее время создаются новые варианты применения нейронных сетей и их разновидностей. Например, в статье [146] рассмотрены решения по объезду препятствий мобильным роботом с использованием нечеткой логики или искусственных нейронных сетей. Входной информацией в первом случае являются данные о «глубине» пространства в передней полуплоскости робота, получаемые от датчика Kinect. После первоначальной обработки этой информации, с помощью нечеткой системы определяется направление движения мобильного робота, обеспечивающее объезд препятствия расположенного по курсу движения робота. Во втором случае, исходная информация о

расположении препятствий извлекается из сигналов нескольких ультразвуковых датчиков с помощью нейронной сети. На выходе нейронной сети формируются такие сигналы управления приводами робота, которые позволяют ему избегать столкновений с препятствиями. В статье [147] предлагается применение нейронной сети, реализующей обучение с подкреплением для решения задач объезда препятствий в недетерминированной среде. Входной информацией являются данные лидара, которые обрабатываются нейронной сетью. Этой же сетью реализуется формирование действий (action), которое определяет изменение параметров движения робота. Эти действия могут «улучшить» или «ухудшить» положение робота, что анализируется другой нейронной сетью (critic) для последующего обучения. Как отмечают авторы, полученное ими решение обладает некоторыми недостатками – возможно «зависание» робота в некоторых ситуациях расположения препятствий и невозможность задачу объезда решать, как оптимальную. Следует отметить в качестве недостатков предлагаемого решений то, что алгоритмом не учитываются направления движения препятствий, не выполняется локализация отдельных препятствий в зоне робота, не выполняется прогноз изменения ситуации. Данные лидара – пространственные координаты измеренных точек на поверхностях объектов, расположенных в зоне робота, используются нейронной сетью для поиска в их «облаке», с учетом расположения целевой точки, «безопасного пространства» в которое робот будет перемещаться для предотвращения столкновения. В целом, учитывая исследования о применении нейронных сетей для обеспечения движения без столкновений в сложной среде, можно сделать заключения о характерных особенностях их применения:

- имеется достаточно большой процент неверно принятых решений. Это может приводить к выходу из строя оборудования и реальным аварийным ситуациям;
- применение нейронных сетей в настоящее время в составе мобильных роботов может быть выполнено при невысокой «стоимости» таких программно-аппаратных решений;
- нейронные сети для управления движением робота в процессе объезда препятствия не обеспечивают решения задач оптимального перемещения робота из одной точки в другую, в том числе из-за погрешностей входной информации;
- в большинстве случаев перемещение робота при объезде препятствия происходит в направлении, не зависящем от положения целевой точки.

Решение, разрабатываемое в диссертации, учитывает расположение не только «опасного» препятствия (статического или динамического) но и других препятствий в ближней зоне (статических, динамических, вектора их движения) в данный момент времени, а также ищет

решение, удовлетворяющее требованиям безопасности (отсутствие столкновений) как на участке объезда препятствия, так и на участке возврата на заданную ранее траекторию. Использование обучения с подкреплением по сравнению с множеством других разделов машинного обучения позволяет решать задачи, которые другими методами не могут быть решены. В реальном мире «естественный» интеллект обучается именно в процессе взаимодействия с окружающей средой, а не на заранее полученных данных. Так и методы обучения с подкреплением позволяют создавать «искусственный интеллект», способный самостоятельно обучаться в изменяющейся и слабо формализованной среде. В настоящее время сфера практического применения методов RL не велика, но она постоянно увеличивается. Это связано в первую очередь с большим объемом данных, необходимых для обучения агента. Чаще всего агент обучается в виртуальной среде симулятора, а затем обучившаяся нейронная сеть переносится на целевую платформу. При этом имеется проблема, обусловленная имеющимися различиями между процессами и наблюдениями в среде симуляции и в реальной обстановке. Это приводит к снижению качества работы нейронной сети. Методы обучения нейронной сети, реализующей подход обучения с подкреплением непосредственно в «физическом мире», требуют очень большого времени и имеют другую проблему: «пробные действия» нейронной сети могут вывести реальную систему, в которой работает нейросеть из строя. Кроме того, рассматривая комплекс связанных задач, часть из которых планируется решать с помощью нейросети, можно выделить часть задач, которые могут быть эффективно решены классическими методами. Не всегда при решении комплекса задач возможно их разделение для решения классическими методами и нейросетевыми [144, 145].

Практически реализуется то, что робот в процессе движения по ранее определённой «глобальной» траектории, выполняет определение своего положения в глобальной системе координат, а также «пересчет» координат и параметров препятствий, определенных датчиками робота в глобальную систему координат. Возникающие расхождения (в положении и параметрах препятствий) обрабатываются на основе следующей парадигмы – приоритет имеют параметры препятствий, вычисленные на основе собственной сенсорной системы. Для тех препятствий, информация о которых была известна ранее, положения вычисляются, основываясь на текущем положении и ориентации робота и априорной информации. Таким образом, на момент «принятия решения» об объезде препятствия, обнаруженного сенсорной системой робота, исходной информацией является следующая. Положения и параметры препятствий, обнаруженных роботом в своей ближней зоне с помощью датчиков (в системе координат робота), положения и параметры препятствий, информация о которых была известна ранее (приведенная к системе координат

робота), положение и параметры области, в которой возможно столкновение (в СК робота) с конкретным препятствием, координаты промежуточной (или целевой) точки, куда движется робот. В рамках данной работы предложен подход, комбинирующий прогнозирование движения препятствий со случайными параметрами, алгоритмы оценки параметров статических и динамических препятствий и нейронную сеть, реализующую обучение с подкреплением для предотвращения столкновений и объезда препятствий. В данной работе нейронная сеть, реализующая обучение с подкреплением, использует информацию о препятствиях, как известную роботу заранее, так и получаемую с помощью собственных датчиков. Наиболее подходящим вариантом для решения задач объезда препятствия и предотвращения столкновений является методология, использующая алгоритмы обучения с подкреплением SAC (soft actor/critic). Это предполагает создание нейронной сети (actor) для определения ею тех действий, которые должен выполнить мобильный робот, а также другой нейронной сети (critic), для выполнения ею функций оценивания результатов, полученных из-за «действий» робота. Использование нейронных сетей actor/critic возможно в тех случаях, когда должны быть обеспечены, как и в данном случае, требования к непрерывности входных и выходных данных. Типовая схема взаимодействия этих сетей приведена на рисунке 3.20

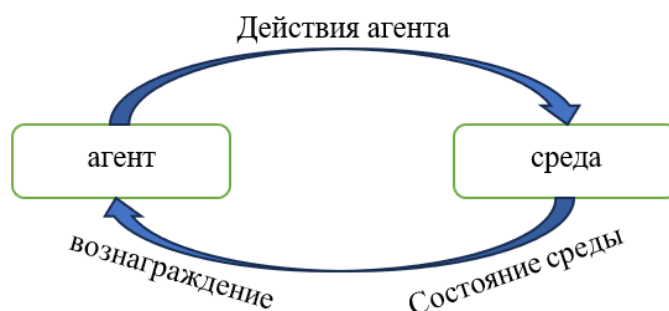


Рисунок 3.20 – Процесс взаимодействия агента со средой

Указанное на рисунке вознаграждение является количественной мерой оценки качества исполнения роботом принятых нейронной сетью решений о действиях для обеспечения объезда. Действиями в данном случае могут быть изменение скорости робота, изменение направления движения робота и их варианты. Известно большое количество вариантов алгоритмов с подкреплением, отличающихся наличием/отсутствием критика, наличием/отсутствием в явном виде политики принятия решений, различным количеством нейронных сетей, выполняющих функции actor/critic, различными алгоритмами обучения.

Сформируем задачи, решение которых будет осуществляться с использованием нейросети:

- Определение нового (временного) направления движения робота, позволяющего избежать столкновения и объехать препятствие;
- Определение скорости движения робота на участке объезда препятствия;
- Определение длительности движения робота в точку объезда.

Эти параметры однозначно определяют координаты некоторой точки (точки объезда), в которой робот окажется в результате движения в заданном направлении с заданной скоростью заданное время. Рассматривая задачу объезда препятствия с точки зрения оптимального решения, можно утверждать, что в среде с подвижными препятствиями, при большом их количестве фактор времени определяет изменения в положении и параметрах движения препятствий. Принимать решение об объезде и определять параметры движения робота при объезде желательно с учетом возможных перемещений препятствий и изменений в окружающей среде. Для того, чтобы нейронная сеть научилась принимать правильные решения, необходимо учитывать движение динамических препятствий и положение точки, куда двигался робот. Кроме положения этой точки необходимо учитывать расположение целевой (конечной) точки, что позволит в каждом конкретном случае наилучшим образом определять точку объезда. Нейронная сеть (агент) [144, 145], реализующая функции actor, при вероятности столкновения, на выходе предоставляет решения о скорости, направлении движения и времени движения робота в точку объезда. Агент обладает возможностями обучения и при каждом событии имеет возможность «изучать внешнюю среду», выбирая возможное действие для робота, а затем, через механизмы критика наблюдает, как это действие изменило внешнюю среду и к какому результату привело. Произшедшие изменения в системе определяют величину награды, которую получает агент. Такое взаимодействие делает возможным обучение агента принимать правильные решения в условиях, когда другие методы решения не могут быть эффективны. Алгоритм применения нейронной сети показан на рисунке 3.21.

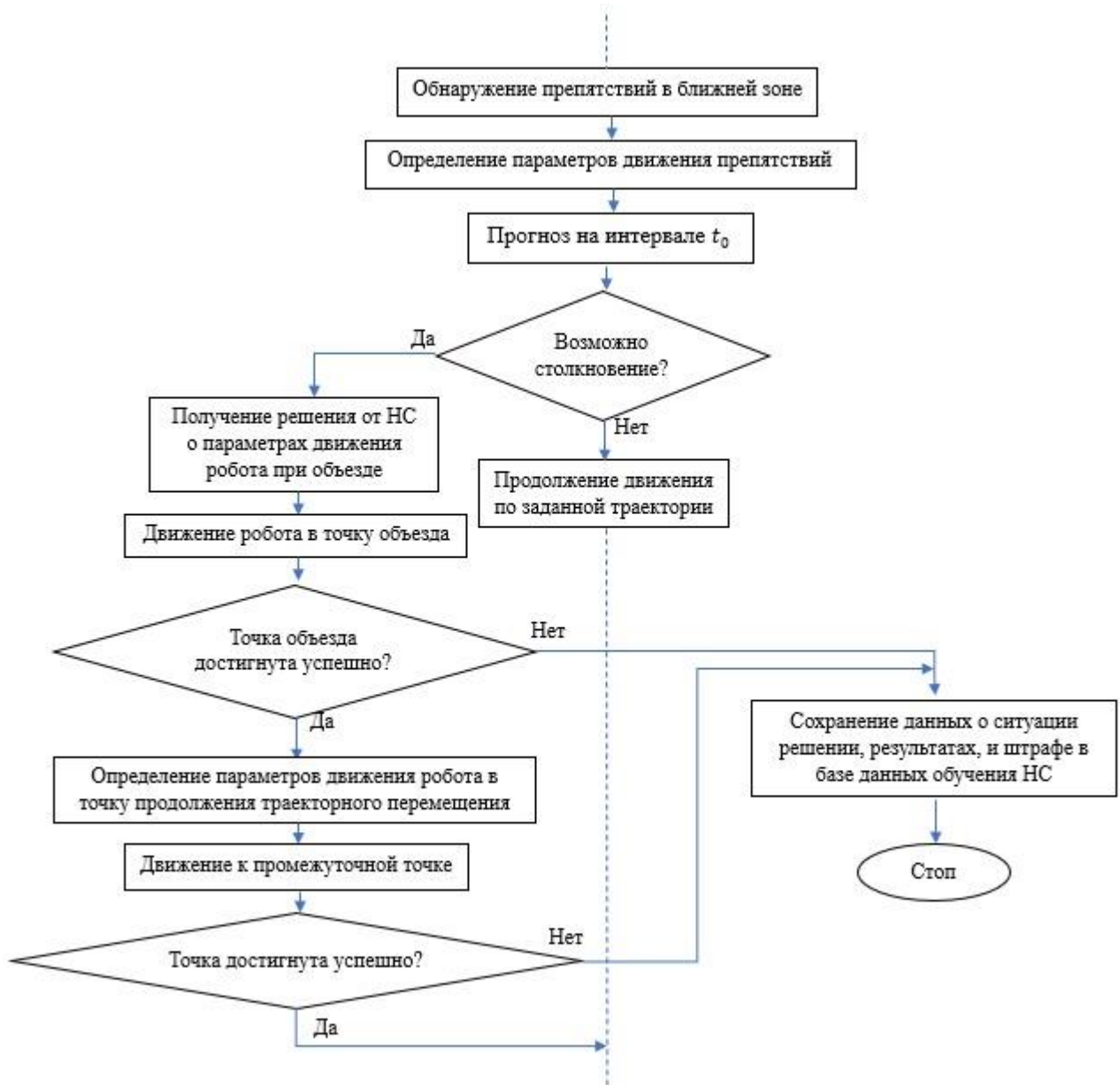


Рис 3.21 Алгоритм использования обученной нейронной сети для объезда препятствий

В алгоритме показаны основные этапы - определение состояния «внешней среды», прогнозная оценка возможности столкновения, получение от нейронной сети новых параметров движения робота в точку объезда для предотвращения столкновения и возврат на траекторию, по которой двигался робот. объезд предполагает движение по двум новым траекторным участкам. Первый – из текущего положения в "точку объезда" А (рис 3.22), второй из точки А в точку продолжения движения по заданной траектории P_{n+1} .

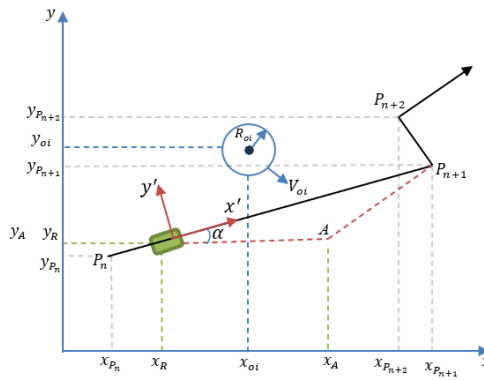


Рис 3.22 Действия робота для объезда препятствия

На рис. 3.22 α – это угол изменения направления движения робота в точку объезда, скорость движения и время движения робота в точку А на рисунке не обозначены. Также на рисунке не показаны другие имеющиеся статические и динамические препятствия, вероятность столкновения с которыми на интервале прогноза отсутствует. Основная идея обучения с подкреплением основана на том, чтобы выполнять некоторые действия и в будущем с большей вероятностью выполнять те действия, которые приводят к получению вознаграждения и с меньшей – к получению штрафов. Если агент выбрал хорошее действие, он получает положительную награду; в противном случае – отрицательную (штраф). При повторении аналогичной (близкой) ситуации в будущем, агент должен выбирать действие, которое приведет к максимизации награды. Для выбора действия в текущем состоянии используется одна обучаемая модель Актера, реализующего текущую политику. Использование одной модели Актера позволяет снизить затраты вычислительных ресурсов. В обучении с подкреплением для описания взаимодействия обучающегося агента со средой используются понятия состояний, действий и вознаграждений, используется формализм марковских процессов принятия решений. В общем случае марковские процессы принятия решений можно представить как кортеж $(S \ A \ R \ p)$, где:

S - пространство состояний.

A – множество действий.

R - множество вознаграждений, $R \subseteq \mathbb{R}$

p – вероятность того, что действие a в состоянии s переведет систему в новое состояние s'

Действие A_t в момент времени t при состоянии S_t действие приведет к переходу системы в состояние s' и формированию для нейронной сети вознаграждения r . Действие, которое должно быть определено нейронной сетью, должно выбираться из наиболее вероятных действий для текущего состояния

$$p(s' r|a a) \stackrel{\text{def}}{=} P(S_t = s' R_r = r | S_{t-1} = s A_{t-1} = a) \quad (3.80)$$

$$\forall s' s \in S \quad r \in R \quad \text{при } a \in A(s) \quad (3.81)$$

где p – вероятность возникновения состояния $s' \in S$ и получения вознаграждения $r \in R$ в момент времени t с учетом предыдущего состояния и совершенного действия a .

$A(s)$ — множество всех действий, допустимых в состоянии s .

Известны концепции, используемые в системах обучения с подкреплением:

- стратегии оптимизации принятия решения;
- стратегии оптимизации функции вознаграждения;
- стратегии оптимизации функции ценности состояния, которое было достигнуто в результате совершенного действия.

В нашем случае под стратегией принятия решения понимается получение на выходе нейронной сети некоторого результата, зависящего от качества ее обучения. Эти результаты определяют действия робота по объезду препятствия в каждой ситуации возможного столкновения. Фактически стратегия принятия решения определяется в процессе обучения и формируется опытом «исследования внешнего мира» и функциями вознаграждения, которые реализуют некоторый набор правил и рекомендаций, что можно рассматривать как стратегию поведения агента [138]. Стратегия поведения — это отображение пар действие/состояние на вероятность выбора данного действия при возникновении данного состояния:

$$\pi : A \times S \rightarrow [0 \ 1]: \pi(a|s) \stackrel{\text{def}}{=} P(A_t = a | S_t = s) \quad (3.82)$$

Где π — политика принятия решений на множестве всех состояний S и возможных действий A , определяющая вероятность того, что действие a приведет к необходимому изменению состояния системы. Величина вознаграждения характеризует качество принятого решения, приведшего к изменению «состояния среды». Целью агента является максимизация полного вознаграждения G_t , полученного начиная с момента времени t :

$$G_t = R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots + \sum_{k=3}^T \gamma^k R_{t+k+1} \quad (3.83)$$

где $\gamma \in [0, 1]$ — фактор дисконтирования, T — конечный момент времени.

Эти уравнения соответствуют «многошаговым» действиям, осуществляемым на основе решений нейронной сети, за каждое из которых начисляется вознаграждение. В нашем случае, для объезда препятствия возможно использовать два этапа — от момента t — обнаружения ситуации, требующей объезда, до момента достижения точки объезда $t + 1$, а также от этого момента времени до момента времени $t + 2$. Функция вознаграждения возвращает значение после исполнения каждого из этих этапов и характеризует полезность совершенных действий по объезду препятствия.

При дискретном наборе возможных решений и состояний цель стратегии поведения в применении политики, обеспечивающей наибольшую вероятность получения максимального вознаграждения. Поскольку «политика» формируется в процессе обучения, то существует проблема выбора одних и тех же решений для некоторого множества состояний, что не позволяет найти иные, более лучшие решения. Для сетей, функционирующих в непрерывных пространствах состояний/решений, эта проблема существует также. Для устранения данного недостатка, целесообразно использовать энтропийно-регуляризованное обучение с подкреплением. В данном случае под энтропией понимается оценка, насколько случайным был выбор действия в текущей сложившейся ситуации (состоянии системы) [139]. При энтропийно-регуляризованном обучении с подкреплением агент получает дополнительное бонусное вознаграждение на каждом шаге, пропорциональное энтропии политики на этом шаге. Политика тогда может определяться как максимизация вероятности ожидания суммарного вознаграждения с учетом дисконтирования вознаграждения за выполненное действие с учетом вознаграждения за энтропию решения. Изменения политики определяются максимизацией функции полезности E за счет некоторой свободы выбора действий, что обеспечивается энтропийной составляющей.

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t (R(s_t, a_t, s_{t+1}) + \alpha H(\pi(\cdot | s_t)))] \quad (3.84)$$

Где $\alpha > 0$ - коэффициент значимости «случайности» выбора параметров действия;

γ – коэффициент дисконтирования.

$H(\pi(\cdot | s_t))$ - энтропия применения политики при выборе действия в момент времени t и состоянии s_t . Чем больше будет отличаться принятое к исполнению действие a от того действия, которое было предусмотрено политикой ранее, тем больше энтропия.

В общем случае, для решений, использующих методологию actor - critic именно critic определяет оценку (вознаграждение), которое получает нейронная сеть за выбор действий в каждой ситуации. Работа критика должна обеспечить оценку изменений состояний системы и полезность принятого действия для достижения целевых показателей. В нашем случае критик должен функционировать в непрерывных пространствах входных и выходных параметров. Поскольку эффективность действий мобильного робота может быть оценена с использованием аналитических зависимостей, нейронную сеть критика можно не создавать. Функции для вычисления вознаграждения необходимо определить на интервале времени движения робота от момента возникновения ситуации, требующей выполнения объезда, до момента времени окончания объезда и «возврата» робота на траекторию движения к целевой точке.

Этапы, выполняемые при обучении нейронной сети, принимающей решения о действиях по объезду препятствия:

1. Имитационное моделирование движения робота по запланированной траектории;
2. Обнаружение ситуации, требующей объезда;
3. Определение (нейросетью/агентом) параметров объезда;
4. Имитационное моделирование движения робота в точку объезда, имитационное моделирование движения подвижных препятствий;
5. Определение вознаграждения на этапе движения в точку объезда;
6. Имитационное моделирование движения робота на траекторию движения к целевой точке, имитационное моделирование движения подвижных препятствий;
7. Определение вознаграждения на этапе возврата на траекторию движения к целевой точке;
8. Определение суммарного вознаграждения;
9. Запись полученного положительного опыта объезда препятствия в буфер данных для обучения (если объезд завершился без столкновений).

Пункты 3 – 8 могут повторяться многократно, до тех пор, пока не закончится резерв попыток поиска решения, либо не будет найдено удовлетворительное решение. Генерация различных ситуаций (случайных, или с параметрами распределения определяемыми реальными условиями), с другим расположением препятствий и параметрами их движения выполняется многократно, до тех пор, пока размер буфера данных для обучения не превысит некоторого заданного размера. После чего необходимо выполнить циклы обучения нейронной сети actor, для улучшения качества ее работы. Целью алгоритма обучения является оптимизация политики, позволяющей максимизировать как вознаграждение, так и энтропию политики принятия решений. Конкретизируем понятие внешней среды и параметров внешней среды, определяющих принятие решений нейронной сетью. Чтобы сформулировать задачу предотвращения столкновений в рамках системы обучения с подкреплением, состояние внешней среды должно содержать информацию о расположении препятствий в ближней зоне робота, их размерах и параметрах движения (для подвижных препятствий). Также, должно учитываться расположение промежуточной (целевой) точки, к которой движется робот при объезде и параметры движения робота – скорость и направление движения. Таким образом состояние внешней среды определим, как

$$S_t = [S_t^{obst}, S_t^p, S_t^{rob}] \quad (3.85)$$

где S_t^{obst} — набор данных о препятствиях ближней зоны робота, их движениях и движении самого робота в данный момент времени. Координаты указываются в системе координат робота, поскольку определяются имеющейся у него сенсорной системой;

S_t^p - состояние (положение) промежуточной точки, к которой движется робот;

S_t^{rob} – состояние робота.

$$S_t^{obst} = [x_{oi}, y_{oi}, R_{oi}, V_{oi}, \alpha_{oi}] \quad (3.86)$$

$$S_t^p = [x_{pj}, y_{pj}] \quad (3.87)$$

S_t^g - состояние (положение) целевой точки

$$S_t^{rob} = [V_R, \alpha_R] \quad (3.88)$$

x_{pj}, y_{pj} – координаты промежуточной точки,

V_R, α_R – скорость и направление движения робота.

x_{oi}, y_{oi}, R_{oi} – координаты препятствия и его размер,

V_{oi}, α_{oi} – скорость и направление движения препятствия,

Такое описание состояния внешней среды и робота достаточно, для того что бы обученная нейронная сеть могла предположить в какую сторону, на какой скорости и за какое время робот сможет удалиться от опасного препятствия избежав столкновения. Следующей задачей после этого будет задача перемещения в промежуточную точку траектории, куда двигался робот. Если на этапе объезда и движения в промежуточную точку столкновения не произошло, то в алгоритме обучения должно быть сформировано поощрение, иначе начислены штрафные баллы [138, 139, 144, 145]. Задачи, рассматриваемые в этом диссертационном исследовании, предполагают поиск решений для безопасного перемещения робота в целевую точку. Под безопасным перемещением понимается движение робота без столкновений, при необходимости объезд препятствий. Принято, что робот должен двигаться по некоторой траектории, определенной до начала движения робота. Учитывая, что скорость и направление движения подвижных препятствий могут изменяться случайным образом, необходимо спроектировать нейронную сеть, решения которой обеспечат объезд препятствий при возникновении ситуации с возможным столкновением.

При малом количестве препятствий определение параметров объезда и его выполнение сложностей не представляет. При большом количестве препятствий, в том числе подвижных, направление (точку) объезда нужно выбирать с учетом того, как изменят свое положение препятствия в течение времени, требуемого для объезда. Стохастичность доступной информации, на основании которой необходимо определить параметры движения робота и выполнить объезд, затрудняет применение подходов классической динамики к решению этой задачи. Особенностью реализуемого в работе подхода является то, что разрабатываемое нейросетевое решение должно формировать направление объезда, скорость движения робота в точку объезда и время, за которое робот достигнет точки объезда с учетом расположения препятствий в ближней зоне робота, их размерах и параметрах движения, а также расположение промежуточной (целевой) точки, расположение целевой точки текущие параметры движения робота – скорость и направление движения. Качество принятого нейронной сетью решения также зависит от того, вернулся ли робот на «предыдущую траекторию» без столкновения с препятствиями. Для обучения такой нейросети требуется формировать вознаграждения (штрафы) за решения, обеспечивающие успешный объезд препятствия. Поэтому функцию вознаграждения представим следующим образом:

$$R = R_{dist} + R_v + R_c \quad (3.89)$$

где R – итоговое значение функции вознаграждения;

R_{dist} – вознаграждение за расстояние между роботом и препятствием при объезде (штраф за очень близкое или очень далекое прохождение);

R_v – штраф за очень большое значение назначенной скорости, или за назначение очень малой скорости для объезда;

R_c - штраф за столкновение во время объезда препятствия.

Функция вознаграждения не может быть вычислена полностью в тот же момент времени, когда нейронная сеть предлагает решение (действие) и определяет направление, скорость и время движения для объезда. При «безопасном» достижении точки объезда может быть вычислена часть функции вознаграждения. При «безопасном» достижении промежуточной точки, куда двигался робот, будет вычислена другая часть функции вознаграждения. За очень малое или очень большое расстояние между роботом и препятствием будет начисляться вознаграждение или штрафные баллы R_{dist} , что позволит в процессе обучения достигать близкого к оптимальному решения даже в условиях подвижных препятствий. При возникновении столкновений робота с препятствием в

процессе объезда начисляется штраф, что позволяет обучать нейронную сеть избегать столкновений. Значимость столкновения на участке движения «до точки объезда» или на участке «от точки объезда до промежуточной точки» прием одинаковой. Тогда функции вознаграждения опишем следующим образом:

$$R_v = \begin{cases} -5 & \text{если } 0 \leq V_R \leq 0,2 \\ 1,3 & \text{если } 0,2 < V_R \leq 0,3 \\ 3,8 & \text{если } 0,3 < V_R \leq 0,4 \\ 4 & \text{если } 0,4 < V_R \leq 0,5 \\ 8,7 & \text{если } 0,5 < V_R \leq 0,6 \\ 10 & \text{если } 0,6 < V_R \leq 0,7 \\ 7,8 & \text{если } 0,7 < V_R \leq 0,8 \\ -4 & \text{если } 0,8 < V_R \leq 1 \end{cases} \quad (3.90)$$

$$R_{dist} = \begin{cases} -10 & \text{если } 0 \leq dist \leq 0.22 \\ 3 & \text{если } 0.22 < dist \leq 0.3 \\ 6.3 & \text{если } 0.3 < dist \leq 0.6 \\ 3 & \text{если } 0.6 < dist \leq 1 \\ -4 & \text{если } 1 < dist \leq 1.5 \\ -7 & \text{если } 1.5 < dist \leq 2 \\ -14 & \text{если } 2 < dist \leq 2.5 \end{cases} \quad (3.91)$$

где $dist$ – минимальное расстояние в процессе перемещения робота мимо препятствия, которое объезжает робот.

$$R_c = \begin{cases} -20 & \text{если произошло столкновение} \\ 0 & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (3.92)$$

Уравнение (3.92) определяет логику формирования вознаграждения/штрафа за решения об очень малой или большой скорости движения робота во время объезда. на рисунке (3.23) показана дискретная функция R_v определяющая "предпочтительные" скорости движения при объезде в диапазоне 0.5-0.8 максимальной скорости движения робота.

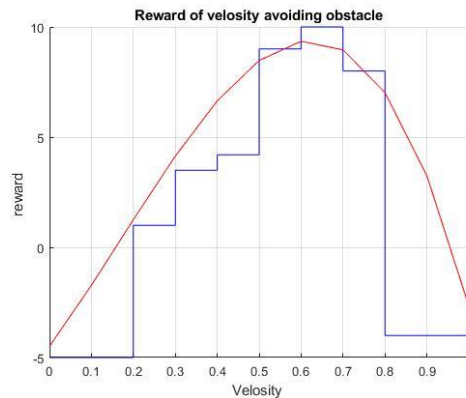


Рис. 3.23 Функция вознаграждения R_v за назначенную скорость объезда препятствия

Уравнение функции вознаграждения определено следующим образом:

$$R_v(V_r) = -48,6609V_r^3 + 24,7835V_r^2 + 25,7075V_r - 8,4890 \quad (3.93)$$

Где V_r – скорость робота, рекомендованная нейронной сетью.

Аналогично непрерывная функция вознаграждения за дистанцию до объезжаемого препятствия получена с использованием полиномиальной интерполяции. Дискретное и непрерывное отображение функции R_{dist} показано на рис 3.24

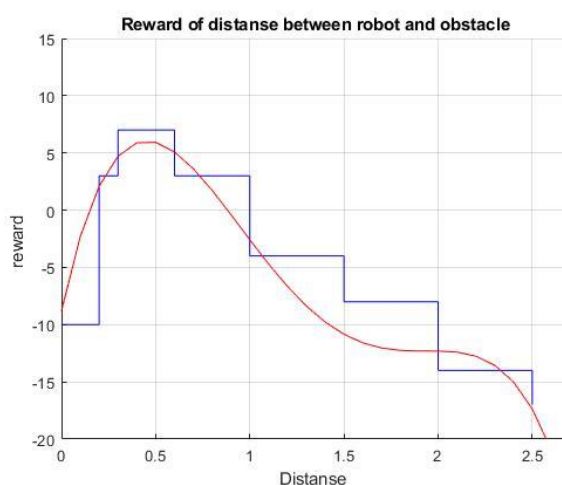


Рис 3.24 Непрерывная функция вознаграждения за расстояние между роботом и препятствием во время его объезда

Уравнение функции вознаграждения R_{dist} :

$$R_{dist} = -11,29 * dist^4 + 65,17 * dist^3 - 124,45 * dist^2 + 76,77 * dist - 8,78 \quad (3.94)$$

Где $dist$ – расстояние между роботом и препятствием во время его объезда.

Приведенные функции позволяют при перемещении робота в промежуточную точку для объезда и возврат робота на ранее запланированную траекторию формировать соответствующие поощрения. Движение робота слишком близко к объезжаемому препятствию приводит к формированию штрафа. Так же, как и слишком большое расстояние до объезжаемого препятствия. Начисление определенных штрафных баллов происходит и при выборе очень малой скорости движения, либо скорости движения робота близкой к максимальной. Значимость каждого критерия для формирования поощрений в процессе обучения может уточняться на этапе получения массивов

данных для обучения нейронной сети. Для обеспечения «свободы поиска наилучшего действий» в разрабатываемом решении использует стохастический элемент в политике Актера. Это позволяет алгоритму «исследовать» различные варианты [138, 139, 144, 145] и находить оптимальные решения с учетом максимального разнообразия действий. В нашем случае, энтропийная составляющая вознаграждения определяет возможность «случайного» отклонения в принимаемом «действии», что может привести к лучшему решению, чем возможно в настоящее время. Практически эта случайная составляющая может выполнять свою функцию не в составе «функции вознаграждения» - поощряя нейросеть «исследовать новые варианты», а на этапе формирования «параметров действий». То есть, решения о параметрах объезда - курс-скорость-длительность движения могут быть случайным образом изменены, и при получении «приемлемого результата» записаны в буфер опыта для обучения. Оценку степени случайности выполним следующим образом. Пусть для выходных значений нейронной сети будут задан нормальный закон распределения:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.95)$$

где μ – математическое ожидание случайной величины, а σ – ее среднеквадратическое отклонение. Для каждого выходного значения, сформированного нейросетью будет вычисляться коррекция. Значение коррекции является случайной величиной с заданным законом распределения, при этом выходное значение нейросети является математическим ожиданием этой случайной величины при заданном значении ее среднеквадратического отклонения. Вероятность получения данного корректирующего значения определим, как вероятность попадания случайной величины в один из 10 интервалов в диапазоне от -3σ до $+3\sigma$. Ширина интервалов составит 0.6σ . Для интервала, содержащего полученное значение вычислим вероятность его получения

$$P(\rho \leq x < \lambda) = \Phi_0\left(\frac{\lambda-x}{\sigma}\right) - \Phi_0\left(\frac{\rho-x}{\sigma}\right) \quad (3.96)$$

где

P – вероятность получения конкретного значения случайной коррекции;

Φ – функция Лапласа;

x – полученное случайное значение;

$\lambda \rho$ – границы диапазона, в который попала случайная величина.

Составляющая вознаграждения, зависящая от энтропии решений $\alpha H(\pi(\cdot | s_t))$ может быть определена как сумма вероятностей значений, корректирующих скорость и направление движения робота при объезде препятствия и время его движения в точку объезда.

$$H(x) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (3.97)$$

где p_i – вероятность назначения конкретной величины коррекции решения нейронной сети, определенная для возможного диапазона коррекций;

$H(x)$ – суммарная энтропия, определенная для трех выходных значений нейронной сети, определяющей параметры движения робота при объезде.

Таким образом, энтропия решения будет зависеть от вероятностей отклонения параметров объезда препятствий по сравнению с определенными в данной конкретной ситуации нейросетью.

Структура и состав нейронной сети

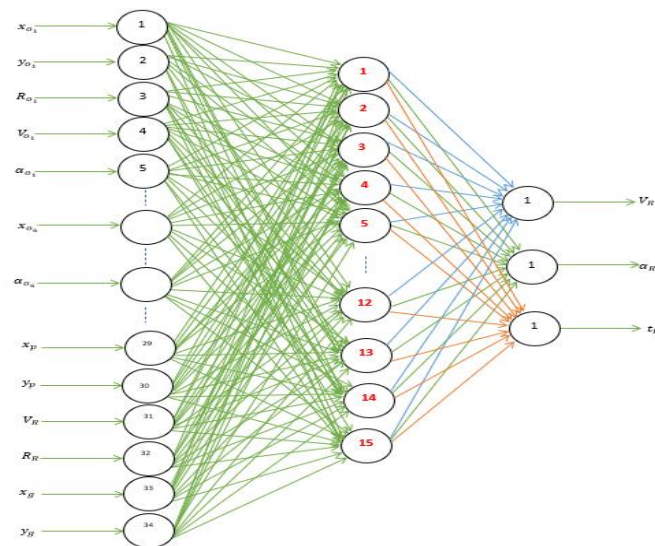
Ранее определено (3.85), что текущее состояние системы S_t^{obst} — характеризует препятствия ближней зоны робота, S_t^p – состояние (положение) промежуточной точки, к которой движется робот в данный момент, S_t^{rob} – состояние робота, S_t^g – состояние (положение) целевой точки. Примем, что максимальное количество препятствий, которые могут располагаться в ближней зоне мобильного робота не превышает 6. Для определения параметров объезда требуется информация об их расположении, размерах и векторе движения. Данными, характеризующими эту информацию, являются координаты и размеры препятствий, скорость и направление их движения, координаты траекторной точки, куда должен двигаться робот. Количество этих данных определяет количество нейронов входного слоя. Переменные, поступающие на нейроны первого слоя приведены в таблице 3.2. Каждое препятствие характеризуется параметрами положения, собственного размера, скорости и направления движения (для неподвижных препятствий эти параметры имеют значение ноль).

Таблица 3.2

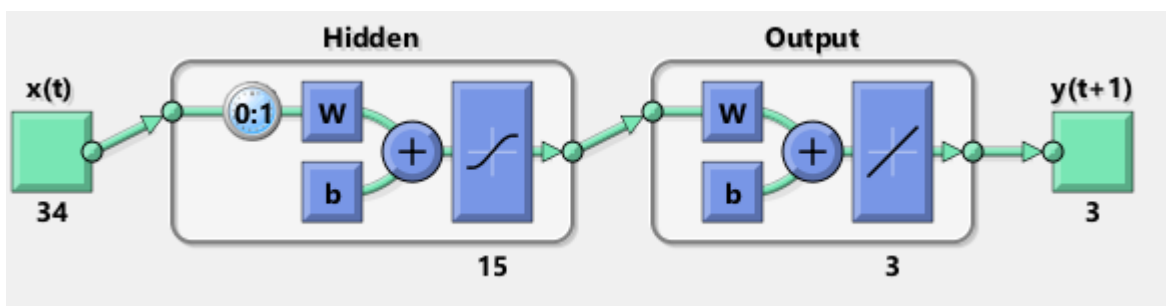
№	Параметры	Описание	Количество значений
1	x_{oi}, y_{oi}	Координаты препятствий в ближней зоне мобильного робота (до 6 препятствий, в системе координат робота)	12
2	R_{oi}	Размеры препятствий в ближней зоне мобильного робота	6
3	V_{oi}, α_{oi}	Скорость и направление движения препятствий в ближней зоне мобильного робота	12
4	x_p, y_p	положение промежуточной точки, к которой движется робот (в системе координат робота)	2
5	V_R, R_R	скорость движения и радиус робота	2

Общее количество нейронов входного слоя		34
---	--	----

Таким образом, нейронная сеть, реализующая функции actor во входном слое, будет иметь 34 нейрона. Определим тип функции активации для нее - гиперболический тангенс. Используем скрытый слой с 15 нейронами. Функции активации нейронов скрытого слоя – сигмоида. Количество нейронов выходного слоя – 3. На этих нейронах формируются параметры движения робота в точку объезда, которые позволят избежать столкновения и объехать препятствие, с которым возможно столкновение. Этими параметрами являются - скорость движения робота V_R , направление движения α_R и время движения робота t_R до точки объезда. Структура нейронной сети показана на рисунке 3.25.



а)



б)

Рис. 3.25 структура нейронной сети actor

Нейронная сеть должна быть обучена в зависимости от текущего состояния S_t определять скорость, направление и время движения робота до точки объезда, что позволит избежать столкновения и затем продолжить движение по заданной траектории.

Обучение нейронной сети

Особенностями алгоритма SAC является то, что он относится к классу off-policy алгоритмов обучения с подкреплением. При реализации таких алгоритмов успешно используются в обучении подходы на основе градиентных методов (DDPG - Deep Deterministic Policy Gradient), улучшающих политику принятия решений актером. К преимуществам использования DDPG относят:

- может применяться для задач с непрерывными параметрами;
- работоспособен при больших размерностях пространств состояний и действий;
- обладает свойством масштабируемости и может быть использован для обучения глубоких нейронных сетей.

Недостатками DDPG являются:

- существенная зависимость от настройки гиперпараметров, что может приводить к неустойчивости обучения;
- может иметь место чувствительность к начальным условиям.

Данные для обучения с использованием DDPG выбираются из буфера, куда они помещались на этапах имитационного моделирования «поиска решений». Обучение выполняется циклически, по мере накопления в буфере данных их достаточного количества. Каждый цикл обучения приводит к изменению политики, определяющей решения нейронной сети. В буфер обучения записываются данные, если для текущей ситуации внешней среды в рамках имитационного моделирования получено решение, определившее успешный объезд препятствия и возврат робота на запланированную траекторию. Имитационное моделирование движений робота выполняется и с параметрами, рассчитанными нейронной сетью, и с параметрами, измененными случайным образом. Таким образом, для каждой ситуации имитационное моделирование выполняется дважды – с параметрами, определенными НС и с измененными параметрами. Это обеспечивает работу алгоритмов обучения, использующего DDPG для улучшения решений нейронной сети за счет увеличения свободы выбора при поиске решений нейронной сетью и нахождение наилучших параметров для объезда препятствия. Для обеспечения механизма, основанного на применении уравнения Беллмана, в разрабатываемом методе и алгоритме построения, обучения и применения нейронной сети, реализующей обучение с подкреплением, выполняется следующее. Основа оптимизации по модели Беллмана – максимизация функционала, учитывающего качество текущего состояния, прогнозируемое вознаграждение за планируемые действия и прогнозируемое качество состояния после выполнения действий. В базовом случае уравнение Беллмана позволяет улучшать и/или политику принятия решения, и/или функцию вознаграждения таким образом, чтобы

достигался наилучший результат. В предлагаемом методе, функция вознаграждения условно не подлежит оптимизации, а политика принятия решения определяется опытом применения решений, конкретизированным в процессе обучения нейронной сети. Улучшение сходимости обучения обеспечит использование пары результатов, полученных при одной и той же начальной ситуации, но при действиях, отличающихся на некоторую известную величину. С учетом энтропийной составляющей, ранее описанный алгоритм получения данных для обучения изменится следующим образом:

1. Генерация очередного состояния внешней среды и параметров препятствий;
2. Имитационное моделирование движения робота по запланированной траектории;
3. Обнаружение ситуации, требующей объезда;
4. Определение (нейросетью/агентом) параметров объезда;
5. Определение дополнительных параметров движения робота, определяющих стохастическое («исследовательское») поведение нейронной сети;
6. Имитационное моделирование движения робота в точку объезда с использованием параметров, рассчитанных нейронной сетью;
 - 6.1. Определение вознаграждения на этапе движения в точку объезда;
 - 6.2. Имитационное моделирование движения робота на траекторию движения к целевой точке, имитационное моделирование движения подвижных препятствий;
 - 6.3. Определение вознаграждения на этапе возврата на траекторию движения к целевой точке;
 - 6.4. Определение суммарного вознаграждения за решения нейросети;
7. Имитационное моделирование движения робота в точку объезда с использованием параметров рассчитанных нейронной сетью и дополнительных параметров;
 - 7.1. Определение вознаграждения на этапе движения в точку объезда;
 - 7.2. Имитационное моделирование движения робота на траекторию движения к целевой точке, имитационное моделирование движения подвижных препятствий;
 - 7.3. Определение вознаграждения на этапе возврата на траекторию движения к целевой точке;
 - 7.4. Определение суммарного вознаграждения за решения нейросети с учетом свободы выбора;
8. Запись полученного положительного опыта объезда препятствия (для двух вариантов решений) в буфер данных для обучения (если объезд завершился без столкновений).

Пункты 1 – 8 повторяются многократно, до тех пор, пока не перестанут улучшаться показатели качества работы нейронной сети – надежность объезда без столкновения не достигнет требуемого уровня. Генерация различных ситуаций выполняется до тех пор, пока буфер данных для обучения не будет заполнен. После этого выполняется обучение нейронной сети astor и проверка качества ее работы на этапе получения следующего набора данных в буфер обучения. Накопление данных для обучения происходило с использованием программного обеспечения, разработанного в Matlab и генерирующего варианты рабочей среды робота с различным количеством подвижных и неподвижных препятствий (приложение 3). Для каждого сгенерированного набора, выполнялся поиск траектории к целевой точке и имитационное моделирование движения робота к ней. На этапе движения робота в целевую точку, осуществлялось прогнозирование изменений внешней среды на интервале t_0 и при возникновении вероятности столкновения все необходимые параметры — расположение и параметры движения робота, положение и параметры движения препятствий, координаты целевой точки, траектория движения, по которой двигался робот – записывалась в набор сцен, используемых для подготовки данных и обучения нейронной сети методом обучения с подкреплением. В системах обучения с подкреплением могут использоваться различные стратегии - оптимизации принятия решения, оптимизации функции вознаграждения, оптимизации функции ценности состояния, которое было достигнуто в результате совершенного действия. В этой работе под стратегией принятия решения понимается получение на выходе нейронной сети результата, зависящего от ее обучения, определяющего действия робота по объезду препятствия в каждой ситуации возможного столкновения. Для обеспечения возможности поиска нейронной сетью наилучших решений, значения V_R , α_R , t_R корректируются на случайную величину, определенную в программе (10% - 30%), после чего выполнялось повторное моделирование объезда роботом препятствия. Качество выполнения объезда оценивалось величиной суммарного вознаграждения, получаемого нейросетью на этапе движения в точку объезда и на этапе возврата на заданную траекторию. Таким образом, наилучший результат объезда (при первом или повторном моделировании) сохраняется в буфере наилучших решений, которые используются на следующих этапах обучения нейросети. Размер буфера обучения назначался в 500 обучающих сэмплов. При его заполнении осуществлялось повторное обучение нейронной сети с учетом имеющихся в буфере значений. Описанный алгоритм, использовавшийся на этапе обучения нейронной сети показан на рисунке 3.26.

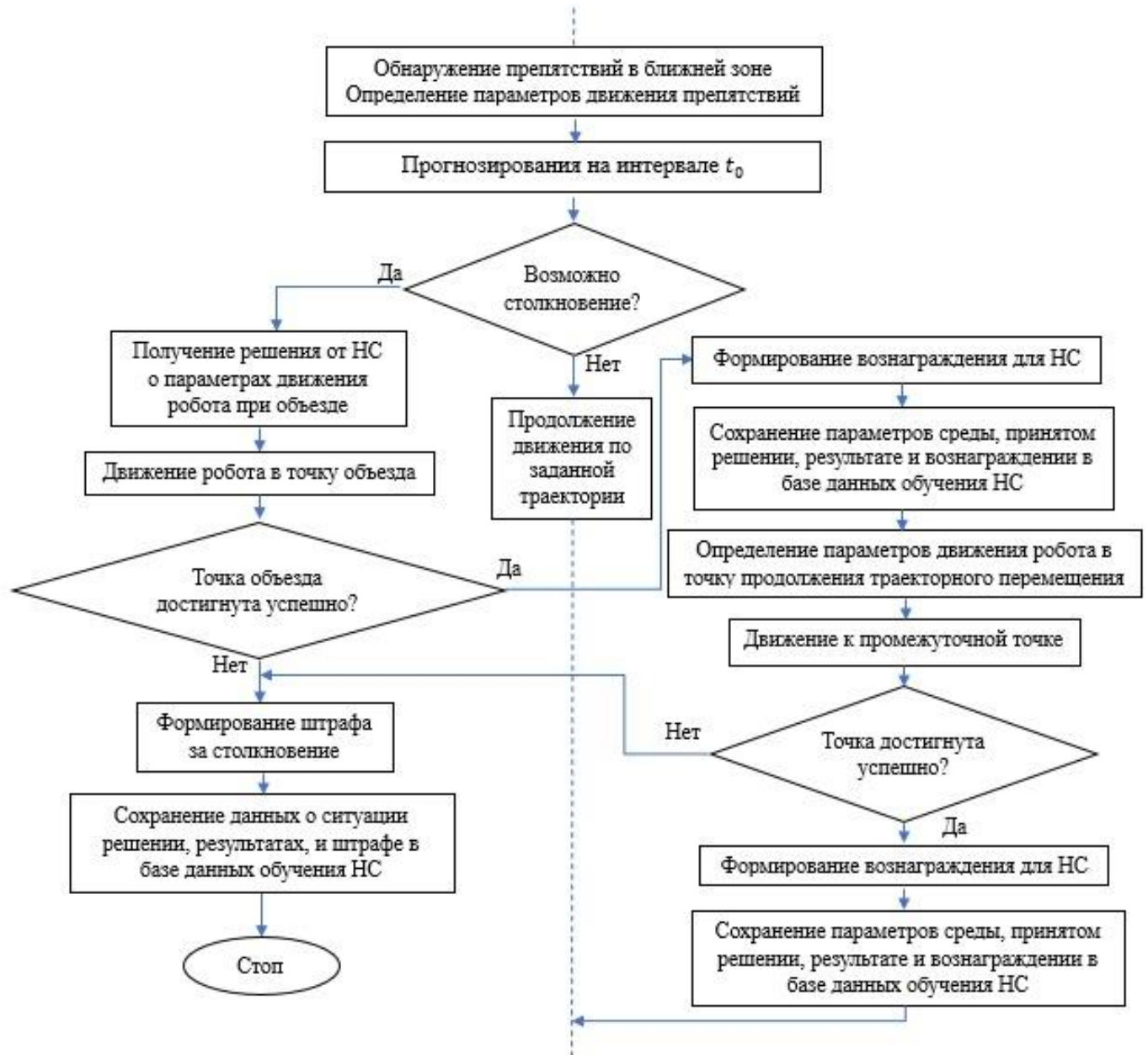


Рис. 3.26. Алгоритм формирования наборов данных для очередных этапов обучения нейронной сети

Имитационное моделирование выполнялось в «дискретно-непрерывном времени», где осуществлялись движения робота и препятствий и их взаимодействие между собой. С момента возникновения ситуации, требующей объезда, имитационное моделирование реализуется с двумя наборами параметров движения робота в точку объезда и в двух временных интервалах – до момента перемещения робота в точку объезда (если нет столкновения) и до момента времени возвращения робота на траекторию движения к целевой точке. Первый набор параметров представляет собой значения скорости движения робота при объезде, направление его движения и время движения, за которое робот достигнет точки объезда. Второй набор содержит эти же параметры,

скорректированные с учетом случайных значений для увеличения «исследовательских» возможностей нейронной сети при поиске наилучших решений. Особенностью предлагаемого метода планирования и управления движением робота в среде со статическими и динамическими препятствиями является использование прогнозной оценки вероятного столкновения и нейросетевое решение о параметрах движения мобильного робота для объезда препятствия и предотвращении столкновения. В таких ситуациях система управления роботом на основе решений, сформированных нейронной сетью, должна реализовать объезд препятствия по безопасной траектории движения в некоторую промежуточную точку с последующим возвратом на заданную траекторию. Для обучения нейронной сети, с использованием разработанной программы (Приложение 2) было сгенерировано более 5000 вариантов начального расположения препятствий и их параметров. Пример одного сгенерированного расположения приведен на рисунке 3.27.

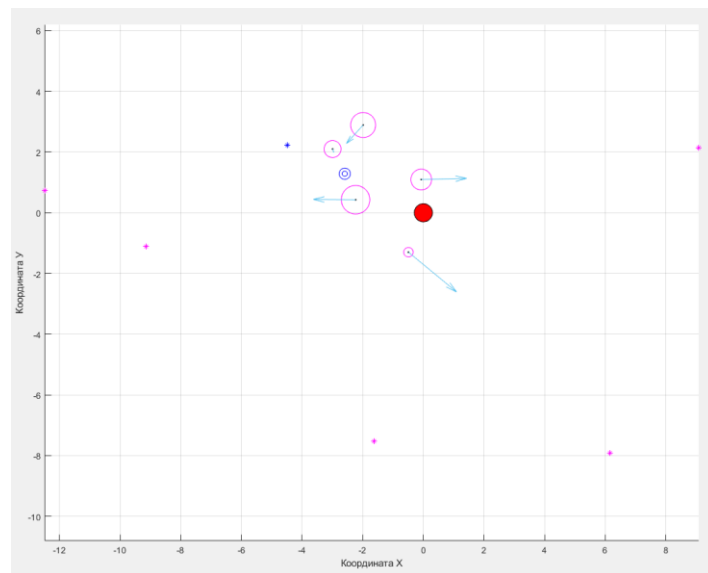


Рис. 3.27 Положение подвижных и неподвижных препятствий в зоне робота (пример сцены)

Количество подвижных и неподвижных препятствий варьировалось таким образом, чтобы в сумме не превышать тридцати. На основе каждого варианта расположения препятствий создавалось 10 рабочих экземпляров среды с конкретным расположением траекторной точки (целевой точки), куда должен двигаться робот. Каждый экземпляр среды использовался для имитационного моделирования движения робота в целевую точку. Для этого, на основе априорных данных о положении робота, целевой точки и препятствий до начала движения, выполнялось с использованием известных методов планирование траектории движения в целевую точку. А затем имитировалось движение робота по заданной траектории с использованием бортовой сенсорной системы для определения препятствий в своей ближней зоне. В процессе движения робота по траектории выполнялось прогнозирование ситуации в ближней зоне робота. При определении

возможности столкновения вызывалось приложение, реализующее нейронную сеть, определяющее параметры движения робота для объезда препятствия. Текущее состояние среды сохранялось в буфере и выполнялось моделирование движения робота с параметрами (V_R, α_R, t_R) , рассчитанными нейросетью в точку объезда. При ее успешном достижении вычислялись вознаграждения/штрафы за этот (первый) этап движения, определялось направление движения в точку продолжения маршрута и моделировалось движение робота в эту точку. В случае достижения точки продолжения маршрута вычислялись вознаграждения/штрафы за этот (второй) этап движения при успешном объезде препятствий параметры оценки возврата на траекторию сохранялись для последующего обучения. Для проверки обученной нейронной сети использовались отдельно сгенерированные тестовые наборы данных (ситуаций). Эти тестовые наборы не использовались в имитационном моделировании в процессе подготовки обучающих данных. Программа, осуществляющая проверку нейронной сети, использовала функцию Критика, реализованного в соответствии с принятыми правилами оценки качества решения (Приложение 4). Эта программа реализовала дискретно-непрерывное имитационное моделирование движения препятствий и мобильного робота, оценку возможных столкновений и вычисление параметров движения робота при объезде препятствий. Столкновением считалось сближение робота и препятствия на расстояние менее допустимого (принято 0.1м). Алгоритм проверки текущего состояния нейросети и ее работоспособности выполнялся в соответствии с алгоритмом (рис. 3.28).

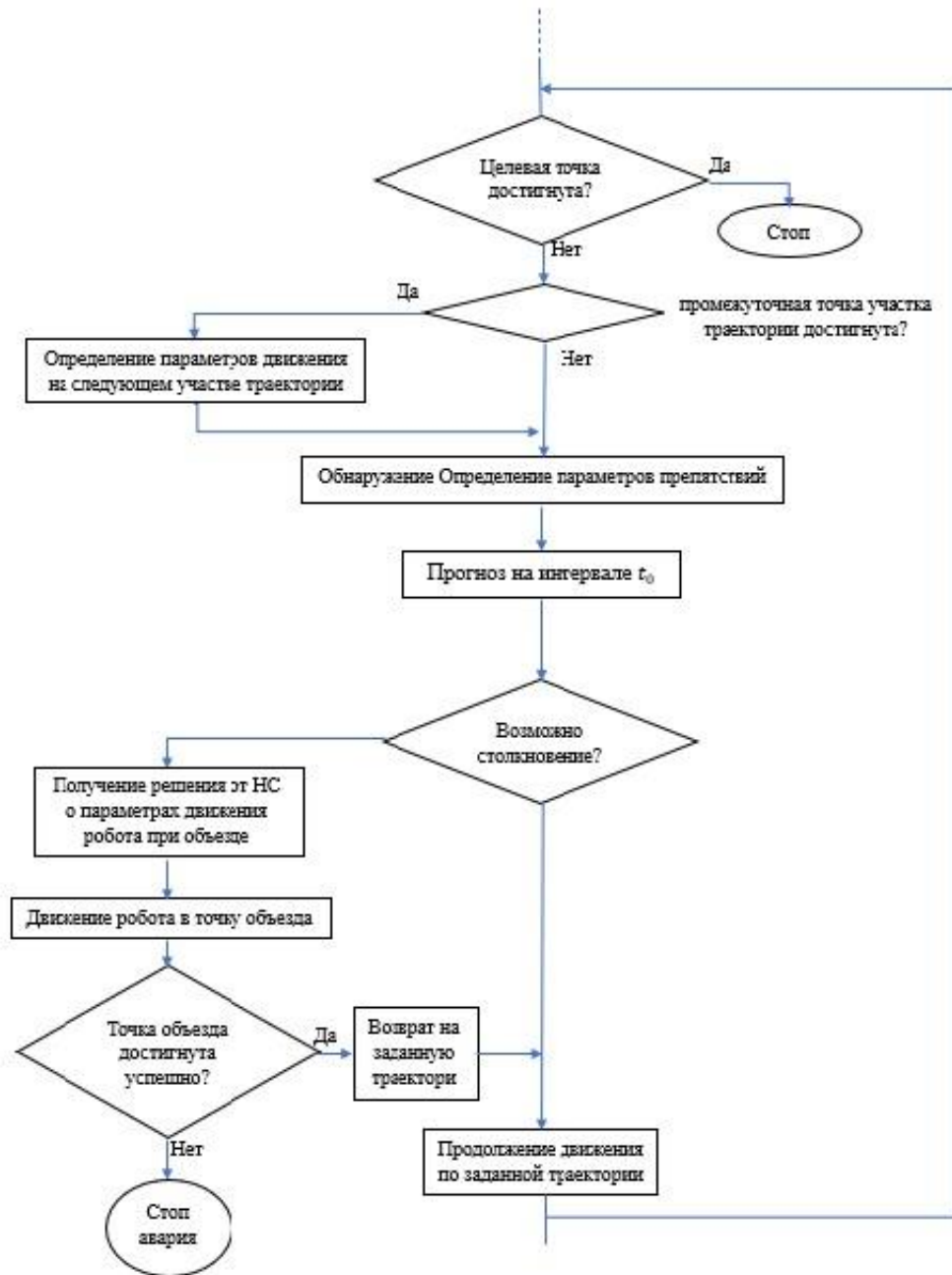


Рис. 3.28. Алгоритм проверки нейронной сети, обученной для объезда препятствий

В момент времени t , на основе текущих данных о расположении целевой точки, робота, препятствий и их параметров выполняется прогноз и оценка вероятности столкновения на интервале прогнозирования. Если столкновение возможно, НС определяет параметры движения в точку объезда. По окончании объезда робот возвращается на заданную траекторию и продолжает движение к целевой точке. Реализованный в модели метод планирования и управления движениями МР при объезде препятствий, базируется на прогнозной вероятностной оценке столкновения и нейросетевого решения о параметрах движения объезда в среде с динамическими и статическими

препятствиями. Для сравнения различных методов были проведенные численные эксперименты. Проверка показала, что при возникновении ситуаций, которые могут привести к столкновению, нейронная сеть формировала адекватные параметры движения робота для объезда препятствия. Двигаясь с этими параметрами, мобильный робот перемещался в точку объезда, а затем в точку продолжения траектории без столкновений. Решая поставленные в диссертации задачи, выполнена разработка нейросетевого решения для обеспечения объезда препятствий в динамической среде. Эффективность нейросетевого решения определяется и обусловлена реализацией интеллектуальных методов принятия решений, базирующихся на алгоритмах actor-critic и концепции обучения с подкреплением. Разработанное решение является основой метода решения задач безопасного перемещения мобильного робота в среде со статическими и динамическими препятствиями.

Особенностью предлагаемого метода является:

- прогнозирование возможных столкновений мобильного робота при его движении по заданной траектории с учетом стохастичности движений динамических препятствий;
- формирование параметров объезда с учетом размеров, расположения и параметров движения препятствий в ближней зоне робота;
- при формировании параметров объезда учет неопределенности и недетерминированности ситуации, определяемой расположением препятствий и параметрами их движения, за счет применения алгоритма обучения нейронной сети с подкреплением на возможном многообразии ситуаций и их изменения, характерных для движения мобильного робота;
- использование энтропийной составляющей для увеличения свободы выбора возможных решений по определению параметров движения для объезда;
- формирование наилучших решений по объезду статических и динамических препятствий, параметры движения которых могут изменяться случайным образом для заданного обучающими выборками многообразия изменения внешней динамической среды.

Необходимая стохастичность в решениях нейронной сети обеспечена не в виде функции вознаграждения, а в виде корректирующих составляющих для выходных значений нейросети. Это позволило ускорить процесс поиска адекватных состояниям решений по параметрам движения робота при объезде препятствия. Также сокращение времени обучения обеспечено использованием двухэтапного имитационного моделирования внешней среды с выходными значениями, определенными нейросетью и с этими же, но скорректированными значениями. Это позволило эффективно реализовать градиентный метод при обучении нейронной сети.

В результате решения задач, поставленных в диссертации, разработан новый метод обеспечения безопасного движения робота по запланированной траектории. Сущность метода составляет необходимая последовательность действий и принятия решений:

- определение сенсорной системой робота текущего расположения препятствий в ближней зоне робота и параметров их движения;
- прогнозирование изменения ситуации в ближней зоне на заданном интервале времени с учетом стохастичности параметров препятствий;
- определение вероятности возможного столкновения;
- нейросетевое принятие решений о параметрах движения робота (поведении робота) для выполнения объезда;
- управления движением робота к точке объезда (реализуется системой управления робота)
- возвращение робота на траекторию движения к целевой точке (реализуется системой управления робота)

Решения, необходимые для предотвращения столкновения робота с препятствием формируются нейронной сетью, функционирующей в режиме обучения с подкреплением. Структура нейронной сети, функции определения вознаграждения и энтропийной регуляризации разработаны с учетом «специализации» нейронной сети для решения задачи объезда препятствий, параметры движения которых являются случайными величинами. С использованием разработанных решений обеспечивается безопасное траекторное движение робота к целевой точке.

Выводы по главе

Анализ известных решений по обеспечению объезда препятствий позволил сделать следующие выводы. Первое – широко применяемые алгоритмы планирования движений робота выполняют поиск траекторий объезда препятствий без прогноза изменения текущей ситуации в ближайшее время. Второе – при объезде как статических, так и динамических препятствий используются геометрические или временные критерии для оценки качества решения, однако вероятностная оценка изменения параметров препятствий не производится. Третье – при обнаружении возможного столкновения, полномасштабный поиск новой траектории движения к целевой точке требует значительных вычислительных и временных ресурсов, может быть не обеспечен полной информацией о препятствиях во всей рабочей зоне и далеко не всегда может считаться целесообразным. Предпочтительным может быть поиск вариантов объезда препятствия с возвратом к ранее запланированной траектории движения к целевой точке. Четвертое – поиск путей движения

робота при объезде препятствия должен предусматривать прогноз, на основе имеющейся в данный момент времени информации о возможном нахождении в зоне перемещения робота иных статических или динамических препятствий. Разработанные и представленные выше методы планирования и управления движением мобильного робота при его траекторном движении обеспечивают нахождение безопасного пути для объезда статических и динамических препятствий с учетом других препятствий в ближней зоне робота, работающего в недетерминированных условиях. Эти методы определяют действия робота при объезде статических и динамических препятствий, обеспечивают поиск вариантов объезда препятствий без значительных затрат времени или вычислительных ресурсов бортовой системы управления.

Информация, необходимая для алгоритмов, реализующих предлагаемый метод может быть получена информационно-сенсорной системой робота на основе стохастического представления о параметрах движения подвижных препятствий [114, 115, 147]. В предложенном методах планирования и управления движением робота при объезде препятствий учитывается вариантность расположения статических препятствий и случайный характер движения динамических препятствий. При обнаружении возможного столкновения нейронной сетью определяются параметры движения робота, обеспечивающих безопасное перемещение мобильного робота в точку объезда. Принимаемые нейронной сетью решения эффективны для любых начальных условий взаиморасположения препятствий и размещения целевой точки. К результатам, полученным в данной главе, можно отнести следующее:

- метод прогнозирования и принятия решений об объезде препятствий при траекторном движении робота в среде с препятствиями при стохастичности параметров их движения;
- методика создания нейронной сети планирования движений МР для объезда препятствий, реализующая обучение с подкреплением при использовании энтропийной составляющей для поиска наилучших решений;
- метод определения параметров движения робота для выполнения объезда препятствия на основе вероятностной оценки столкновения на интервале прогнозирования и нейросетевом определении параметров движения МР;
- нейронная сеть, реализующая обучение с подкреплением, предназначенная для определения параметров движения мобильного робота для выполнения объезда препятствий, с учетом стохастичности параметров их движения;

Сущность метода обеспечения безопасного движения робота по запланированной траектории составляет необходимая последовательность действий и принятия решений:

- определение сенсорной системой робота текущего расположения препятствий в ближней зоне робота и параметров их движения;
- прогнозирование изменения ситуации в ближней зоне на заданном интервале времени с учетом стохастичности параметров препятствий;
- определение вероятности возможного столкновения;
- нейросетевое принятие решений о параметрах движения робота (поведении робота) для выполнения объезда;
- управления движением робота к точке объезда (реализуется системой управления робота)
- возвращение робота на траекторию движения к целевой точке (реализуется системой управления робота)

Параметры движения объезда в каждой конкретной ситуации формируются нейронной сетью. Структура нейронной сети, функции определения вознаграждения разработаны с учетом «специализации» нейронной сети для решения задач объезда препятствий, параметры движения которых стохастичны. Использование разработанных решений обеспечивает безопасное траекторное движение робота в точку объезда и затем продолжение движения по ранее запланированной траектории к целевой точке.

Разработанное решение нейросетевого планировщика имеет принципиальные отличия от известных применений нейронной сети для управления движением мобильного робота. Так входной набор информации для нейронной сети формируется сенсорно-информационной системой робота и на этапе разработки метода и сети предполагалась стохастичность и случайный характер такой информации. Также, определение параметров движения робота для объезда препятствия, выполняется нейронной сетью, реализующей алгоритмы обучения с подкреплением. Используемый в данной работе метод энтропийной регуляризации нейросетевого планировщика обеспечивает нейронной сети свободу поиска наилучших решений, отличается тем, что выполняется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения. Все это позволяет в конкретной ситуации, когда возможно столкновение, планировать промежуточную точку объезда, по достижению которой мобильный робот вернется к продолжению движения по заданной траектории.

Глава 4 – Имитационное моделирование движения МР в недетерминированной среде

Имитационное моделирование — это разновидность математического моделирования, которое даёт возможность исследовать происходящие процессы при их «естественном» описании и обеспечивает наглядность и наблюдаемость моделируемых процессов. Имитационное моделирование основывается на компьютерной модели системы, отражающей процессы ее функционирования. Применительно к задачам диссертационного исследования, имитационное моделирование является инструментом, позволяющим исследовать модели процессов предметной области. Для колесных мобильных роботов их движения определяются движениями колес. При этом модель может реализовать голономную систему [148, 149] робот-поверхность движения или неголономную систему. Реально мобильный робот – неголономная система. С точки зрения управления, неголономная система может рассматриваться как неуправляемая локально, но управляемая глобально. Известны работы исследователей, моделировавших динамику мобильных роботов, считая все имеющиеся связи голономными [150]. В этих работах исследовались процессы управления движением мобильного робота, в том числе с учетом кинематических погрешностей. Однако точность таких моделей обычно не высока и снижается с ростом скоростей перемещений и ускорений робота. В других случаях исследователи используют модели мобильного робота, учитывающие неголономность имеющихся связей. Такой подход может обеспечить лучшие по точности результаты моделирования, однако для него характерны значительные сложности с идентификацией параметров и проверкой адекватности моделей [151]. В данной работе интерес представляет не динамика мобильного робота и препятствий, а процессы оценки текущей обстановки, принятия решений о дальнейшем безопасном движении и управлении перемещением мобильного робота к целевой точке. Все события модели происходят в некотором модельном времени. Модельное время — это виртуальное время, в котором реализуются моделируемые процессы, которое известным образом соотносится с временем, в котором развивается реальный процесс. С помощью механизма модельного времени решаются следующие задачи:

- отображается переход моделируемой системы из одного состояния в другое;
- производится синхронизация работы компонент модели;
- изменяется масштаб времени «жизни» (функционирования) исследуемой системы;
- производится управление ходом модельного эксперимента;
- моделируется квазипараллельная реализация событий в модели.

Рассматривая в качестве основных событий те, которые определяют эффективность управления мобильным роботом, возможные столкновения и выполнение маневрирования при объезде препятствий, необходимо их адекватно реализовать в имитационной модели. Анализ задач, планируемых к решению с помощью моделирования, позволил определить условия и особенности реализации моделей. Для визуального представления процессов движения при моделировании и реализации самих моделей движения принята среда CoppeliaSim. Ее возможности позволяют моделировать движения множества тел с учетом физических законов, определять столкновения тел и их параметры после взаимодействия. Для подготовки данных, необходимых для моделирования и обработки его результатов использовался пакет Матлаб. Для исследования методов планирования и управления движением мобильного робота будут использованы Матлаб и Coppeliasim, поскольку их функциональных возможностей достаточно для создания и исследования моделей различного назначения. Реализация математических моделей и проведение имитационного моделирования выполнялось в программном пакете CoppeliaSim, который ориентирован на моделирование робототехнических систем, имеет версию, ориентированную на учебные и образовательные цели. Также он обладает достаточным быстродействием, поддерживает написание управляющих скриптов на языках LUA, Python, C/C++, Java, через внешние API-функции интегрируется с MatLab.

При имитационном моделировании необходимо обеспечить реализацию:

- Функционального поведения мобильного робота;
- Алгоритмов поведения робота при его движении в среде с препятствиями;
- изменчивости внешней среды, с присутствующими подвижными и неподвижными препятствиями.

В этом случае при разработке математических моделей должны быть обеспечены корректное моделирование пространственных перемещений мобильного робота и препятствий. Интервалы времени, через которые будут вычисляться изменения параметров объектов моделирования могут быть не постоянными. Динамика движения может быть описана в упрощенном виде, поскольку исследование процессов изменения моментов, сил, ускорений и силовых взаимодействий робота и препятствий не является задачей данного моделирования. Однако, при моделировании должна быть обеспечена возможность определения положений робота и препятствий через определенные интервалы времени. Это позволит реагировать на траекторные перемещения объектов, оценивать вероятности их столкновения и моделировать процессы маневрирования. Таким образом, для проведения исследований требовалось разработать комплекс вспомогательных программ и программ моделирования, обеспечивающих проведение численных экспериментов с

использованием математических моделей. Имитационные модели движения мобильного робота в недетерминированных условиях при наличии неподвижных и подвижных препятствий должны обеспечивать дискретно-непрерывный режим моделирования с учетом формируемых программным образом решений и управлений. Также одна из моделей должна быть основана на разработанном методе планирования траекторий объезда препятствий мобильным роботом на основе прогноза событий и при использовании нейронной сети, определяющей параметры движения объезда. При разработке и практической реализации имитационной модели движений (перемещений) мобильного робота и подвижных препятствий модельное время изменяется дискретно, на величину времени прогноза событий. При прогнозе столкновения или реализации иных событий (например, необходимость изменения направления движения мобильного робота) модельное время изменялось по факту принятия решения (не кратно времени прогноза). Для решения задач данной диссертационной работы в процессе имитационного моделирования были реализованы:

- Функциональные модели мобильного робота, реализующие различные алгоритмы принятия решений и управления роботом при его движении по траектории;
- Модели алгоритмов оценки ситуаций и возможного столкновения робота с препятствием при его движении по запланированной траектории;
- Модели процессов внешней среды, реализующие стохастический характер движения подвижных препятствий [148, 149, 150];
- Дискретно-непрерывный процесс, имитирующий работу сенсорно-информационной системы робота, предоставляющей «обновленную информацию» о препятствиях через соответствующий интервал времени;

При разработке моделей мобильного робота сделаны некоторые упрощения и допущения:

1. Робот рассматривался как твердое тело независимо от наличия шарниров и степеней свободы его механизмов.
2. Плоскость, на которой происходит перемещения робота рассматривается как горизонтальная.
3. Движение робота представляет собой чистое качение без заноса или проскальзывания между колесами и поверхностью, по которой он движется.
4. Во время движения колесо и горизонтальная плоскость соприкасаются в точке.
5. При определении точки объезда задачи сопряжения фрагментов траекторий с учетом кинематических возможностей робота не решались, так как решение диссертационных задач не рассматривалось для какого-то конкретно робота, его кинематической схемы и особенностей конструкции.

Задачами, которые решались для обеспечения моделирования:

- Выполнена разработка имитационной модели движения мобильного робота в недетерминированных условиях при наличии неподвижных и подвижных препятствий;
- Реализована имитационная модель, обеспечивающая дискретно-непрерывный режим моделирования с учетом действующих ограничений на процессы получения информации об объектах ближней зоны мобильного робота;
- Разработан метод имитационного моделирования траекторного движения мобильного робота в среде с подвижными и неподвижными препятствиями, выполняющей прогнозирование возможных столкновений и использование нейронной сети для определения точки объезда и параметров объезда с целью избежания столкновения.

Цели моделирования определены следующим образом – проверка эффективности разработанных в диссертации методов планирования траектории движения мобильного робота, в ближней зоне которого имеются статические и динамические препятствия обладающих стохастичностью своих параметров. Для таких условий характерна неполнота информации об объектах ближней зоны, которая предоставляется бортовой измерительной системой. Важным является при имитационном моделировании обеспечить «периодичность» обновления сенсорной информации о препятствиях. В сочетании с методом оценки вероятности столкновения на некотором интервале прогнозирования и методов оценки параметров препятствий, имитационная модель обеспечит адекватность изменения ситуации в ближней зоне робота, при его движении к целевой точке [151].

Задачи, которые требуется решать с помощью математического моделирования сформулированы следующим образом:

1. моделировать движение мобильного робота на плоской поверхности, при этом скорость и направление движения мобильного робота могут изменяться (программно) во время моделирования;
2. моделировать нахождение на поверхности объектов, являющихся для мобильного робота неподвижными или подвижными препятствиями, скорость и направление движения которых могут программно изменяться;
3. Моделировать изменение случайным образом скоростей и направлений движения подвижных препятствий во время моделирования, при этом считая закон распределения случайных величин нормальным, и параметры этих законов известными;

4. Изменять (в начале моделирования) исходное положение робота и положение целевой точки, к которой ему необходимо переместиться;
5. В целях анализа, сравнения и апробации алгоритмов управления, модель должна обеспечивать многократное «повторение некоторых случайных траекторий движения препятствий» при реализации различных законов движения робота (алгоритмов управления);
6. Генерировать траектории движения мобильного робота к целевой точке с учетом известных параметров препятствий и их расположения;
7. Оценивать возможное расположение объектов на сцене и вероятности столкновения мобильного робота с неподвижными или подвижными препятствиями на заданном интервале времени;
8. Моделировать решение задач выбора вариантов объезда неподвижных и подвижных препятствий и управлять движением робота при объезде;
9. Моделировать движение робота к целевой точке по алгоритмам на основе наиболее распространенных методов планирования траекторий, с определением критериев для сравнения эффективности разных методов;
10. Моделировать движение робота к целевой точке на основе методов, разработанных в диссертационной работе, с определением критериев для сравнения эффективности разных методов.

4.1. Разработка имитационной модели движения МР на основе нейросетевого решения

Рассматривая различные возможные ситуации при движении мобильного робота к целевой или промежуточной точке, при разработке имитационной модели приняты некоторые допущения характерные для реальных робототехнических систем. В частности, предполагается, что имеется некоторая априорная информация о препятствиях, что позволяет до начала движения определить путь для достижения целевой точки. Случайный характер движения подвижных препятствий обуславливает необходимость прогнозирования. По мере движения робота по траектории вероятность столкновения может увеличиваться [152, 153, 154, 155]. В имитационной модели должно быть реализовано имеющееся на практике взаимодействие между системой управления/принятия решений и информационно сенсорной подсистемой, которая определяет параметры препятствий в ближней зоне робота и обновляет эти значения для системы управления

через некоторый интервал времени. При создании имитационных моделей учитывались задачи, решение которых должно быть получено с использованием модели:

- проверка методов планирования траекторий движения мобильного робота в среде со статическими и динамическими препятствиями в условиях неопределенности движения препятствий;
- проверка методов управления траекторным движением мобильного робота с учетом изменяющейся текущей обстановки;
- оценка эффективности (на основе вычислительного эксперимента) различных методов планирования траекторий и управления движением мобильного робота при объезде препятствий.

В основе дискретно-непрерывной имитационной модели движения робота в рабочей области с учетом стохастичности параметров препятствий положен разработанный метод планирования траектории движения мобильного робота в зоне объезда препятствия. В модели реализованы возможности:

- подвижные препятствия могут изменять направление своего движения случайным образом;
- параметры закона распределения направления движения препятствия описаны математическим ожиданием случайной величины M_{doi} , среднеквадратическим отклонением $\mathfrak{S}_{doi}$, и дисперсией направления движения D_{doi} ;
- параметры закона распределения скорости движения препятствия определены и описаны математическим ожиданием случайной величины и среднеквадратическим отклонением;
- координаты расположения и вектор скорости каждого препятствия в ближней зоне робота доступны для измерения через некоторый интервал времени $t_{изм}$.
- ошибки измерения направления, скорости движения препятствий на интервале моделирования не изменяют закона распределения случайных величин, который остается нормальным.

Указанное ранее справедливо в предположении, что системой управления робота осуществляется мониторинг области, где происходит движение робота. В ходе такого мониторинга выполняется оценка текущего положения препятствия и параметров его движения, в предположении что вектор скорости может быть описан нормальным законом распределения. Следует отметить, что для системы управления робота информация о препятствиях обновляется через интервал времени $t_{изм}$, который превышает интервал времени принятия решений о параметрах движения робота. t_p . Для пояснения работы этой имитационной модели рассмотрим движение робота к целевой точке с координатами X_g, Y_g в условиях неподвижных и подвижных препятствий.

Каждое препятствие определено своими координатами X_{doi} , Y_{doi} и параметрами движения V_{doi} , M_{doi} , D_{doi} , ς_{doi} . Где V_{doi} – текущая оценка скорости движения каждого препятствия, M_{doi} , D_{doi} , ς_{doi} – математическое ожидание, дисперсия и среднеквадратическое отклонение направления движения каждого подвижного препятствия [156, 157]. Будем понимать под интервалом времени прогнозирования некоторый интервал времени t_0 для которого будет выполняться прогноз движения препятствий и оцениваться вероятность столкновения с ними мобильного робота. Поясним логику принятия решений и действий робота на примере расположения объектов в рабочей области, показанном на рисунке 4.1.

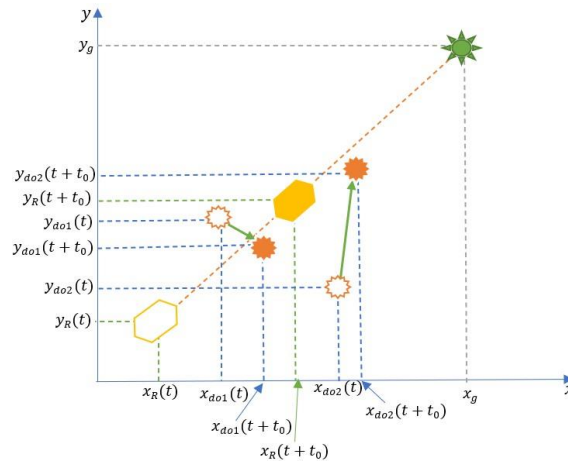


Рис. 4.1. Расположение мобильного робота и препятствий на интервале времени t_0

Светлыми окружностями обозначены начальные положения препятствий, темными – положения препятствий в конце интервала прогнозирования t_0 . Конечное положение препятствий определяется как результат их движения с вероятностными характеристиками, известными в момент времени t . Чем больше будет интервал времени прогноза t_0 , тем меньше надежность прогноза. Следовательно, возрастает вероятность не обнаружения возможного столкновения. Однако, уменьшение прогнозируемого интервала значительно меньше величины $t_{изм}$ не целесообразно из-за возрастания вычислительных издержек системы управления без соответствующего роста качества планирования движения робота. В общем случае выбор значения t_0 зависит от скоростных и динамических характеристик робота, имеющегося времени $t_{изм}$ информационно-измерительной подсистемы. Логика реализованного метода планирования и движения робота к целевой точке иллюстрируется алгоритмом, приведенном на рисунке 4.2. В момент времени t , на основе текущих данных о расположении целевой (промежуточной) точки, робота, препятствий и параметров их движения выполняется оценка положения препятствий к моменту времени $t + t_0$. Для робота прогнозируется

его положение в момент времени $t + t_0$. Движение робота на интервале времени t_0 произойдет без столкновений с препятствиями, если при перемещениях робота и препятствий выполняются условия

$$R_r + r_{oi} < \sqrt{((x_r - x_{oi})^2 + (y_r - y_{oi})^2)} \quad (4.1)$$

Где R_r – радиус зоны безопасности вокруг робота, r_{oi} – радиус зоны безопасности вокруг соответствующего препятствия, x_r, y_r – текущие координаты робота, x_{oi}, y_{oi} – координаты препятствий. Если существует вероятность столкновения робота, то вызывается приложение, реализующее нейронную сеть, которая определяет параметры движения робота в точку объезда для избежания столкновения. Этими параметрами являются скорость, направление движения робота и время движения до точки объезда.

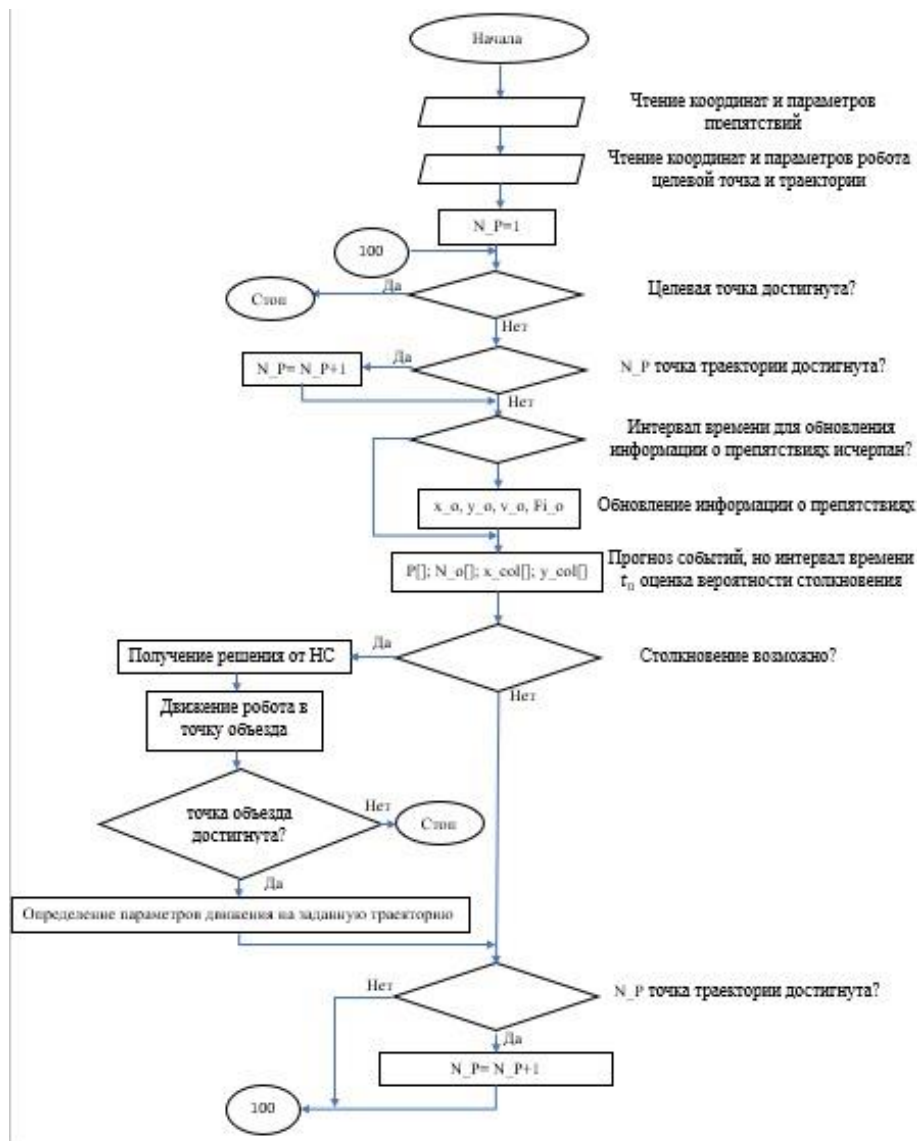


Рис. 4.2. Общий алгоритм достижения целевой точки

Если в точку объезда робот переместился без столкновения, то система управления робота выполняет вычисление параметров движения для возврата на предыдущий траекторный участок или в траекторную точку. Обобщенный алгоритм, реализуемый системой управления робота (при моделировании) приведен в Приложении 1. Варианты движения робота при вероятности столкновения с неподвижным или подвижным препятствиями иллюстрируются рисунками 4.3 и 4.4.

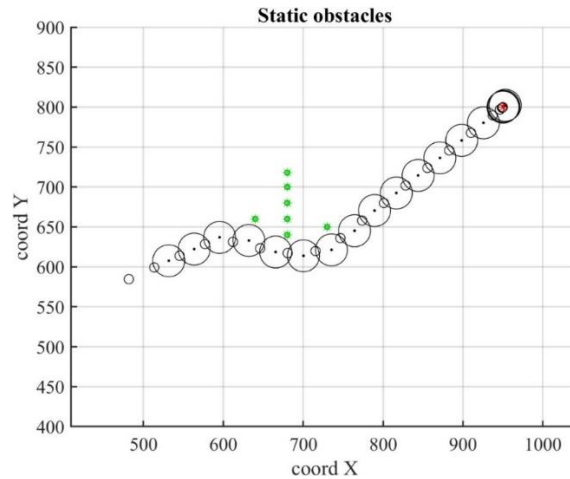


Рис. 4.3. Движение по траектории с объездом статических препятствий

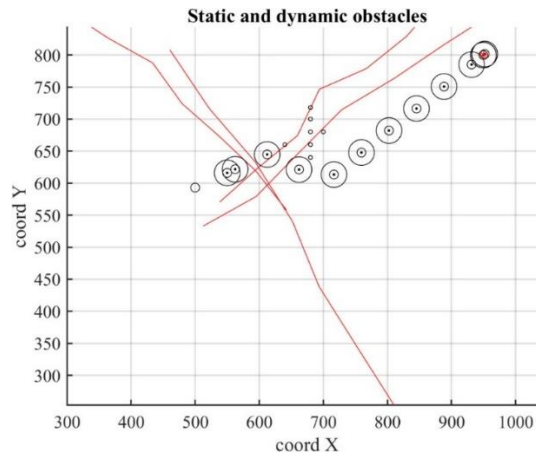


Рис. 4.4. Движение по траектории с объездом динамического и статических препятствий

Из рисунка 4.4 видно, что на втором интервале планирования, была определена возможность столкновения робота с подвижным препятствием, движущимся из начальной точки $x=650$, $y=560$. Для предотвращения столкновения с помощью нейросетей сети были вычислены параметры движения для объезда, скорость робота была уменьшена. На следующем траекторном интервале, очередная оценка возможности столкновения определила возможность столкновения и был выполнен объезд неподвижных препятствий. Реализация предложенного метода планирования движений робота для избежания столкновений основана на прогнозных оценках вероятности столкновения и нейросетевого планирования движения робота в точку объезда. Разработанные

решения позволяют задавать величину зоны безопасности при планировании траектории движения робота и при необходимости изменять ее в зависимости от принятого времени прогнозирования [157]. Обездвиженных препятствий осуществляется наилучшим образом при минимизации времени движения к целевой точке. В диссертационной работе задачи объезда препятствий рассматриваются в контексте стохастичности параметров препятствий и допустимых ошибках обновляющейся информации о препятствиях. Для проверки эффективности планирования движений робота при объезде препятствий была разработана имитационная модель (Matlab, Coppelisim), алгоритмически реализовавшая процессы измерения параметров препятствий в ближней зоне робота, оценке возможности столкновения МР, определенном на интервале времени прогнозирования, движение робота по заданной траектории или для выполнения объезда. Модель реализует стохастичность движения препятствий и использует для определения параметров движения при объезде обученную нейронную сеть. Таким образом, разработке подлежит имитационная модель, реализующая планирование траектории движения мобильного робота в среде с неподвижными и подвижными препятствиями в зоне возможного столкновения робота и препятствия. Имитационная модель должна реализовывать дискретно-непрерывный процесс получения (обновления) информации об объектах ближней зоны, а также прогнозирование вероятности возможного столкновения. Определение движения для избежания столкновения и объезда препятствия будет выполняться обученной нейронной сетью. Имитационная модель, соответствующая сформированным требованиям для решения поставленных задач создана в среде Matlab. Ее функционирование обеспечивается рядом вспомогательных программ. Основные из этих программ приведены в Приложении 1, 2, 3, 4.

4.2. Разработка имитационной модели движения МР на основе потенциальных функций

Для планирования траекторий движения в недетерминированных условиях известны методы, основанные на взаимодействии потенциальных полей. Методы используются достаточно широко как для двухмерных, так и для трехмерных случаев. При использовании этих методов, движение планируется вдоль линий векторного поля, значения которого определяются расположением препятствий. В качестве потенциальных функций наиболее часто используются:

- виртуальное силовое поле;
- Ньютоновское потенциальное поле;
- супербиквадратное потенциальное поле;

- гармоническое векторное поле.

Для реализации в математической модели метода планирования траектории движения на основе потенциальных полей, были рассмотрены векторные поля притяжения робота к целевой точке и отталкивания от препятствий, каждое из которых создает свое поле. Робот при этом рассматривался как материальная точка. Потенциальная функция может быть записана в виде [158, 159].

$$U(q) = U_{att}(q) + \sum U_{rep\ i}(q) \quad (4.2)$$

Где $U_{att}(q)$ – притягивающая потенциальная функция, заданная для точки q ; $\sum U_{rep\ i}(q)$ – слагаемые отталкивающей потенциальной функции, соответствующие отдельным препятствиям. Притягивающая потенциальная функция может быть задана как

$$U_{att}(q) = \frac{1}{2} k_p (q - q_g)^2 \quad (4.3)$$

где k_p – коэффициент притяжения, порождает векторное поле антиградиента;

q - потенциал заданный мобильному роботу;

q_g – действующий потенциал целевой точки.

$$F_{att}(q) = -\nabla U_{att}(q) = -k_p (q - q_g) \quad (4.4)$$

Для каждого i -го препятствия потенциальная функция может быть описана как

$$U_{rep\ i}(q) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{ri} \left(\frac{1}{\rho_i} - \frac{1}{\rho_{oi}} \right)^2 (q - q_g)^n & \rho \leq \rho_o \\ 0 & \rho > \rho_o \end{cases} \quad (4.5)$$

$$F_{rep\ i}(q) = \begin{cases} F_{rep,i}^1 n_1 + F_{rep,i}^2 n_2 & \rho \leq \rho_o \\ 0 & \rho > \rho_o \end{cases} \quad (4.6)$$

Суперпозиция векторной суммы, притягивающей и отталкивающих сил определяет направление движения робота, при этом он объезжает препятствия и движется к целевой точке. Для алгоритмов, реализующим методы на основе потенциальных полей характерны такие проблемы, как возможность попадания робота в локальные минимумы между препятствиями, а также возможность «осцилляций траектории». Для проверки функционирования математической модели движения мобильного робота к целевой точке на основе метода потенциальных функций, были выполнен ряд

экспериментов. Выполненное моделирование процессов движения мобильного робота на основе потенциальных полей позволяют сделать следующие выводы.

1. Имитационная модель реализует метод планирования траектории движения мобильного робота в среде с препятствиями на основе потенциальных функций.
2. Качество/эффективность управления движением мобильного робота существенно зависят от выбора параметров в уравнениях потенциальных функций.
3. В экспериментах с моделью определена ее ограниченная применимость при наличии подвижных препятствий;
4. В предварительных экспериментах с моделью подтверждена возможность попадания робота в «потенциальную яму», что характерно для методов на основе потенциальных функций.

Не смотря на известные недостатки, вариации метода потенциальных полей для управления роботами часто применяются на практике. Это объясняется его «адаптивностью» при изменении внешних условий и отсутствием повышенных требований к вычислительным ресурсам системы управления.

4.3. Разработка имитационной модели движения робота на основе метода A^*

При разработке математической модели управления движением робота на основе метода планирования A^* , были использованы известные алгоритмы, основанные на разбиении рабочего пространства на ячейки, статус которых «свободна/занята» используется при поиске пути к целевой точке. Поскольку большой размер ячейки пространства значительно снижает возможность нахождения пути, а слишком малый может критически увеличить время поиска наилучшей траектории, то необходимо обосновано выбрать этот размер. В модели выполняется поиск пути, обладающий «наименьшей стоимостью» при движении от исходного положения робота к целевой точке. Для этого строился граф, дуги которого определяли возможность перехода из одной ячейки в другую. Для вычисления оптимального пути алгоритм использует два параметра рассчитываемых для каждого узла: наименьший путь $G(v)$ от заданной вершины до конечной и эвристическую оценку расстояния $H(v)$. На рисунке 4.5 показан вариант решения задачи поиска пути для перемещения робота из исходного положения в целевую точку с помощью алгоритма A^* [33, 42, 43, 44].

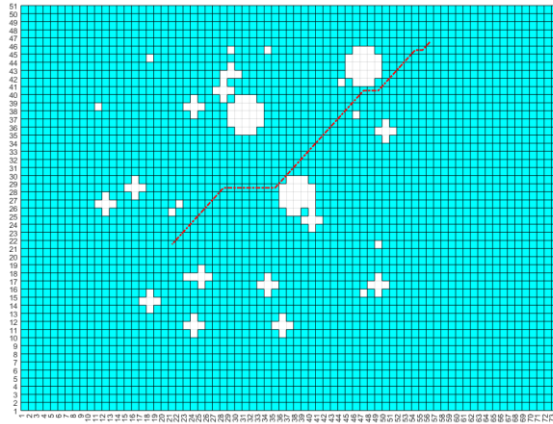


Рис. 4.5 Траектория движения мобильного робота в целевую точку

При наличии доступного пути в целевую точку с помощью алгоритма A^* он будет найден. Однако, при наличии движущихся препятствий, перемещение робота по найденной траектории может привести к столкновению. Для избежания столкновений, роботу необходимо контролировать наличие препятствий в ближней зоне и выполнять их объезд. Широкое применение на практике метода A^* и его модификаций обусловлено алгоритмической эффективностью решения задач поиска траектории движения робота. Характерные недостатки часто пытаются компенсировать, объединяя «глобальный» поиск пути на основе A^* с «локальными» решениями. Общий алгоритм работы имитационной модели на основе метода A^* приведен в Приложении 2. Проверка работоспособности имитационной модели движения мобильного робота на основе метода A^* показала, что формируемая им траектория движения к целевой точке соответствует критериям «кратчайшего пути». Движение робота по этой траектории в условиях подвижных препятствий может приводить к столкновениям. Время поиска пути может быть значительным с точки зрения скорости изменения обстановки в ближней зоне робота.

4.4. Сравнительное моделирование методов управления движением МР при объезде препятствий

Для сравнения различных методов планирования и управления движением мобильного робота были проведены эксперименты с использованием виртуальных моделей, реализующих в среде CoppeliaSim движение мобильного робота на основе метода потенциальных полей, на основе метода A^* и на основе предложенного в данной работе метода планирования и управления движением робота. Для возможности сравнения результатов, при моделировании на основе каждого из описанных методов, были использованы одинаковые наборы данных, описывающие расположение и параметры препятствий, а также движения подвижных препятствий. Наблюдаемыми результатами

имитационного моделирования являются события столкновения робота с препятствиями. Это событие обнаруживается в программе управления движениями робота при сокращении расстояния между роботом и каким-либо препятствием менее чем на $0.5(R_r + R_o)$, где R_r – радиус зоны безопасности робота, R_o – «радиус» препятствия, с которым сблизился робот. Расстояние определяется между координатами центров робота и препятствия. При «столкновении» процесс моделирования останавливается. Если мобильный робот достиг целевой точки, то в протоколе моделирования фиксируется время, затраченное на достижение целевой точки и пройденный роботом путь. Это позволяет сравнить разработанный метод планирования действий и управления движением мобильного робота в условиях препятствий, параметры движения которых изменяются случайным образом, с результатами, полученными при использовании других методов принятия решений и управления движением в среде с препятствиями. Численное моделирование выполнялось для различного количества препятствий в зоне движения робота, а также при различных диапазонах возможных скоростей динамических препятствий. Для возможности сравнения работы различных методов планирования и управления движением МР к целевой точке были проведенные эксперименты, при моделировании на основе каждого из реализованных методов, были использованы одинаковые наборы данных, описывающие расположение и параметры препятствий, а также траектории движения подвижных препятствий. Эксперименты выполнялись для разработанного метода планирования действий и управления движением мобильного робота, а также для методов управления на основе потенциальных функций и с использованием алгоритма A^* . В таблице 3 показаны результаты имитационного моделирования движения мобильного робота в целевую точку на основе трех разных методов. Количество, размеры, расположение и траектории движения препятствий были одинаковыми для каждого метода в каждом сопоставлявшемся эксперименте. В таблице 3 показаны результаты для следующих условий – размер рабочей зоны 30x30 метров, количество неподвижных препятствий 10, количество подвижных препятствий 10, скорость движения подвижных препятствий – до 1.5 м/с. Скорость движения робота задавалась равной 1м/с. Размер робота ограничен окружностью радиусом 0.4 метра. В таблице 4 приведены результаты для того же количества препятствий, но скорость подвижных могла достигать 3 м/с. В других испытаниях изменялось количество препятствий (10 неподвижных / 15 подвижных) и 10/20. Для каждого соотношения задавался тот-же диапазон скоростей – до 1.5 м/с и до 3 м/с. Начальное положение робота и его скорость, а также положение целевой точки в экспериментах не менялись. В таблицах в строках А указано наличие/отсутствие столкновений, в строках Б – время, затраченное роботом на перемещение в целевую точку, В – путь, пройденный роботом. В строках «Сравнение

...» указано отношение времени достижения целевой точки для соответствующих методов. Результаты имитационного моделирования движения робота в целевую точку для 10 вариантов расположения и параметров движения препятствий

Таблица 4.1

Рабочая зона 30мх30м. Количество подвижных препятствий – 10. Количество неподвижных препятствий – 10. Размеры неподвижных препятствий от 0.5м до 2 м. Размеры подвижных препятствий от 0.3м до 1.3 м. Скорости подвижных препятствий – до 1.5 м/с												
			Результаты имитационного моделирования									
1	Метод на основе алгоритма А*	А	нет	нет	да	нет	да	нет	да	нет	нет	да
		Б	49.9	49.9	21	49.8	21	49.8	49.8	49.9	49.9	7.4
		В	44.9	44.9	19	44.8	18.9	44.8	44.8	44.9	44.9	6.7
2	Метод потенциальных полей	А	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет
		Б	49	57	48.9	49	54	48	48	47.7	49	49
		В	44	51.5	44	44	49	43	43	42	43.8	44
3	Метод на основе прогноза и НС планирования	А	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет
		Б	49.9	51	49.9	48	50	47	49.8	49.9	49.9	48.6
		В	44.9	48	44.9	45	45	44	44	44.9	44.9	43.8
	Сравнение методов 1/3		1	0.98		1.04		1.05		1	1	
	Сравнение методов 2/3		0.98	1.1	0.98	1.04	1.08	1.02	0.9	0.96	0.98	1

Результаты имитационного моделирования

Таблица 4.2

Рабочая зона 30мх30м. Количество неподвижных препятствий – 10. Количество подвижных препятствий – 10. Размеры неподвижных препятствий от 0.5м до 2 м. Размеры подвижных препятствий от 0.3м до 1.3 м. Скорости подвижных препятствий – до 3 м/с												
			Результаты имитационного моделирования									
1	Метод на основе алгоритма А*	А	да	да	нет	да	да	да	нет	нет	нет	да
		Б	28	1.2	50	0.1	8.2	26.7	49.9	49.9	49.8	0.1

		В	25	1	45	0.08	7.3	24	44.9	44.9	44.8	0.08
2	Метод потенциальных полей	А	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет
		Б	50	52	51	50	52.8	53	53.2	49.9	51	53
		В	45	44	44	44	47.5	46	47.8	44.9	45	44
3	Метод на основе прогноза и НС планирования	А	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет	нет
		Б	49.8	50.8	49.9	49.9	52	51	49.9	48	49.8	50
		В	44.8	45.9	44.9	44.9	46	46.6	44.9	43.9	44.8	45
	Сравнение методов 1/3				1				1	1.04	1	
	Сравнение методов 2/3		1	1	1.02	1	1	1	1.1	1.04	1.02	1.06

Как следует из данных таблицы 4.1, при 10 неподвижных и десяти подвижных препятствиях, скорость которых могла достигать 1.5 м/с, все перемещения на основе потенциальных полей и на основе разработанных методов закончились в целевой точке. При движении робота на основе алгоритма А*, в 4 случаях движение закончилось столкновением. Сравнивая затраченное время, заключаем, что разработанный метод близок по эффективности к методу А*, но всегда обеспечивал достижение целевой точки. По сравнению с методом на основе потенциальных функций можно сказать, что эффективность разработанного метода немногим ниже. При том же количестве препятствий, но увеличении скорости подвижных препятствий до 3 м/с результаты изменяются (табл. 4). Как видно в таблице 4, из 10 испытаний, для метода А* произошло 6 столкновений, два других метода всегда достигали целевую точку, а соотношение времени перемещения уже немного лучше для разработанного метода планирования и управления движением мобильного робота. С целью определения тенденций в изменении показателей эффективности различных методов планирования и управления движениями мобильного робота в целевую точку, были проведены серии экспериментов с вариацией количества препятствий и скорости их движения. Усредненные показатели приведены в таблице 4.7. В таблицах 4.3,4.4,4.5,4.6 приведены результаты моделирования, при котором изменялось количество и скорость движения препятствий.

Результаты имитационного моделирования

Таблица 4.3

Рабочая зона 30мх30м. Количество неподвижных препятствий – 10. Количество подвижных препятствий – 15. Размеры неподвижных препятствий от 0.5м до 2 м. Размеры подвижных препятствий от 0.3м до 1.3 м. Скорости подвижных препятствий – до 1.5 м/с

			Результаты имитационного моделирования									
1	Метод на основе алгоритма А*	А	Нет	Нет	да	да	да	Нет	Нет	Нет	Нет	да
		Б	49.8	49.8	21	0.1	12	49.8	49.9	49.8	49.9	27
		В	44.8	44.8	19	0.08	10.8	44.8	44.9	44.8	44.9	24
2	Метод потенциальных полей	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	52	54	61.5	49.8	54.5	61	50	59	52	51
		В	47	48.7	55	44	47	56	46	53	47	47
3	Метод на основе прогноза и НС планирования	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	48	49.8	54	48	49	48	48.9	49	49	49
		В	44	44.8	48.6	44	46	44	44	44	44	44
	Сравнение методов 1/3		1	1				1	1	1	1	
	Сравнение методов 2/3		1	1.1	1.14	1	1.11	1.16	1	1.21	1.06	1.04

Результаты имитационного моделирования

Таблица 4.4

Рабочая зона 30мх30м. Количество неподвижных препятствий – 10. Количество подвижных препятствий – 15. Размеры неподвижных препятствий от 0.5м до 2 м. Размеры подвижных препятствий от 0.3м до 1.3 м. Скорости подвижных препятствий – до 3 м/с												
			Результаты имитационного моделирования									
1	Метод на основе алгоритма А*	А	да	да	да	да	да	да	да	да	Нет	Нет
		Б	0.5	14	29	9.7	21	47	16	6.8	50	50
		В	0.4	13	26	8.7	19	42	14	6	45	45
2	Метод потенциальных полей	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	да	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	51.6	48	48	51	59	55	49	50	49	50
		В	45	43	42.9	46	53	50	44	45	44	45
3	Метод на основе прогноза и НС планирования	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	49.7	47	47	50	50	52	48	48	48	50
		В	44.9	43	43	46	45	45	43	46	44	44
	Сравнение методов 1/3										1.04	1
	Сравнение методов 2/3		1.03	1.02	1.02	1.11	1.18	1.06	1.02	1.04	1.02	1

Рабочая зона 30мх30м. Количество неподвижных препятствий – 10. Количество подвижных препятствий – 20 Размеры неподвижных препятствий от 0.5м до 2 м. Размеры подвижных препятствий от 0.3м до 1.3 м Скорости подвижных препятствий – до 1.5 м/с												
			Результаты имитационного моделирования									
1	Метод на основе алгоритма А*	А	да	да	да	да	да	Нет	да	Нет	да	да
		Б	9.4	18	6	37	16	50	9.7	50	39	0.6
		В	8.4	16	5	33	14	45	8.7	45	35	0.5
2	Метод потенциальных полей	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	69	59	56	49	69	50	56	62	50	94
		В	62	53	51	44	62	45	50	56	44	85
3	Метод на основе прогноза и НС планирования	А	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
		Б	60	52	51	48	51	50	52	49	49	63
		В	50	47	48	44	45	45	46	44	44	56
	Сравнение методов 1/3							1		1.02		
	Сравнение методов 2/3		1.15	1.13	1.1	1.02	1.35	1	1.08	1.27	1.02	1.5

Таблица 4.6

[illegible]

Метод на основе прогноза и НС планирования	Б	51	51	49	50	48	48	50	55	49	56
	В	47	45	44	47	44	45	45	48	45	49
Сравнение методов 1/3						1.04		1			
Сравнение методов 2/3		1.02	1.02	1.02	1.04	1.02	1.04	0.98	1.09	1.02	1.04

По условиям моделирования, метод, разработанный в диссертации, использует глобальную траекторию движения, сформированную алгоритмом A^* до начала движения мобильного робота. Но при обнаружении вероятности столкновения, для его избежания, планируется движение объезда с использованием нейронной сети, что позволяет избежать столкновения и продолжить перемещение к целевой точке. Проведенные эксперименты соответствовали по параметрам и логике событий реальным условиям перемещения мобильного робота при наличии статических и динамических препятствий.

Оценка эффективности методов

Таблица 4.7

Условия эксперимента в	Количество столкновений			Оценка эффективности	
	Метод на основе A^*	Метод на основе потенциальных полей	Разработанный метод	Разработанный метод по сравнению с A^* t_{A^*}/t_{NN}	Разработанный метод по сравнению с методом потенциальных полей t_{Pot}/t_{NN}
10/10, $V_{max}=1.5$ м/с	1	0	0	1.01	0.90
10/10, $V_{max}=3$ м/с	6	0	0	1.01	1.02
10/15, $V_{max}=1.5$ м/с	4	0	0	1	1.15
10/15, $V_{max}=3$ м/с	8	1	0	1.01	1.18
10/20, $V_{max}=1.5$ м/с	8	0	0	1.01	1.16
10/20, $V_{max}=3$ м/с	8	0	0	1.02	1.21

На основе результатов этой серии экспериментов можно заключить, что в условиях динамически изменяющейся среды (наличие подвижных препятствий) управление движением

робота на основе рассчитанных с использованием метода A^* траекторий может приводить к столкновению. При увеличении количества подвижных препятствий, их скорости и «расстояния» до целевой точки вероятность столкновения в имитационных экспериментах достигала 80 процентов. При использовании метода потенциальных полей для управления движением МР в условиях с динамическими и статическими препятствиями имитационное моделирование показало, что в реализованных условиях метод обеспечил движение в целевую точку практически без столкновений (было 1 столкновение). По критериям длины пройденного пути до целевой точки и затраченного времени этот метод близок к результатам A^* . Случай столкновения при движении робота на основе метода потенциальных полей имел место, поскольку в некоторых сценах робот двигался очень близко к препятствию. Движение робота с использованием разработанной методики – прогноз возможного столкновения, принятие решения, нейросетевое определение параметров движения для объезда, как и ранее описанные методы обеспечивает достижение целевой точки. Сравнивая результаты для предложенного метода и A^* , можно заключать, что они обладают одинаковой эффективностью по критерию затраченного времени, но значительно эффективнее по критерию количества столкновений. Выполненные эксперименты показали, что и разработанная методика, и метод на основе потенциальных полей обеспечивают движение мобильного в целевую точку без столкновений. Однако, длина траектории движения и время, затраченное на достижение целевой точки при использовании разработанной методики лучше. При увеличении количества препятствий и их скоростей преимущество может увеличиваться. Необходимо отметить, что описанные выше исследования процессов движения робота в среде с препятствиями осуществлялись на поле размером 30 на 30 метров. Весь путь движения робота в целевую точку занимает «значительное» время, а события, где реализуются действия для избежания столкновения с препятствием занимает небольшое время. При этом количество препятствий, определяющих «поведение» робота ограничивается его ближней зоной (на интервале времени выполнения объезда). Для того, чтобы до минимума уменьшить влияние на такие показатели качества как время, затраченное на предотвращение столкновения и длину пройденного пути, были сформулированы условия проведения другой серии испытаний следующим образом.

Размер рабочей зоны ограничен зоной ± 3 метра от робота, количество препятствий в этой зоне не более 6 из них часть – неподвижных, а часть подвижных. Как и ранее, параметры препятствий должны генерироваться случайным образом. Диапазон допустимых размеров препятствий, их скоростей соответствует условиям проведения предыдущих экспериментов. Методика проведения следующая. Генерировалось большое количество сцен, с расположенными препятствиями и их

параметрами, а также координатой точки, куда движется мобильный робот. Скорость робота и его размер соответствуют условиям предыдущей серии экспериментов. Устанавливается время моделирования. Для каждой сцены, на интервале времени моделирования реализуется «случайный» характер движения препятствий, соответствующий заданным параметрам распределения. В протокол моделирования движения препятствий, с интервалом времени $d_t = 0,1$ секунды записываются координаты и параметра движения всех препятствий. Этот протокол является основой возможности моделировать случайный характер движения препятствий для различных моделей управления роботом. Каждая имитационная модель движения робота (использующая A^* или метод потенциальных полей или разработанный метод) при моделировании движения робота на конкретной сцене, считывает из соответствующего протокола положение и параметра движения препятствий, но только с дискретностью обновления этой информации $t_i = 0,1$ секунды. Принятое значение t_i соответствует времени, которое затрачивается сенсорно-информационной системой «физического» робота на обработку сигналов датчиков и обновление для системы управления роботом данных о препятствиях в ближней зоне робота. Таким образом, используя таким образом подготовленный протокол изменения параметров препятствий и получая информацию о препятствиях только с одной и той же для всех имитационных моделей дискретностью t_i , возможно моделировать принятие решений и управление движением робота на основе различных алгоритмов. При этом для алгоритмов принятия решения и управления движением и параметра препятствий являются стохастическими. На основе сгенерированных сцен выполнено имитационное моделирование движения робота в заданную на сцене точку. Исследовались методы управления на основе потенциальных полей, на основе A^* и на основе разработанного в диссертации метода. Результаты моделирования сведены в таблицы. Форма таблицы сравнения результатов для A^* и потенциальных функций, а также фрагмент данных приведена ниже.

Результаты имитационного моделирования (фрагмент)

Таблица 4.8

Метод/ Сцена	Алгоритм A^*			Метод потенциальных полей Pot				Соотношение t_{Pot}/t_{A^*}
	f_coll	V_{A^*}	time	f_coll	flg_brake	V_{Pot}	time	
4000	0	0.112	125.883	0	0	0.112	121.073	0.9618
4001	0	0.999	13.683	0	0	0.999	11.725	0.8569
4002	0	0.714	21.406	0	1	0.714	23.708	
4003	0	0.954	5.518	1	0	0.954	6.458	
4004	0	0.928	13.242	0	0	0.928	11.991	0.9055
4005	1	0.556	9.743	1	1	0.556	8.562	
4007	0	0.126	110.871	0	0	0.126	94.679	0.854
4008	0	0.596	11.349	0	1	0.596	2.273	

В таблице в колонке f_coll для этих методов отмечено наличие или отсутствие столкновения при движении робота в заданную точку под управлением соответствующего метода. Для управления с использованием метода потенциальных полей дополнительно введена колонка $flag_brake$. При попадании мобильного робота в «потенциальную яму» и заикливания алгоритма, моделирование прекращается и устанавливается соответствующий флаг $flag_brake=1$. В крайней правой колонке записаны значения соотношения времени, затраченного мобильным роботом для движения в заданную на этой конкретной сцене точку при использовании алгоритмов на основе A^* и на основе потенциальных функций. Эта оценка эффективности методов рассчитывалась только для тех экспериментов, в которых мобильный робот достиг заданную точку и при использовании A^* и при использовании метода потенциальных полей. Полностью таблица результатов этого эксперимента (сцены 4000 - 4100) приведена в Приложении 5. Суммарно, результаты этого эксперимента следующие. Использованы для сравнения сцены - 4000 – 4100. Анализ выполнялся для 95 сцен, поскольку 6 сцен были сгенерированы некорректно – в начальный момент времени одно из препятствий «накладывалось» на траекторную точку или робота в исходной позиции. Имитационное моделирование движения робота в траекторную точку на основе алгоритма A^* в 39 сценах закончилось столкновением. Без столкновений завершилось движение робота в 56 сценах. Из них только в 33 соответствующих сценах достижение роботом траекторной точки при использовании потенциальных функций завершилось без столкновений или попадания робота в «потенциальную яму». Именно для этих сцен, успешно завершившихся и для A^* и для метода потенциальных функций, рассчитаны соотношения времени, затраченного на достижение траекторной точки, в том числе объезд препятствия. В таблице 4.9 сведены полученные результаты. Среднее отношение соответствующих времен t_{Pot}/t_{A^*} для сцен, успешно завершенных обоими методами – 0.9098. Это означает, что метод потенциальных полей для достижения заданной траекторной точки на сцене затрачивал времени немного меньше, чем метод на основе A^* . Скорости движения робота в обоих случаях одинаковые.

Таблица 4.9

Показатель (сцены 4000 - 4100)	значение
Сцен со столкновениями (A^*)	39
Сцен без столкновений (всего, A^*)	56
Сцен без столкновений в тех же сценах, где нет столкновений и «потенциальных ям» для метода на основе потенциальных функций	33
Сцен со столкновениями (P_{ot})	30
Сцен с потенциальными ямами (P_{ot})	35

Сцен без столкновений (всего, P_{ot})	71
Среднее отношение соответствующих времен t_{Pot}/t_{A^*} (по 33 сценам)	0.9098

В Приложении 6 приведены результаты имитационного эксперимента по движению мобильного робота к траекторной точке с использованием обученной нейронной сети для определения параметров движения объезда препятствия при вероятности столкновения. В таблице 4.10 показана часть (фрагмент) таблицы из Приложения 6. В таблице указаны номер сцены, время, затраченное мобильным роботом для достижения заданной траекторной точки, скорость, с которой робот выполнял перемещения и соотношение времени, затраченного роботом при использовании нейронной сети и времени, затраченного при использовании A^* (из имитационного эксперимента Приложение 5).

Таблица 4.10

Stage	Time t_{NN}	V_{NN}	t_{NN}/t_{A^*}
4001	15.987	0.732	0.856
4002	92.552	0.141	0.854
4003	42.289	0.102	0.819
4004	12.076	0.891	0.876
4007	28.810	0.413	0.852
4008	5.750	0.884	0.751

Таблица 4.10 Фрагмент таблицы результатов имитационного эксперимента по движению МР с использованием нейронной сети для объезда препятствий. В таблице указаны номер сцены, для которой выполнено моделирование, время, затраченное МР для объезда препятствия и достижения заданной траекторной точки, а также отношение этого времени к времени, затраченному при использовании алгоритма A^* . Необходимо отметить, что время, затраченное при использовании нейронной сети для корректного сравнения различных методов, требует приведения. Это обусловлено тем, что скорость движения робота при использовании A^* и на основе потенциальных полей совпадают, но скорость движения робота при использовании нейронной сети иная. Для выполнения объезда и движения в точку объезда нейронная сеть определяет новое направление движения мобильного робота, его скорость движения и время движения с этой скоростью в точку объезда. Поэтому, для обеспечения сопоставимости результатов, вычисление отношения t_{NN}/t_{A^*} выполнялось следующим образом:

$$\left(\frac{t_{NN}}{t_{A^*}}\right)^* = t_{NN} * (V_{NN}/V_{A^*})/t_{A^*} \quad (4.7)$$

Полученные результаты сравнения эффективности применения разработанного в диссертации решения для объезда препятствий на основе нейронной сети с решениями на основе алгоритма A^* указаны для каждой сцены. Среднее отношение соответствующих времен t_{NN}/t_{A^*} для

всех успешно завершённых сцен – 0.806. Таким образом, на использованной выборке случайно сгенерированных сцен с подвижными и неподвижными препятствиями результаты, полученные с использованием метода потенциальных полей несколько лучше результатов, полученных на основе алгоритма A^* . Коэффициент сравнения 0.9098. При сравнении результатов, полученных с использованием нейронной сети и алгоритма A^* получен коэффициент сравнения 0.806. Это означает, что поиск параметров движения объезда, выполнение объезда эффективнее выполняется при использовании разработанного в диссертации метода, на основе нейронной сети. Для контроля полученных результатов и выводов, были проведены аналогичные эксперименты для других сцен. Результаты имитационного моделирования для сцен номер 6000 – 6100 приведены в Приложениях 7, 8. В таблице 4.11 сведены основные полученные значения.

Таблица 4.11

Показатель (сцены 6000 - 6100)	значение
Сцен со столкновениями (A^*)	31
Сцен без столкновений (всего, A^*)	62
Сцен без столкновений в тех же сценах, где нет столкновений и «потенциальных ям» для метода на основе потенциальных функций	31
Сцен со столкновениями (P_{ot})	25
Сцен с потенциальными ямами (P_{ot})	39
Сцен без столкновений (всего, P_{ot})	68
Среднее отношение соответствующих времен t_{Pot}/t_{A^*} (по 33 сценам)	0.9172

Среднее отношение времен t_{NN}/t_{A^*} для сцен из этого набора составило 0.805. Таким образом и в этой серии экспериментов применение разработанного в диссертации метода обеспечивает лучшую эффективность по сравнению с решениями на основе A^* или потенциальных полей.

Выводы по главе

В четвертой главе выполнена разработка необходимых математических моделей и выполнено имитационное моделирование процессов планирования и управления движениями МР при наличии статических и динамических препятствий. Определены требования к моделям, которые позволили провести оценку различных методов планирования и управления движением МР в зоне объезда препятствия. При постановке задач на разработку математических моделей были учтены условия, в которых осуществляется функционирование мобильных роботов. Также были учтены реальные возможности систем управления автономных роботов по получению информации о внешнем мире – наличии и параметрах препятствий в ближней зоне робота. Эффективность разработанных в

диссертации решений сопоставлялась с решениями на основе алгоритма A^* и метода потенциальных полей. При разработке виртуальной модели движения мобильного робота на базе метода потенциальных функций, было проведено ее тестирование и сделаны следующие выводы:

- эффективность управления движением МР на основе потенциальных полей существенно зависит от выбора параметров в уравнениях, определяющих силы притяжения и отталкивания;
- использование метода потенциальных полей при наличии подвижных и неподвижных препятствий может приводить к столкновениям, также имеется возможность попадания робота в «потенциальную яму».

В модели, реализующей предложенный в работе метод нейросетевого планирования параметров объезда реализованы следующие возможности:

- координаты и вектор скорости каждого препятствия в ближней зоне робота «обновляются в системе управления робота» через некоторый интервал времени $t_{изм}$ (время модельное).
- ошибки измерения положения и параметров движения препятствий не изменяют закона распределения случайных величин, который остается нормальным.

Указанные возможности справедливы в предположении, что системой управления робота осуществляется мониторинг области, где происходит движение робота. Разработанное для виртуального эксперимента программное обеспечение обеспечило для каждой группы экспериментов единые условия «случайного движения динамических препятствий», что позволило адекватно соотносить результаты моделирования и сделать заключения об эффективности методов. Для сравнения различных методов были проведены несколько серий численных экспериментов. Моделирование выполнялось для различного количества препятствий в зоне робота, а также при различных диапазонах возможных скоростей динамических препятствий. С использованием каждой из разработанных моделей имитировалось движение МР к целевой точке. Модель на основе потенциальных функций в глобальной траектории движения не нуждалась. Для двух других моделей выполнялось планирование глобальной траектории с использованием алгоритма A^* . Модель, осуществляющая управление движением робота только на основе найденной траектории не имела возможностей изменять параметры своего движения. Наблюдаемыми результатами имитационного моделирования являлись события столкновений робота с препятствиями или достижения заданной точки, а также общее время, затраченное на достижение этой точки. Условия моделирования предполагали случайное расположение и параметры препятствий. Результаты проведенных серий экспериментов показали, что:

- движение по траектории, определяемой алгоритмом A^* , часто может завершиться столкновением из-за перемещения подвижных препятствий (вероятность столкновения до 40%);
- движение под управлением метода потенциальных полей в большей части случаев завершается в целевой точке, однако, иногда может завершиться столкновением, может иметь место попадание в «потенциальную яму», а также выбор не наилучших траекторий, что увеличивает длину пути и время перемещения. Для выполненных экспериментов вероятность столкновения или попадания в потенциальную яму составила 25 – 30%;
- траекторные движения с использованием разработанного метода позволяют избегать столкновений за счет их прогноза и нейросетевого планирования объезда препятствий с учетом текущего расположения и параметров препятствий в ближней зоне робота. Нейросетевое решение вычисляет параметры движения робота в точку объезда и возврата потом на прерванную траекторию без столкновений;
- разработанные в диссертационном исследовании методы планирования и управления движениями мобильного робота в среде с препятствиями работоспособны, и его эффективность выше методов, с которыми выполнялось сравнение. Коэффициент сравнения с результатами на основе алгоритма A^* составил 0.8, коэффициент сравнения с результатами на основе потенциальных полей составил 0.89;
- разработанные методы и алгоритмы, их реализующие обеспечивают надежное перемещение мобильного робота в целевую точку, используя при этом оценку вероятности столкновения на интервале прогнозирования и нейросетевое планирование параметров движения для объезда препятствий.

Для всех тестируемых моделей «наборы ситуаций» с положением целевой точки, начальным положением и параметрами робота, «поведением» и параметрами препятствий были идентичными.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

В работе выполнен анализ методов и способов планирования и управления движениями мобильных автономных колесных роботов. Установлено, что применяемые на практике методы поиска траекторий движения МР не могут обеспечить его безопасное перемещение в целевую точку при наличии статических и динамических препятствий. Существующее разнообразие подходов к планированию траекторий в динамической среде основывается на различных методах, но эти методы не учитывают характер и способы получения роботами информации о препятствиях. Получаемый при этом результат не обеспечивает движение по запланированной траектории без столкновения с препятствиями. Применяемые на практике методы, в том числе реализующие вариации алгоритма A^* или базирующиеся на методах потенциальных полей, в условиях стохастичности изменения параметров движения динамических препятствий не обеспечивают предотвращение столкновений.

В соответствии с целью диссертационного исследования – разработке метода, предотвращающего столкновений с препятствиями при движении МР по траектории были поставлены и решены следующие задачи:

1. Выполнен анализ известных методов планирования траекторий и управления движением мобильных роботов в недетерминированных условиях;
2. Разработан метод оценки вероятности столкновения на изменяемом интервале прогнозирования с учетом характерных особенностей информационного обеспечения мобильного робота;
3. Разработан метод планирования движений МР в среде со статическими и динамическими препятствиями, использующий нейронную сеть для предотвращения столкновений и осуществления объезда препятствий;
4. Разработаны дискретно-непрерывные модели объектов и их перемещения в рабочей зоне мобильного робота с учетом стохастичности параметров их движения;
5. Разработаны виртуальные модели движения МР и препятствий, параметры которых изменяются случайным образом, на основе применения различных методов управления движением робота.
6. Выполнен анализ эффективности разработанного метода планирования движений МР при объезде препятствий.

В процессе решения задач, сформулированных в диссертационной работе, были получены следующие результаты:

- определены возможности сенсорных систем мобильных роботов по обеспечению информацией о расположении и параметрах препятствий в ближней зоне робота, выполнена оценка погрешностей вычисления координат и параметров движения препятствий;
- разработан метод управления движениями робота при объезде препятствий, предотвращающий его столкновения при движении в среде с препятствиями, основанный на оценке вероятности столкновения на интервале прогнозирования с учетом стохастичности параметров движения препятствий и определения с помощью нейронной сети параметров движения робота для объезда препятствия;
- разработан нейросетевой планировщик, определяющий параметры движения робота для объезда препятствий, структура которого и алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий в ближней зоне робота;
- предложен метод энтропийной регуляризации решений нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, основанный на коррекции выходных значений нейронной сети, а не на изменении функций вознаграждения, что обеспечивает поиск наилучших решений для объезда препятствий;
- разработаны алгоритмы принятия решений об объезде препятствий и определения параметров движения робота для объезда, позволяющие роботу избежать столкновения и продолжить движение по траектории;
- разработана имитационная модель движения МР и препятствий, учитывающая стохастичность параметров движения препятствий и обеспечивающая вероятностную оценку возможных столкновений на заданном интервале времени;
- выполнено сравнительное тестирование различных методов управления мобильным роботом в среде со статическими и динамическими препятствиями, показавшее работоспособность и эффективность применения разработанного метода управления движениями робота при объезде препятствий, что обеспечивает предотвращение столкновений при движении робота к целевой точке.

Таким образом, результаты решения задач, поставленных в диссертационной работе, обладают теоретической практической значимостью для таких областей как проектирование систем навигации и управления мобильных роботов, работающих в недетерминированных условиях, разработки алгоритмов управления мобильными роботами, создания систем управления роботом,

обеспечивающих их движение без столкновений с препятствиями за счет прогнозной оценки и планирования движений объезда с использованием разработанного в диссертации метода. Научная новизна и практическая значимость решений заключается в следующем:

1. Разработанный метод управления движениями робота, предотвращающий его столкновения при движении по траектории в среде с препятствиями, отличается комплексностью и реализует оценку вероятности столкновения на интервале прогнозирования с учетом стохастичности параметров препятствий, а также определение параметров движения робота в точку объезда для предотвращения столкновения, что осуществляется нейронной сетью на основе информации об объектах ближней зоны МР.
2. Разработано нейросетевое решение, определяющее параметры движения робота для объезда препятствий, структура которого и алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий, отличающееся тем, что входными значениями нейросети являются параметры препятствий в ближней зоне МР, а выходные параметры определяют точку объезда, движение через которую позволяет предотвратить столкновение;
3. Разработан метод энтропийной регуляризации решений нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, отличающийся тем, что реализуется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения, что обеспечивает поиск наилучших решений;
4. Разработана имитационная модель движения МР в рабочей зоне с неподвижными и подвижными препятствиями, отличающаяся учетом стохастичности параметров движения препятствий и вероятностной оценкой возможных столкновений на интервале прогнозирования, а также возможностью использования одного из нескольких методов планирования поведения робота для выполнения их сравнительной оценки;
5. Разработаны алгоритмы принятия решений об объезде препятствий и определения параметров движения робота для объезда препятствия, позволяющих двигаться роботу по траектории без столкновений.

Результаты, защищаемые в диссертационной работе:

- метод формирования параметров движений робота при объезде препятствий, предотвращающий его столкновения при движении в среде с препятствиями, отличающийся вероятностной оценкой возможного столкновения и применения специализированной нейронной сети, определяющей траекторию объезда (параметры движения при объезде) с учетом стохастичности параметров препятствий;

- нейросетевой планировщик, определяющий параметры движения робота для объезда препятствий, структура которого и алгоритмы обучения с подкреплением позволяют учитывать параметры препятствий в ближней зоне робота, отличающийся энтропийной регуляризацией, выполняемой посредством стохастической коррекции выходных значений;
- метод энтропийной регуляризации нейросетевого планировщика движений робота для объезда препятствия, обеспечивающий нейронной сети свободу поиска наилучших решений, отличающийся тем, что реализуется стохастическая коррекция положения точки объезда (выходных значений нейронной сети), а не изменение функций вознаграждения;
- имитационная модель движения МР в рабочей зоне с неподвижными и подвижными препятствиями, отличающаяся учетом стохастичности параметров движения препятствий и вероятностной оценкой возможных столкновений на интервале прогнозирования, а также возможностью использования одного из нескольких методов планирования поведения робота для выполнения их сравнительной оценки;
- алгоритмы принятия решений об объезде препятствий и определения параметров движения робота при объезде, позволяющих двигать робота по траектории без столкновений.

Диссертационная работа выполнялась с надеждой на то, что полученные результаты будут представлять интерес для специалистов в области разработки и создания робототехнических устройств и систем, которые должны функционировать в слабо определенной среде при наличии статических и динамических препятствий.

Список сокращений и условных обозначений

A*	“A Star” алгоритм
D*	“D Star” алгоритм
ГА	Генетические алгоритмы
PSO	Оптимизация роя частиц (Particle swarm optimization)
GA	Genetic algorithm (ГА)
RRTs	Rapidly-exploring Random Trees
ARA*	Anytime repairing A* algorithm
LPA*	Lifelong Planning A* algorithm
AICO	Approximate Inference Control
K*	directed search algorithm
MaNG	Multi-agent Navigation Graph
k	кратчайших путей во взвешенном графе используются алгоритм Флойда и алгоритм Йена.
2D	2 dimensions
3D	3 dimensions
PRMs	probabilistic roadmaps map
APF	artificial potential field,
BEA	Bacterial Evolution algorithm
ИНС	искусственную нейронную сеть
IEEE IROS	Conference
BFO	Bacterial propagation algorithms
PFRAOR	Path Finding Robot Avoiding Other Robot
ТТ	точка - точка
RGB-D	Red Green Blue-Depth sensor
DWA	Dynamic Window Approach
C2	Class 2
T1..... T5	Задачи сенсоров робот
УЗ	Ультразвуковые
R	окружности радиуса робот
x_{so}	X координаты неподвижных препятствий
y_{so}	У координат неподвижных препятствий
x_R	x координат робот
y_R	у координат робот
СТЗ	систем технического зрения
SLAM	simultaneous localization and mapping
мм	миллиметр
V_{do}	Скорость подвижно препятствия (объекта)
Fi_{do}	Угловая ориентация подвижно объекта (препятствия)
x_s	Координаты сканирующей системы в глобальной системе координат
y_s	Координаты сканирующей системы в глобальной системе координат
SIGMA	Погрешность измерения датчика
alpha	Направление движения препятствия
x_{do}	X координаты подвижных препятствий
y_{do}	У координаты подвижных препятствий

X_o_gen	текущие координаты всех препятствий в ближней зоне робота
Y_o_gen	
V_o_gen	текущие скорости всех препятствий
Fi_o_gen	направления движения препятствий
R_o_gen	"размеры" препятствий (радиус описанной окружности)
$X(t)$	Предсказываемое значение
$X(t_1)$	Предсказываемое значение в момент t_1
t	Текущее значение времени
F	Функции совместный распределения
ε, μ	случайных величин
x_n, y_n	произвольных аргументов
R_{saf}	Радиус круга, по которому движется робот
l_{min}	Минимальное расстояние между роботом и препятствием
acc_R	допустимые погрешности определения координат робота
acc_{do}	допустимые погрешности определения координат препятствия
x_{plan}, y_{plan}	Координат точки, в которую должен переместиться робота
x_{do}	x Координат подвижные препятствие
y_{do}	y Координат подвижные препятствие
x_p, y_p	Вероятностные координаты препятствия
$t_{изм}$	Временя, измена
X_o, Y_o	Координат препятствие
$\mathbb{R}_o$	Размер препятствие
$D_{V_{do}}$	дисперсию скоростей движения препятствие
$D_{Fi_{do}}$	дисперсию направлений движения препятствие
$ЗБ$	закон
$v_{doi}(t)$	текущие скоростей движения препятствие
$V_{do_{min}}$	Минимально скоростей движения препятствие
$V_{do_{max}}$	Максимально скоростей движения препятствие
$fi_{do}(t)$	текущие направлений движения препятствие
$Fi_{do_{min}}$	Минимально направлений движения препятствие
$Fi_{do_{max}}$	Максимально направлений движения препятствие
$\sigma_{v_{doi}}, \sigma_{Fi_{doi}}$	математическое ожидание для скоростей и направлений движения
i	счетчик
$x_i(t + t_0)$	x Координат в диапазон возможных направлений препятствие в $(t + t_0)$
$y_i(t + t_0)$	y Координат диапазон возможных направлений препятствие в $(t + t_0)$
$H_{xy}(V, Fi)$	Вероятность скоростей направлений
n	диапазон возможных скоростей препятствие
K	диапазон возможных направлений препятствие
H	вероятность нахождения в интервале
ρ, λ	интервале
Φ_0	значение функции Лапласа для «левой» и «правой» половины интервала
σ	среднеквадратическое отклонение
$h_{v_{doi}}$	вероятность этого значения скорости на интервале планирования
a_n, b_n	границные значения диапазона вероятной скорости
$h_{doi_{xy}}$	Вероятность нахождения препятствия

$h_{Fi_{doi}}$	вероятность направлений препятствия в данном направлении
d_k, c_k	граничные значения диапазона вероятного направления движения
$x_{p_{i+1}}$	Следующий x координат промежуточные точки (робот)
$y_{p_{i+1}}$	Следующий y координат промежуточные точки (робот)
x_{p_i}	текущие x координат промежуточные точки (робот)
y_{p_i}	текущие y координат промежуточные точки (робот)
x_o	x координат препятствие
y_o	y координат препятствие
y_1	Первой участок траектории
y_2	второе участок траектории
R_R	Радиус, определяющий внешний размер робота
R_E	Размер эквивалентного препятствия
d_z	Расстояние между роботом и препятствием, считающееся безопасным
$L1$	длина участка траектории от точки x_R, y_R до точки x_{p_i}, y_{p_i}
$L2$	длина участка траектории от точки x_{p_i}, y_{p_i} до точки $x_{p_{i+1}}, y_{p_{i+1}}$
s_1, s_2	угловой коэффициенты
z_1, z_2	смещения
α_1	ACB
α_2	DCB
BC	Отрезок
P_1	Траектори1
P_{21}	Траектори21
P_{22}	Траектори22
α_3	Угол в точке B
h	расстояние от центр да траектории движения
o	Центр неподвижно препятствие
R_{so}	Радиус неподвижно препятствие
β	Угол в точке A
x_{A_d}	x координат в точке A_d
y_{A_d}	y координат в точке A_d
x_A	x координат в точке A
y_A	y координат в точке A
x_B	x координат в точке B
y_B	y координат в точке B
x_C	x координат в точке C
y_C	y координат в точке C
q	вектор положения на поверхности
x, y, θ	x и y — координаты точки c , а θ — угол ориентации робота
O	Центр колёс
M	момент
ω	угловая скорость колеса
dP	Дисперсию сила
dP_x	Дисперсию интегральная составляющая сил трения
dP_y	Дисперсию интегральная составляющая сил трения
α	угла
dF	Дисперсию сила

$d\eta, d\xi$	Дисперсию координаты локальных участков
η, ξ	координаты локальных участков
P_x	интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси X
P_y	интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси Y
φ_x, φ_y	продольный и поперечный коэффициент трения
q	нормальное давление в элементарной зоне контакта
x, y	текущие координаты мгновенного центра скольжения
ζ	вращающий момент от привода на колесе
J_w	момент инерции колеса
e	угловое ускорение вращательного движения колеса
F_c	составляющая центробежной силы, действующей на роботе
m	масса робота
(x_o, y_o, θ_o)	начальные значения координат
Δt	Дисперсию время
i	Минимум предел
k	Максимум предел
$S(q)$	Представление кинематической модели
q	Матрица для $(x, y, \theta)^T$
$\mathbb{R}^{3 \times 1}$	Матрица 3×1 , которой принадлежит каждый q и $\dot{q}$
T	математическое преобразование
$A^T(q)$	математическое преобразование матрица для (q)
q_e	Ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
$[x_e, y_e, \theta_e]$	Матрица ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
q_r	Ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
$[x_r, y_r, \theta_r]$	Матрица ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
V_{lr}	Линейная скорость робота с учетом ошибки конфигурации в локальных координатах относительно корпуса мобильного робота
V_{wr}	Угловая скорость робота с учетом ошибки конфигурации в локальных координатах относительно корпуса мобильного робота
u_r	входной вектор
R_o	матрица преобразования
u_e	значения ошибок
τ_a	Угловой крутящий момент мобильного робота
τ_l	Линейный крутящий момент мобильного робота
τ_d	Ограниченные неизвестные возмущения
m, I	масса и инерцию мобильного робота соответственно
MP	мобильный робот
DRL	deep reinforcement learning
DQN	Double Q-networks
X_{doi}	X координат динамический препятствие

Y_{doi}	У координат дайна динамический препятствие
V_{doi}	текущая оценка скорости движения каждого препятствия
M_{doi}	математическое ожидание
D_{doi}	дисперсия
$\mathfrak{S}_{doi}$	среднеквадратическое отклонение направления движения каждого подвижного препятствия
$x_R(t + t_0)$	Х координат в $(t + t_0)$
$y_R(t + t_0)$	У координат в $(t + t_0)$
x_{mp}	Х координат промежуточные точка
y_{mp}	У координат промежуточные точка
x_{RB}	Х координат центр работ в точке В
y_{RB}	У координат центр работ в точке В
x_{soi}	Х координат неподвижный препятствия
y_{soi}	У координат неподвижный препятствия
x_R	Х координат робот
y_R	У координат робот
y_1	референс путь
y_2	Линия, соединяющая центр препятствие и центр робота
R_{soi}	Радиус центр препятствия
b_1	Константа неизвестного значения
k_1	уклон
t_0	Время в $t=0$
b_2	Константа неизвестного значения
k_2	уклон
AB	Расстояние между центр препятствий AB
AC	Расстояние между центр препятствие и робот AC
dz	дополнительное расстояние
$x_R(t + t_0)$	Х координат робот в $(t + t_0)$
$y_R(t + t_0)$	У координат робот в $(t + t_0)$
x_g	Х координат целевая точка
y_g	У координат целевая точка
x_{so1}	Х координат первый статический препятствия
y_{so1}	У координат первый статический й препятствия
x_{so2}	Х координат второй статический препятствия
y_{so2}	У координат второй статический препятствия
x_{do}	Х координат динамический препятствия
y_{do}	У координат динамический препятствия
$P1$	Первый пут
$P2$	Второй пут
R_r	радиус зоны безопасности вокруг робота
r_{oi}	радиус зоны безопасности вокруг соответствующего препятствия
x_r, y_r	текущие координаты робота,
x_{oi}, y_{oi}	координаты препятствий.
$U(q)$	Потенциальная функция

$U_{att}(q)$	притягивающая потенциальная функция, заданная для точки q
$U_{rep\ i}(q)$	слагаемые отталкивающей потенциальной функции
k_p	коэффициент притяжения
q_g	целевая точка
$F_{att}(q)$	Векторы притягивающих сил
k_{ri}	коэффициент отталкивания
ρ, ρ_o	Предельные значения, ограничивающие действия сил
$F_{rep\ i}(q)$	Вектор отталкивающих сил
A*	“A Star” алгоритм
D*	“D Star” алгоритм
ГА	Генетические алгоритмы
PSO	Оптимизация роя частиц (Particle swarm optimization)
GA	Genetic algorithm (ГА)
RRTs	Rapidly-exploring Random Trees
ARA*	Anytime repairing A* algorithm
LPA*	Lifelong Planning A* algorithm
AICO	Approximate Inference Control
K*	directed search algorithm
MaNG	Multi-agent Navigation Graph
k	кратчайших путей во взвешенном графе используются алгоритм Флойда и алгоритм Йена.
2D	2 dimensions
3D	3 dimensions
PRMs	probabilistic roadmaps map
APF	artificial potential field,
BEA	Bacterial Evolution algorithm
ИНС	искусственную нейронную сеть
IEEE IROS	Conference
BFO	Bacterial propagation algorithms
PFRAOR	Path Finding Robot Avoiding Other Robot
TT	точка - точка
RGB-D	Red Green Blue-Depth sensor
DWA	Dynamic Window Approach
C2	Class 2
T1..... T5	Задачи сенсоров роботов
УЗ	Ультразвуковые
R	окружности радиуса роботов
$x_{so}(1\ 2\ 3)$	(1 2 3) x координат неподвижно препятствия
$y_{so}(1\ 2\ 3)$	(1 2 3) y координат неподвижно препятствия
x_R	x координат роботов
y_R	y координат роботов
СТЗ	систем технического зрения
URG-04LX-	лидар
UG01	
SLAM	simultaneous localization and mapping

мм	миллиметр
V_{do}	Скорость подвижно препятствия (объекта)
Fi_{do}	Угловая ориентация подвижно объекта (препятствия)
x_s	Координаты сканирующей системы в глобальной системе координат
y_s	Координаты сканирующей системы в глобальной системе координат
SIGMA	Погрешность измерения датчика
alpha	Направление движения препятствия
x_{do}	x координат подвижно препятствия
y_{do}	y координат подвижно препятствия
X_o_gen,	текущие координаты всех препятствий в ближней зоне робота
Y_o_gen	
V_o_gen	текущие скорости всех препятствий
Fi_o_gen	направления движения препятствий
R_o_gen	"размеры" препятствий (радиус описанной окружности)
$X(t)$	Предсказываемое значение
$X(t_1)$	Предсказываемое значение в момент t_1
t	время
F	Функции совместный распределения
ε, μ	случайных величин
x_n, y_n	произвольных аргументов
R_{saf}	Радиус круга, по которому движется робот
l_{min}	Минимальное расстояние между роботом и препятствием
acc_R	допустимые погрешности определения координат робота
acc_{do}	допустимые погрешности определения координат препятствия
x_{plan}, y_{plan}	Координат точки, в которую должен переместиться робота
x_{do}	x Координат подвижные препятствие
y_{do}	y Координат подвижные препятствие
x_p, y_p	Вероятностные координаты препятствия
$t_{изм}$	Временя, измена
X_o, Y_o	Координат препятствие
$\mathbb{R}_o$	Размер препятствие
$D_{V_{do}}$	дисперсию скоростей движения препятствие
$D_{Fi_{do}}$	дисперсию направлений движения препятствие
ЗБ	закон
$v_{doi}(t)$	текущие скоростей движения препятствие
$V_{do_{min}}$	Минимально скоростей движения препятствие
$V_{do_{max}}$	Максимально скоростей движения препятствие
$fi_{do}(t)$	текущие направлений движения препятствие
$Fi_{do_{min}}$	Минимально направлений движения препятствие
$Fi_{do_{max}}$	Максимально направлений движения препятствие
$\sigma_{v_{doi}}, \sigma_{Fi_{doi}}$	математическое ожидание для скоростей и направлений движения
i	счетчик
$x_i(t + t_0)$	x Координат в диапазон возможных направлений препятствие в $(t + t_0)$
$y_i(t + t_0)$	y Координат диапазон возможных направлений препятствие в $(t + t_0)$
$H_{xy}(V, Fi)$	Вероятность скоростей направлений
n	диапазон возможных скоростей препятствие

K	диапазон возможных направлений препятствие
H	вероятность нахождения в интервале
$\rho \lambda$	интервале
Φ_0	значение функции Лапласа для «левой» и «правой» половины интервала
σ	среднеквадратическое отклонение
$h_{v_{doi}}$	вероятность этого значения скорости на интервале планирования
a_n, b_n	граничные значения диапазона вероятной скорости
$h_{doi xy}$	Вероятность нахождения препятствия
$h_{Fi_{doi}}$	вероятность направлений препятствия в данном направлении
d_k, c_k	граничные значения диапазона вероятного направления движения
$x_{p_{i+1}}$	Следующий x координат промежуточные точки (робот)
$y_{p_{i+1}}$	Следующий y координат промежуточные точки (робот)
x_{p_i}	текущие x координат промежуточные точки (робот)
y_{p_i}	текущие y координат промежуточные точки (робот)
x_o	x координат препятствие
y_o	y координат препятствие
y_1	Первой участок траектории
y_2	второе участок траектории
R_R	Радиус, определяющий внешний размер робота
R_E	Размер эквивалентного препятствия
d_z	Расстояние между роботом и препятствием, считающееся безопасным
L1	длина участка траектории от точки x_R, y_R до точки $x_{p_i} y_{p_i}$
L2	длина участка траектории от точки $x_{p_i} y_{p_i}$ до точки $x_{p_{i+1}} y_{p_{i+1}}$
$s_1 s_2$	угловой коэффициенты
$z_1 z_2$	смещения
α_1	ACB
α_2	DCB
BC	Отрезок
P_1	Траектори1
P_{21}	Траектори21
P_{22}	Траектори22
α_3	Угол в точке В
h	расстояние от центр да траектории движения
o	Центр неподвижно препятствие
R_{so}	Радиус неподвижно препятствие
β	Угол в точке А
x_{A_d}	x координат в точке A_d
y_{A_d}	y координат в точке A_d
x_A	x координат в точке А
y_A	y координат в точке А
x_B	x координат в точке В
y_B	y координат в точке В
x_C	x координат в точке С
y_C	y координат в точке С
q	вектор положения на поверхности
$x \ y \ \theta$	x и y — координаты точки s , а θ — угол ориентации робота

O	Центр колёс
M	момент
ω	угловая скорость колеса
dP	Дисперсию сила
dP_x	Дисперсию интегральная составляющая сил трения
dP_y	Дисперсию интегральная составляющая сил трения
α	угла
dF	Дисперсию сила
$d\eta, d\xi$	Дисперсию координаты локальных участков
η, ξ	координаты локальных участков
P_x	интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси X
P_y	интегральная составляющая сил трения, действующих на колесо в зоне его контакта с поверхностью вдоль оси Y
φ_x, φ_y	продольный и поперечный коэффициент трения
q	нормальное давление в элементарной зоне контакта
x, y	текущие координаты мгновенного центра скольжения
ζ	вращающий момент от привода на колесе
J_w	момент инерции колеса
e	угловое ускорение вращательного движения колеса
F_c	составляющая центробежной силы, действующей на роботе
m	масса робота
(x_o, y_o, θ_o)	начальные значения координат
Δt	Дисперсию время
i	Минимум предел
k	Максимум предел
$S(q)$	Представление кинематической модели
q	Матрица для $(x, y, \theta)^T$
$\mathbb{R}^{3 \times 1}$	Матрица 3×1 , которой принадлежит каждый q и $\dot{q}$
T	математическое преобразование
$A^T(q)$	математическое преобразование матрица для (q)
q_e	Ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
$[x_e \ y_e \ \theta_e]$	Матрица ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
q_r	Ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
$[x_r, y_r, \theta_r]$	Матрица ошибка конфигурации локальных координат относительно корпуса мобильного робота.
V_{lr}	Линейная скорость робота с учетом ошибки конфигурации в локальных координатах относительно корпуса мобильного робота
V_{wr}	Угловая скорость робота с учетом ошибки конфигурации в локальных координатах относительно корпуса мобильного робота
u_r	входной вектор
R_o	матрица преобразования
u_e	значения ошибок
τ_a	Угловой крутящий момент мобильного робота

τ_l	Линейный крутящий момент мобильного робота
τ_d	Ограниченные неизвестные возмущения
m, I	представить массу и инерцию мобильного робота соответственно
MP	мобильны робот
DRL	deep reinforcement learning
DQN	Double Q-networks
X_{doi}	X координат динамический препятствие
Y_{doi}	Y координат динамический препятствие
V_{doi}	текущая оценка скорости движения каждого препятствия
M_{doi}	математическое ожидание
D_{doi}	дисперсия
$\mathfrak{S}_{doi}$	среднеквадратическое отклонение направления движения каждого подвижного препятствия
$x_R(t + t_0)$	X координат в $(t + t_0)$
$y_R(t + t_0)$	Y координат в $(t + t_0)$
x_{mp}	X координат промежуточные точка
y_{mp}	Y координат промежуточные точка
x_{RB}	X координат центр работ в точке В
y_{RB}	Y координат центр работ в точке В
x_{soi}	X координат неподвижный препятствия
y_{soi}	Y координат неподвижный препятствия
x_R	X координат робот
y_R	Y координат робот
y_1	референс путь
y_2	Линия, соединяющая центр препятствие и центр робота
R_{soi}	Радиус центр препятствия
b_1	Константа неизвестного значения
k_1	уклон
t_0	Время в $t=0$
b_2	Константа неизвестного значения
k_2	уклон
AB	Расстояние между центр препятствий AB
AC	Расстояние между центр препятствие и робот AC
dz	дополнительное расстояние
$x_R(t + t_0)$	X координат робот в $(t + t_0)$
$y_R(t + t_0)$	Y координат робот в $(t + t_0)$
x_g	X координат целевая точка
y_g	Y координат целевая точка
x_{so1}	X координат первый статический препятствия
y_{so1}	Y координат первый статический й препятствия
x_{so2}	X координат второй статический препятствия
y_{so2}	Y координат второй статический препятствия
x_{do}	X координат динамический препятствия
y_{do}	Y координат динамический препятствия
P1	Первый пут
P2	Второй пут

R_r	радиус зоны безопасности вокруг робота
r_{oi}	радиус зоны безопасности вокруг соответствующего препятствия
x_r, y_r	текущие координаты робота,
x_{oi}, y_{oi}	координаты препятствий.
$U(q)$	Потенциальная функция
$U_{att}(q)$	притягивающая потенциальная функция, заданная для точки q
$U_{rep\ i}(q)$	слагаемые отталкивающей потенциальной функции
k_p	коэффициент притяжения
q_g	целевая точка
$F_{att}(q)$	Векторы притягивающих сил
k_{ri}	коэффициент отталкивания
ρ, ρ_o	Предельные значения, ограничивающие действия сил
$F_{rep\ i}(q)$	Вектор отталкивающих сил

Список литературы

- 1 Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect / L. Liu, Xu. Wang, X. Yang [et al.] // Expert Systems with Applications. – 2023. – Vol. 227. – P. 120254. – DOI 10.1016/j.eswa.2023.120254. – EDN OFOHCU.
- 2 A new predictive intelligent controller and path planning for mobile robots / M. Ahmadi Balootaki [et al.] // Journal of Vibration and Control. – 2024. – DOI 10.1177/10775463241247872. – EDN QHSYSZ.
- 3 Liu, Sh. Improved gray wolf optimization algorithm integrating A* algorithm for path planning of mobile charging robots / Sh. Liu, Sh. Liu, H. Xiao // Robotics. – 2024. – Vol. 42, No. 2. – P. 536-559. – DOI 10.1017/s0263574723001625. – EDN DYGFBI.
- 4 Karavaev, Yu. L. Experimental Investigations of the Control Algorithm of a Mobile Manipulation Robot / Yu. L. Karavaev, V. A. Shestakov, K. S. Efremov // Russian Journal of Nonlinear Dynamics. – 2019. – Vol. 15, No. 4. – P. 487-495. – DOI 10.20537/nd190407. – EDN MBYPER.
- 5 Małopolski, W. The Concept of an Autonomous Mobile Robot for Automating Transport Tasks in High-Bay Warehouses / W. Małopolski, S. Skoczypiec // Advances in Science and Technology Research Journal. – 2024. – Vol. 18, No. 2. – P. 1-10. – DOI 10.12913/22998624/182932. – EDN INFFYN.
- 6 Design of the Robot for Goods Transportation in Shops // International Journal of Frontiers in Engineering Technology. – 2023. – Vol. 5, No. 9. – DOI 10.25236/ijfet.2023.050909. – EDN HKBULY.
- 7 ГОСТ Р 60.6.1.1-2023 Роботы и робототехнические устройства. Транспортные логистические роботы. Функциональные требования. Официальное издание. М.: ФГБУ "РСТ", 2024. <https://docs.cntd.ru/document/1304633899?section=status>
- 8 ГОСТ Р 60.6.9.1-2023 Роботы и робототехнические устройства. Системы видеонаблюдения и видеоаналитики, устанавливаемые на борту сервисных мобильных роботов. Общие положения, основные понятия, термины и определения. <https://internet-law.ru/gosts/gost/81339/>
- 9 Chen, Ju. Research on obstacle avoidance path planning of electrical control robot in unknown environment / Ju. Chen, T. Zhang // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 2033, No. 1. – P. 012015. – DOI 10.1088/1742-6596/2033/1/012015. – EDN COONWB.
- 10 Вопросы построения беспилотной техники [Электронный ресурс]: учебное пособие / А.А. Егорчев, Д.Е. Чикрин, В.С. Гуськов. – Электронные текстовые данные (1 файл: 5,22 Мб). – Казань: Издательство Казанского университета, 2022. – 119 с. – Системные требования: Adobe Acrobat Reader. – URL: https://kpfu.ru/portal/docs/F1262127897/Voprosy_postroeniya.bespilotnoj.tekhniki.pdf. – Электронный архив Научной библиотеки имени Н.И. Лобачевского КФУ. – Загл. с титул. экрана.
- 11 Дремлюга Р. И. Регулирование тестирования и использования беспилотного автотранспорта: опыт США / Р. И. Дремлюга, А. В. Крипакова, А. А. Яковенко // Журнал зарубежного законодательства и сравнительного правоведения. – 2020. – № 3. – С. 68—85. – DOI: 10.12737/jflcl.2020.020.
- 12 Yang, L. Dynamic Path Planning for Mobile Robots with Deep Reinforcement Learning / L. Yang, J. Bi, H. Yuan // IFAC-Papers Online. – 2022. – Vol. 55, No. 11. – P. 19-24. – DOI 10.1016/j.ifacol.2022.08.042. – EDN UORDCO.
- 13 Fuad, M. Modified Headed Social Force Model Based on Hybrid Velocity Obstacles for Mobile Robot to Avoid Disturbed Groups of Pedestrians / M. Fuad, T. Agustinah, D. Purwanto // International Journal of Intelligent Engineering and Systems. – 2021. – Vol. 14, No. 3. – P. 222-241. – DOI 10.22266/ijies2021.0630.20. – EDN TCCMLB.

- 14 Лю, В. Методы планирования пути в среде с препятствиями (обзор) // Математика и математическое моделирование. – 2018. – № 1. – С. 15-58. – DOI: 10.24108/mathm.0118.0000098. – EDN YWFAYD.
- 15 Yu, J. Research on mobile robot path planning and tracking control // International Journal of Computational Science and Engineering. – 2023. – Vol. 26, No. 4. – P. 349-360. – DOI 10.1504/ijcse.2023.132164. – EDN NGXIAI.
- 16 Бойков, В. А. О применении жадных алгоритмов в некоторых задачах дискретной математики // Программные продукты и системы. – 2019. – № 1. – С. 055-062. – EDN TSATER.
- 17 Alshammrei, Sh. Improved Dijkstra Algorithm for Mobile Robot Path Planning and Obstacle Avoidance / Sh. Alshammrei, S. Boubaker, L. Kolsi // Computers, Materials and Continua. – 2022. – Vol. 72, No. 3. – P. 5939-5954. – DOI 10.32604/cmc.2022.028165. – EDN HBGFAT.
- 18 Li, X. Path planning of intelligent mobile robot based on Dijkstra algorithm // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 2083, No. 4. – P. 042034. – DOI 10.1088/1742-6596/2083/4/042034. – EDN NJOLIQ.
- 19 Sarkar, R. Domain knowledge based genetic algorithms for mobile robot path planning having single and multiple targets / R. Sarkar, D. Barman, N. Chowdhury // Journal of King Saud University. Computer and Information Sciences. – 2022. – Vol. 34, No. 7. – P. 4269-4283. – DOI 10.1016/j.jksuci.2020.10.010. – EDN ZOWRYF.
- 20 Optimization of an Autonomous Mobile Robot Path Planning Based on Improved Genetic Algorithms / N. S. Abu [et al.] // Journal of Robotics and Control. – 2023. – Vol. 4, No. 4. – P. 557-571. – DOI 10.18196/jrc.v4i4.19306. – EDN ZNIAGS.
- 21 Rahmani, W. Mobile Robot Path Planning in a Trajectory with Multiple Obstacles Using Genetic Algorithms / W. Rahmani, A. E. Rakhmania // Journal of Robotics and Control. – 2022. – Vol. 3, No. 1. – P. 1-7. – DOI 10.18196/jrc.v3i1.11024. – EDN ZHTOI.
- 22 Dynamic Obstacle Avoidance Algorithm for Autonomous Mobile Robots // Iraqi Journal of Computer, Communication, Control and System Engineering. – 2023. – Pp. 63-82. – DOI 10.33103/uot.ijccce.23.2.6. – EDN LRSSWT.
- 23 Suresh, K. S. Mobile robot path planning using multi-objective genetic algorithm in industrial automation / K. S. Suresh, R. Venkatesan, S. Venugopal // Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications. – 2022. – Vol. 26, No. 15. – Pp. 7387-7400. DOI 10.1007/s00500-022-07300-8. – EDN ELEGXP.
- 24 Shankar, M. A Hybrid Path planning approach combining Artificial Potential Field and Particle Swarm Optimization for Mobile Robot / M. Shankar, G. Sushnigdha // IFAC-PapersOnLine. – 2022. – Vol. 55, No. 22. – Pp. 242-247. – DOI 10.1016/j.ifacol.2023.03.041. – EDN KGDICE.
- 25 A jump point search improved ant colony hybrid optimization algorithm for path planning of mobile robot / T. Chen [et al.] // International Journal of Advanced Robotic Systems. – 2022. – Vol. 19. – No. 5. – P. 172988062211279. – DOI 10.1177/17298806221127953. – EDN COBTPK.
- 26 Robot path planning using fusion algorithm of ant colony optimization and genetic algorithm / Ma. Kang, [et al.] // International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing. – 2023. – DOI 10.1142/s1793962323410325. – EDN ZXTUCK.
- 27 Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot / L. Wu [et al.] // Expert Systems with Applications. – 2023. – Vol. 215. – Pp. 119410. – DOI 10.1016/j.eswa.2022.119410. – EDN HQDFHF.
- 28 Si, J. A novel parallel ant colony optimization algorithm for mobile robot path planning / J. Si, X. Bao // Mathematical Biosciences and Engineering. – 2024. – Vol. 21. – No. 2. – Pp. 2568-2586. – DOI 10.3934/mbe.2024113. – EDN NWBVUE.

- 29 Text-MCL: Autonomous Mobile Robot Localization in Similar Environment Using Text-Level Semantic Information / G. Ge [et al.] // *Machines*. –2022. –Vol.10. –No.3. –DOI 10.3390/machines10030169. –EDN IQPWED.
- 30 Rigid Fusion: Robot Localisation and Mapping in Environments with Large Dynamic Rigid Objects / R. Long [et al.] // *IEEE Robotics and Automation Letters*. –2021. –Vol.6. –No.2. –Pp.3703-3710. –DOI 10.1109/lra.2021.3066375. –EDN GYVXCV.
- 31 Lee, Y. C. LSMCL: Long-term Static Mapping and Cloning Localization for autonomous robot navigation using 3D LiDAR in dynamic environments // *Expert Systems with Applications*. –2024. –Vol.241. –P. 122688. –DOI 10.1016/j.eswa.2023.122688. –EDN EQKHGV.
- 32 Localized Path Planning for Mobile Robots Based on a Subarea-Artificial Potential Field Model / Q. Lv [et al.] // *Sensors*. –2024. –Vol.24. –No.11. –P. 3604. –DOI 10.3390/s24113604. –EDN ZZKTAG.
- 33 Mobile Robot Path Planning Based on Kinetically Constrained A-Star Algorithm and DWA Fusion Algorithm / Ya. [et al.] // *Mathematics*. –2023. –Vol.11. –No.21. –P.4552. –DOI 10.3390/math11214552. –EDN ERVMRK.
- 34 Map Construction and Path Planning Method for a Mobile Robot Based on Multi-Sensor Information Fusion / A. Li [et al.] // *Applied Sciences (Switzerland)*. –2022. –Vol.12. –No.6. –P.2913. –DOI 10.3390/app12062913. –EDN JLCEKU.
- 35 A Tutorial: Mobile Robotics, SLAM, Bayesian Filter, Keyframe Bundle Adjustment and ROS Applications / M. F. Aslan [et al.]. Sungur, Cemil. –2021. –P.227-269. –Doi:10.1007/978-3-030-75472-37.
- 36 Pradhan, S. Development of path planning algorithm for biped robot using combined multi-point RRT and visibility graph / S. Pradhan, R. K. Mandava, P. R. Vundavilli // *International Journal of Information Technology (Singapore)*. –2021. –Vol.13. –No.4. –P.1513-1519. –DOI 10.1007/s41870-021-00696-w. –EDN BCZOTB.
- 37 Ou, J. Hybrid Path Planning Based on Adaptive Visibility Graph Initialization and Edge Computing for Mobile Robots / J. Ou, S. H. Hong, Y. Wang // *Social Science Research Network*. –2022. –DOI 10.2139/ssrn.4175203. –EDN UQMCJL.
- 38 Voronoi Diagram Path Planning Based on Skeleton Key Points Re-planning / J. Zhu [et al.] // *Nongye Jixie Xuebao*. –2022. –Vol.53. –No.3. –P.215-224. –DOI 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.022. –EDN OTZXWD.
- 39 Path planning for mobile robots using Morphological Dilation Voronoi Diagram Roadmap algorithm / B. B. K. Ayawli [et al.] // *Scientific African*. –2021. –Vol.12. Doi:10.1016/j.sciaf.2021.e00745. –EDN VSKQDZ.
- 40 Tran, V. T. Path planning for mobile objects based on modification of the probabilistic roadmap method / V. T. Tran, A. M. Korikov // *Tomsk State University Journal of Control and Computer Science*. –2024. –No.67. –Pp.106-115. –DOI 10.17223/19988605/67/11. –EDN DXYLGZ.
- 41 A Generalized Voronoi Diagram-Based Efficient Heuristic Path Planning Method for RRTs in Mobile Robots / W. Chi [et al.] // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. –2022. –Vol.69. –No.5. –Pp. 4926-4937. –DOI 10.1109/tie.2021.3078390. –EDN EJZEHW.
- 42 Dynamic Path Planning for Mobile Robots Based on the Improved A-Star Algorithm // *Academic Journal of Computing & Information Science*. –2021. –Vol.4. –No.8. –Doi: 10.25236/ajcis.2021.040814. –EDN DNFMSU.
- 43 Smoothed a-star algorithm for nonholonomic mobile robot path planning / S. A. Gunawan [et al.] // *2019 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2019: 2, Yogyakarta, 24–25 июля 2019 года, Yogyakarta*. –2020. –Pp.654-658. –Doi: 10.1109/ICOIACT46704.2019.8938467. –EDN WVUELA.

- 44 Zhang, L. Mobile Robot Path Planning Algorithm Based on Improved A Star / L. Zhang, Yu. Li // Journal of Physics: Conference Series. –2021. –Vol.1848. –No.1. –P.012013. –DOI 10.1088/1742-6596/1848/1/012013. –EDN TICTSO.
- 45 Huang, Sh. K. A New Multirobot Path Planning with Priority Order Based on the Generalized Voronoi Diagram / Sh. K. Huang, W. Ju. Wang, Ch. H. Sun // IEEE Access. –2022. –Vol.10. –P.56564-56577. –DOI 10.1109/access.2022.3176713. –EDN JCMSLJ.
- 46 Hierarchical path planner combining probabilistic roadmap and deep deterministic policy gradient for unmanned ground vehicles with non-holonomic constraints / J. Fan, X. Zhang, K. Zheng [et al.] // Journal of the Franklin Institute. –2024. –Vol.361. –No.8. –P.106821. –Doi: 10.1016/j.jfranklin.2024.106821. –EDN PXGGYT.
- 47 Ye, L. Real-Time Path Planning for Robot Using OP-PRM in Complex Dynamic Environment / L. Ye, J. Chen, Y. Zhou // Frontiers in Neurorobotics. – 2022. – Vol.16. – Doi: 10.3389/fnbot.2022.910859. –EDN YYLCWN.
- 48 Arul S. H. Dense Multi-Agent Navigation Using Voronoi Cells and Congestion Metric-based Replanning / S. H. Arul, D. Manocha. – 2022. – Pp.7213-7220. Doi: 10.48550/arXiv.2202.11334.
- 49 Research on smooth path planning method based on improved ant colony algorithm optimized by Floyd algorithm / L. Wang [et al.] // Frontiers in Neurorobotics. – 2022. – Vol.16. – Doi: 10.3389/fnbot.2022.955179. –EDN DQCGNP.
- 50 Guo L. Research on Path Planning Based on Fusion of Yen's Algorithm and Ant Colony Algorithm / L. Guo [et al.]// CICTP. –2023. – Pp.2097-2106. Doi:10.1061/9780784484869.19.
- 51 Aljazzar H. K*: A heuristic search algorithm for finding the k shortest paths / H. Aljazzar, S. Leue // Artificial Intelligence. –2011. –Vol.175. No.18. –Pp.2129– 2154.
- 52 Randomized Kino dynamic Motion Planning with Moving Obstacles / D. Hsu [et al.] // International Journal of Robotics Research. – 2002. – Vol.21. Doi: 10.1177/027836402320556421.
- 53 Bulut, V. Path planning algorithm for mobile robots based on clustering-obstacles and quintic trigonometric Bézier curve / V. Bulut // Ann Math Artif Intell. –2024. – Vol.92. –Pp.235–256. <https://doi.org/10.1007/s10472-023-09893-8>.
- 54 Daniel M.-D. Grid-Based Models for Dynamic Environments / M.-D. Daniel, M. Beinhofer, W. Burgard. // Unknown Publisher. –2011.
- 55 Lazarowska A. A Discrete Artificial Potential Field for Ship Trajectory Planning/ A. Lazarowska // The Journal of Navigation. –2020. –Vol.73. –No.1. –Pp.233-251. DOI:10.1017/S0373463319000468.
- 56 Tang L. A novel potential field method for obstacle avoidance and path planning of mobile robot/ L. Tang [et al.] // 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology, Chengdu. –2010. –Pp.633-637. Doi: 10.1109/ICCSIT.2010.5565069.
- 57 Montiel, O. Path planning for mobile robots using bacterial potential field for avoiding static and dynamic obstacles / O. Montiel, U. Orozco-Rosas, R. Sepúlveda // Expert Systems with Applications. –2015. Vol.42. –No.12. –Pp.5177-5191.
- 58 Li B. A potential function and artificial neural network for path planning in dynamic environments based on self-reconfigurable mobile robot system/ B. Li, J. Chang, C. Wu // IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR). –2012. –Pp.1-6. Doi: 10.1109/SSRR.2012.6523900.
- 59 Magid E. Spline-based robot navigation / E. Magid [et al.] // Intelligent Robots and Systems, IEEE/RSJ International Conference on. –2006. –Pp. 2296–2301.
- 60 Ge S. S. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method / S. S. Ge, Y. J. Cui // Autonomous robots. – 2002. – Vol.13. – No.3. – Pp.207–222.
- 61 Yin L. A new potential field method for mobile robot path planning in the dynamic environments / L. Yin, Y. Yin, C.-J. Lin // Asian Journal of Control. – 2009. – Vol.11. – No.2. – Pp.214– 225.

- 62 Overmars, M. H. A probabilistic learning approach to motion planning / M. H. Overmars, P. Svestka // *Algorithmic Foundations of Robotics*. –1994. –Pp.19-37.
- 63 Ge, S. S. New potential functions for mobile robot path planning / S. S. Ge, Y. J. Cui // *IEEE Transactions on robotics and automation*. –2000. –Vol.16. – No.5. – Pp.615-620.
- 64 Goel P. An improved abc algorithm for optimal path planning / P. Goel, Dr. Devendra Singh // *Int.J.Sci.Res.(IJSR)*. –2013. –Vol. 2. –No.6. –Pp.261-264.
- 65 Hossain, M. A. Autonomous robot path planning in dynamic environment using a new optimization technique inspired by bacterial foraging technique/ M. A. Hossain, I. Ferdous // *Robotics and Autonomous Systems*. –2014. –Vol.64. –Pp.137-141. Doi: 10.1016/j.robot.2014.07.002.
- 66 Yosif Z. M. Artificial Techniques Based on Neural Network and Fuzzy Logic Combination Approach for Avoiding Dynamic Obstacles / Z. M. Yosif, B. S. Mahmood, S. Z. Saeed // *Journal Européen des Systèmes Automatisés*. –2022. –Vol.55. – No.3. –Pp. 339-348.
- 67 Zheng, L. Soccer robot based on ant colony method of obstacle avoidance / L. Zheng, L. Fei, X.-Q. Deng // *International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet)* (Xianning, China). –2011. –Pp.4408-4412. Doi: 10.1109/CECNET.2011.5769056.
- 68 Кожевников М. М. вероятностных траекторий промышленных роботов-манипуляторов на основе нейронных сетей / М. М. Кожевников, А. П. Пашкевич, О. А. Чумаков // *Доклады БГУИР*. –2010. –№4 (50). –С.54-61. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/planirovanie-traektoriy-promyshlennyh-robotov-manipulyatorov-na-osnove-neyronnyh-setey> (дата обращения: 19.04.2023).
- 69 Даринцев О.В. Нейросетевой алгоритм планирования траекторий для группы мобильных роботов / О.В. Даринцев, А.Б. Мигранов, Б.С. Юдинцев // *Искусственный интеллект*. –2011. – С.154–160.
- 70 Алгоритм планирования траектории мобильного робота / Н. Ч. Дас [и др.] // *Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям*. –2021. –Т. 1. –С.228-231. –EDN CDKJCL.
- 71 Алхалили, А. С. В. Планирование траектории движения мобильного робота на основе вероятностных оценок / А. С. В. Алхалили, Е. А. Лукьянов // *Исследование и проектирование интеллектуальных систем в автомобилестроении, авиастроении и машиностроении: VII Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием, Таганрог, 07 апреля 2023 года. – Таганрог: Общество с ограниченной ответственностью «ЭльДирект», 2023. – С. 6-11. – EDN KQKMVS.*
- 72 Taylor, K. I-Bug: An intensity-based bug algorithm / K. Taylor, S. M. LaValle // *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (Kobe, Japan). –2009. –Pp.3981-3986. Doi: 10.1109/ROBOT.2009.5152728.
- 73 Langer, R. A. K-Bug, a new bug approach for mobile robot's path planning / R. A. Langer, L. S. Coelho, G. H. Oliveira // *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)* (Singapore). –2007. –Pp.403–408. Doi: 10.1109/CCA.2007.4389264.
- 74 Buniyamin, N. PointsBug versus TangentBug algorithm, a performance comparison in unknown static environment / N. Buniyamin, W. W. Ngah, Z. Mohamad // *IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)* (Zealand). –2014. –Pp.278-282. Doi: 10.1109/SAS.2014.6798961.
- 75 Meddah, F. E-Bug: New Bug Path-planning algorithm for autonomous robot in unknown environment / F. Meddah, L. Dib // *International Conference on Intelligent Information Processing, Security and Advanced Communication ACM*. –2015. –Pp.69. Doi: 10.1145/2816839.2816864.
- 76 Алхалили, А. С. В. Справочное исследование методов управления мобильного робота / А. С. В. Алхалили, Е. А. Лукьянов // *Проблемы повышения эффективности научной работы в оборонно-промышленном комплексе России: Материалы V Всероссийской научно-практической конференции, Знаменск, 24–25 марта 2022 года / Сост.: С.Н. Бориско. –*

- Астрахань: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Астраханский государственный университет», 2022. – С. 164-169. – DOI 10.54398/9785992613728_164. – EDN AOYBLG.
- 77 Пшихопов, В. Х. Позиционно-траекторное управление подвижными объектами в трехмерной среде с точечными препятствиями / В. Х. Пшихопов, М. Ю. Медведев, В. А. Крухмалев // Известия ЮФУ. Технические науки. –2015. – № 1(162). – С.238-250. –EDN TNACVT.
 - 78 Герасимов, В. Н. Система навигации сервисного робота в среде с динамическими препятствиями: специальность 05.02.05 "Роботы, мехатроника и робототехнические системы": автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук / Герасимов В. Н. – Москва, 2016. – 22 с. – EDN ZPYRHV.
 - 79 Introduction to Robotics: module trajectory generation and robot programming FH Darmstadt, summer term – 2000. <http://www.easy-rob.net>.
 - 80 Булгаков А.Г. Интеллектуальные системы планирования перемещения мобильного робота в неизвестной среде/А.Г. Булгаков, Чинь Суан Лонг // Новочеркасск. –2010. –124 с.
 - 81 Смирнов, А. В. Обход препятствий подвижными техническими средствами с использованием стереозрения / А. В. Смирнов, А. Ю. Беззубцев // Программные системы: теория и приложения. –2016. –Т.7, № 4(31). – С.331-346. –EDN XIAJLN.
 - 82 Cho B.-H. Time-optimal trajectory planning for a robot system under torque and impulse constraints/ B.-H. Cho, B.S. Choi, J.-M. Lee// International Journal of Control, Automation, and Systems. –2000. –Vol.4(1). Pp.10–16.
 - 83 Fox D. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance/ D. Fox, W. Burgard, S. Thrun // Robotics & Automation Magazine, IEEE. –1997. –Vol.4. –Pp.23-33. Doi:10.1109/100.580977.
 - 84 Хабаров, С. П. Построение на базе задачи машины Дубинса опорных траекторий движения объектов с учетом постоянных внешних воздействий / С. П. Хабаров, М. Л. Шилкина // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. –2022. –Т.22, № 1. – С.167-178. – Doi :10.17586/2226-1494-2022-22-1-167-178. – EDN CKZYOF.
 - 85 Andersson F. B-spline Technology / F. Andersson, B. Kvernes // –2003. –Pp.1–58.
 - 86 Yazar, T. Compass Construction of B-spline Curves and B-Splines // Nexus Network Journal. –2021. –Vol.23. –Pp.789-811. <https://doi.org/10.1007/s00004-020-00542-9>.
 - 87 Ghanbarzadeh-Dagheyan, A. A holistic survey on mechatronic Systems in Micro/Nano scale with challenges and applications / A. Ghanbarzadeh-Dagheyan, M. T. Ahmadian, N. Jalili // Journal of Micro-Bio Robotics. – 2021. – Doi: 10.1007/s12213-021-00145-8. – EDN TOCVIU.
 - 88 Сенсорные системы в робототехнике: учеб. пособие / СПб.: Изд-во Политехн. Е. И. Юревич, ун-та. 2013. –100 с.
 - 89 Negrete, M. A motion-planning system for a domestic service robot / M. Negrete, J. Savage, L. A. Contreras-Toledo // SPIIRAS Proceedings. –2018. –No. 5(60). –Pp.5-38. – Doi: 10.15622/sp.60.1. – EDN YKXDSX.
 - 90 Kong, J. Path Planning of a Multifunctional Elderly Intelligent Wheelchair Based on the Sensor and Fuzzy Bayesian Network Algorithm / J. Kong, P. Li // Journal of Sensors. –2022. –Vol.2022. – Pp.8485644. –Doi: 10.1155/2022/8485644. – EDN ZSSZJK.
 - 91 Hybrid Navigation System Based Autonomous Positioning and Path Planning for Mobile Robots / Sh. Shentu [et al.] // Chinese Journal of Mechanical Engineering. –2022. –Vol.35 –No.1. –Pp.109. – Doi: 10.1186/s10033-022-00775-4. – EDN QAWFNG.
 - 92 Dong, Q. Path Planning Algorithm Based on Visual Image Feature Extraction for Mobile Robots // Mobile Information Systems. –2022. –Vol.2022. –Pp.4094472. –DOI 10.1155/2022/4094472. –EDN UTUCYR.
 - 93 Real-Time 3D Reconstruction Method Based on Monocular Vision / Q. Jia [et al.] // Sensors. –2021. –Vol.21. –No.17. –Pp. 5909. – Doi: 10.3390/s21175909. – EDN NWWDBG.

- 94 Современные лидарные средства дистанционного зондирования атмосферы / А. С. Борейшо [и др.] // Фотоника. –2019. –Том.13, № 7. –С.648-657. Doi: 10.22184/1993-7296.Fros.2019.13.7.648.657.
- 95 Autonomous Navigation System of Indoor Mobile Robots Using 2D Lidar / J. Sun [et al.] // Mathematics. – 2023. –Vol.11. –No.6. –Pp.1455. – Doi: 10.3390/math11061455. – EDN KLMOJG.
- 96 Mineo C. Novel algorithms for 3D surface point cloud boundary detection and edge reconstruction/ C. Mineo, S. G. Pierce, R. Summan // Journal of Computational Design and Engineering. –2019. – No.6.–Pp.81-91. – Doi: 6. 10.1016/j.jcde.2018.02.001.
- 97 Шепель И.О. Модифицированный алгоритм построения карты занятости по облаку точек от нескольких лидаров // Программные продукты и системы. –2020. –Т.33. –№ 2. –С.257–265. Doi: 10.15827/0236-235X.130.257-265.
- 98 Gupta, A. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) and Data Fusion in Unmanned Aerial Vehicles: Recent Advances and Challenges / A. Gupta, X. Fernando // Drones. –2022. –Vol.6. –No.4. –Pp.85. <https://doi.org/10.3390/drones6040085>.
- 99 Алхалили, А. С. Формирование стратегий объезда препятствий при движении робота в неопределенной среде / А. С. Алхалили, Е. А. Лукьянов // Актуальные проблемы науки и техники. 2023: Материалы Всероссийской (национальной) научно-практической конференции, Ростов-на-Дону, 15–17 марта 2023 года / Ответственный редактор Н.А. Шевченко. – Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет, 2023. – С. 818-819. – EDN RBRUJU.
- 100 Lim C. W. Hybrid of global path planning and local navigation implemented on a mobile robot in indoor environment / C. W. Lim, L. S. Yong, M.H. Ang // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC). (Vancouver, February). –Canada 2002. –Pp.821-826. –Doi: [10.1109/ISIC.2002.1157868](https://doi.org/10.1109/ISIC.2002.1157868).
- 101 Карпасюк, И. В. Модификация метода потенциалов для поиска путей на взвешенном графе / И. В. Карпасюк // Технические средства систем управления и связи = International Scientific Forum on Control and Engineering: Международный научный форум. Материалы V Международной конференции «Информационные технологии и технические средства управления» (ICCT-2021), 14-й Международной конференции «Акустооптические и радиолокационные методы измерений и обработки информации» (ARMIMP-2021), Астрахань, 04–07 октября 2021 года. – Астрахань: Астраханский государственный технический университет, 2021. – С. 248-250. – EDN SNAZUU.
- 102 Pshikhopov V.Kh. Algorithms of adaptive position-trajectory control systems of moving objects / V.Kh. Pshikhopov, B.V. Gurenko, M.Yu. Medvedev // Control problems. –2015. –No. 4. –Pp.66-75.
- 103 Хоанг, Д. Т. Траекторное управление мобильным роботом в условиях неопределенности / Д. Т. Хоанг, А. А. Пыркин // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2021. – Т. 64, № 8. – С.608-619. – DOI 10.17586/0021-3454-2021-64-8-608-619. – EDN HZLYFB.
- 104 Dynamic Neural Networks: A Survey / Y. Han [et al.] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. –2022. –Vol. 44, No.11. –Pp.7436-7456. – DOI 10.1109/tpami.2021.3117837. – EDN AYNGQV.
- 105 Risk verification of stochastic systems with neural network controllers / M. Cleaveland [et al.] // Artificial Intelligence. –2022. –Vol.313. –P.103782. –Doi: 10.1016/j.artint.2022.103782. – EDN UHHNBJ.
- 106 Алхалили А. С. Б. Стохастическое оценивание при планировании траектории движения в среде с подвижными препятствиями / А. С. Б. Алхалили, Е. А. Лукьянов // Наука и бизнес: пути развития. – 2023. – № 3(141). – С. 64-70. – EDN EZQFDC.

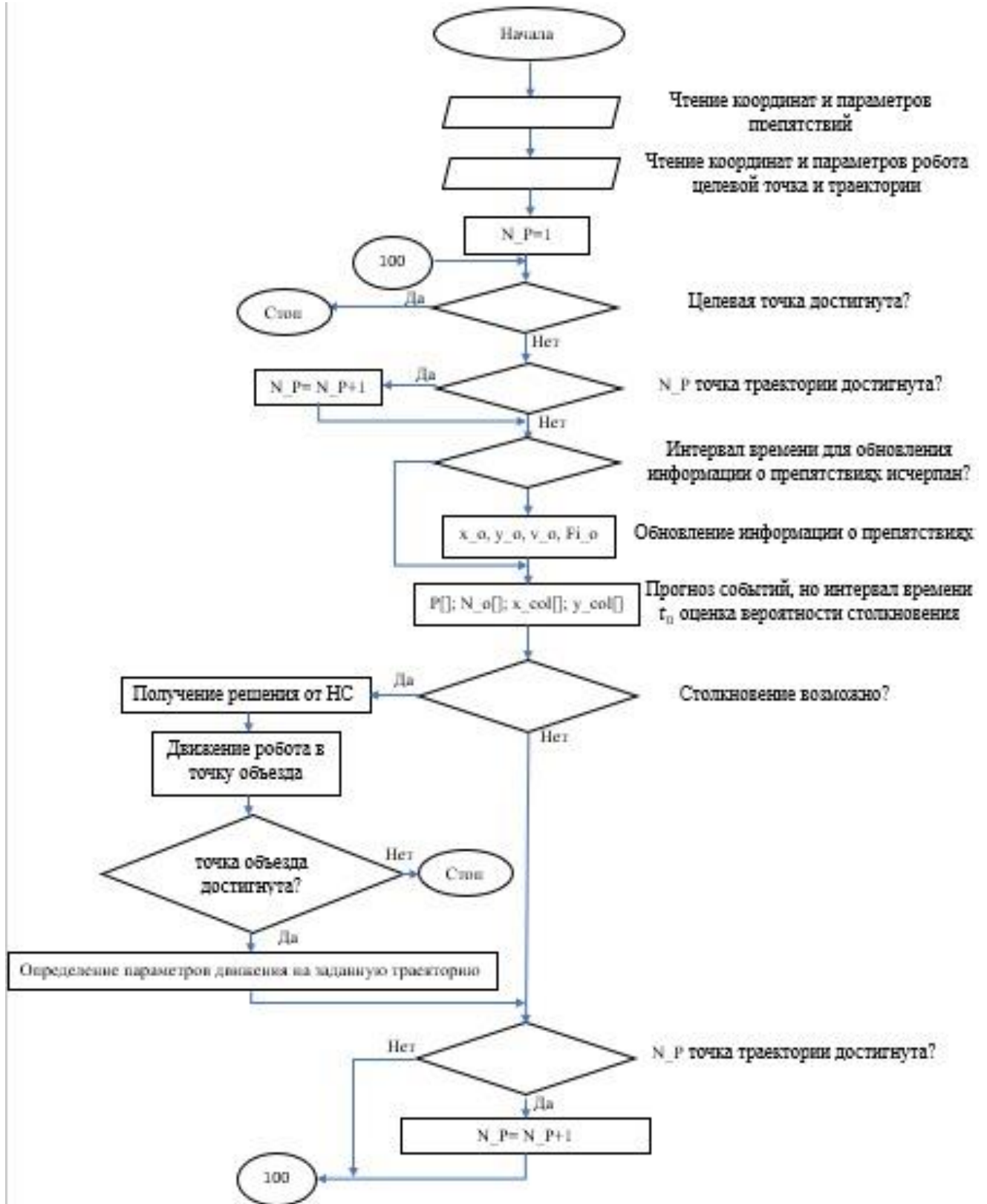
- 107 Метод планирования траектории движения точки в пространстве с препятствием на основе итеративной кусочно-линейной аппроксимации / В. О. Антонов [и др.] // Системы управления, связи и безопасности. –2018. – № 1. – С.168-182. – EDN YSUONG.
- 108 Alkhaleeli A.S.B. Movement strategies selection of a mobile robot to avoid obstacles/ A.S.B. Alkhaleeli, E.A. Lukyanov // E3S Web of Conferences (SCOPUS). –2023. Doi: 389. 10.1051/e3sconf/202338907003.
- 109 Яковлев, Д. С. Вероятность столкновения автономного мобильного робота с препятствием / Д. С. Яковлев, А. А. Тачков // Мехатроника, автоматизация, управление. –2021. –Т. 22, № 3. – С.125-133. – DOI 10.17587/mau.22.125-133. – EDN RMRNGE.
- 110 Колмогоров, А.Н. Интерполирование и экстраполирование стационарных случайных последовательностей / А.Н. Колмогоров // Известия АН СССР. Сер. математическая. –1941. – Т. 5.
- 111 Атаманюк, И. П. Алгоритм оптимальной линейной экстраполяции векторной случайной последовательности с полным учетом взаимокорреляционных связей для каждой составляющей / И. П. Атаманюк // Проблемы информационных технологий. –2013. – № 1(13). – С.155-158. – EDN RUYDVT.
- 112 Попов В.А. Теория вероятностей. Часть 2. Случайные величины: Учебное пособие / В. А. Попов—Казань: Казанский университет, 2013. — 45 с. — Табл. 1. Ил. 5. Библиогр. 11 назв.
- 113 Муха в. с. эффективность экстраполирования векторных случайных последовательностей // Информатика. –2009. – № 2(22).
- 114 Liu, Q. Kinematic and dynamic control model of wheeled mobile robot under internet of things and neural network / Q. Liu, Q. Cong // The Journal of Supercomputing. –2022. –Vol.78, No.6. – Pp.8678-8707. – DOI 10.1007/s11227-021-04160-1. – EDN ECAHZP.
- 115 J.J. Craig, Introduction to Robotics: Mechanical and Control. 2nd edition. Boston. Addison-Wesley. –1989.
- 116 Dixon W.E. Nonlinear Control of Wheeled Mobile Robots / W.E. Dixon [et al.] // London: Springer-Verlag. –2001.
- 117 Алхалили А. С. Б. Создание виртуального датчика для моделирования систем инерциальной навигации / Лукьянов Е.А., Мпенгеле Э.Б., Алхалили А.С.Б. Создание виртуального датчика для моделирования систем инерциальной навигации // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2025. № 3. С. 125–135. DOI: 10.34031/2071-7318-2024-10-3-125-135
- 118 Носков, Н. К. Математическая модель силового взаимодействия колеса с грунтом при повороте машины / Н. К. Носков, И. П. Трояновская, С. А. Титов // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Машиностроение. –2017. –Т. 17, № 3. –С.5-15. –DOI 10.14529/engin170301. – EDN ZIFZPL.
- 119 Siegwart R. Introduction to Autonomous Mobile Robots / R. Siegwart, I. R. Nourbakhah // Cambridge, MA: MIT Press. –2004.
- 120 Wang Y. Dynamic Object Tracking Control for Nonholonomic Wheeled Autonomous Robot / Y. Wang, Y. Chen and M. Lin // Journal of Science and Engineering. –2009. –Vol. 12. –No. 3. –Pp.339-350.
- 121 Han S. A Precise Curved Motion Planning for a Differential Driving Mobile Robot / S. Han, B. Choi and J. Lee // Mechatronics. –2008. –Vol.18. –Pp.486-494.
- 122 A Linear-Interpolation-Based Controller Design for Trajectory Tracking of Mobile Robots / G. Scaglia, A. Rosales, L. Quintero, V. Mut and R. Agarwal//Control Engineering Practice. –2010. – Vol.18. –Pp.318-329.
- 123 Klancar G. A Control Strategy for Platoons of Differential Drive Wheeled Mobile Robot / G. Klancar, D. Matko, S. Blazic // Robotics and Autonomous Systems. –2011. –Vol.59. –Pp.57-64.

- 124 Zhang, H.-X. A Trajectory Tracking Control Method for Nonholonomic Mobile Robot / H.-X. Zhang, G.-J. Dai, H. Zeng, // Proceedings of the International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition (Beijing, 2-4 Nov). –China. –2007. –Pp.7-11.
- 125 Yang, S.X. Neural Dynamics Based Full-State Tracking Control of a Mobile Robot / S.X. Yang, H. Yang, Q. Max, H. Meng // Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation (New Orleans). –LA, 2004. –Pp.4614-4619.
- 126 Bloch, A.M. Nonholonomic Mechanics and Control //New York: Springer-Verlag. –2003. –Pp.484.
- 127 Траекторное управление движением робота при наличии подвижных препятствий / А. Ю. Краснов [и др.] // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. –2017. – Т.17, № 5. –С.790-797. – DOI 10.17586/2226-1494-2017-17-5-790-797. – EDN ZQQFHP.
- 128 Пшихопов В. Х. Управление подвижными объектами в априори неформализованных средах // Известия ЮФУ. Технические науки. –2008. – № 12(89). –С.6-19. – EDN KATMGR.
- 129 Цинь Ч. Исследование алгоритма slam роботов на основе оптимизации графов // StudNet. –2021. – Т. 4. – № 7. – С.7. – EDN RJDDWR.
- 130 Alsadik B. The Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)-An Overview / B. Alsadik, S. Karam // Journal of Applied Science and Technology Trends. –2021. –Vol.2. –Pp.120-131. Doi: 10.38094/jastt204117.
- 131 Mamdani based Fuzzy Logic Controller for A Wheeled Mobile Robot with Obstacle Avoidance Capability / A. Najmurrokhman, Kusunandar, U. Komarudin [et al.] // Proceedings of the 2019 International Conference on Mechatronics, Robotics and Systems Engineering, MoRSE, Bali, 04–06Dec. 2019. – Bali, 2019. – Pp.49-53. – DOI 10.1109/MoRSE48060.2019.8998720. – EDN NCQZGN.
- 132 Обольтин Р.Ю., Антошкин С.Б. Разработка алгоритмов управления движением автономных мобильных роботов на базе нечеткой логики [Электронный ресурс] / Р.Ю. Обольтин, С.Б. Антошкин // Молодая наука Сибири: электрон. науч. журн. –2020. –№2. –С.246-255. Режим доступа: <http://mnv.ircups.ru/toma/28-20>, свободный. — Загл. с экрана. — Яз. рус., англ. (дата обращения: 28.05.2020).
- 133 Neural Network-Based Obstacle and Pothole Avoiding Robot / Md Arafat [et al.] //Proceedings of the Fourth International Conference on Trends in Computational and Cognitive Engineering. – 2023. –Pp.173-184. Doi: 10.1007/978-981-19-9483-8_15.
- 134 Farag, K. K. A. Mobile robot obstacle avoidance based on neural network with a standardization technique / K. K. A. Farag, H. M. El-Batsh, H. H. Shehata // Journal of Robotics. –2021. –Vol.2021. –Pp.1129872. – DOI 10.1155/2021/1129872. – EDN SECDIF.
- 135 Park B.S. Adaptive Neural Sliding Mode Control of Nonholonomic Wheeled Mobile Robots with Model Uncertainty/ B.S. Park [et al.] // IEEE Transactions on Control Systems Technology. –2009. – Vol.17, No.1. –Pp.207-214.
- 136 Rezaei N. Mobile robot monocular vision-based obstacle avoidance algorithm using a deep neural network / N. Rezaei1, S. Darabi // Evolutionary Intelligence. –2023. –Pp.1-16.
- 137 Ye, J. Adaptive Control of Nonlinear PID-Based Analogue Neural Network for a Nonholonomic Mobile Robot // Neurocomputing. –2008. –Vo.71. –Pp.1561-1565.
- 138 A Deep Reinforcement Learning Method for Mobile Robot Path Planning in Unknown Environments / W. Zhang [et al.] // Proceeding - China Automation Congress, CAC, Beijing, 22–24 Oct. 2021. – Beijing, 2021. – P.5898-5902. – DOI 10.1109/CAC53003.2021.9727670. – EDN XJOQFU.
- 139 Path planning using deep reinforcement learning based on potential field in complex environment / Q. Jia [et al.] // Journal of Physics: Conference Series. –2021. –Vol.1748, No.2. –Pp.022016. – DOI 10.1088/1742-6596/1748/2/022016. – EDN NOHVME.

- 140 Liu V. Methods of path planning in an environment with obstacles (review) // Mathematics and mathematical modeling: a network scientific publication. Moscow: MGTU. –2018. –No.01. –Pp.15–58. DOI: 10.24108 / mathm.0118.0000098.
- 141 Кай, З. Навигация и управление мобильными роботами в незнакомой среде: обзор / З. Кай, Х. Хе, А. В. Тимофеев // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 2(45). – С. 13-25. – EDN SGMENL.
- 142 Tsai C-Y. Visual Tracking Control of a Wheeled Mobile Robot with System Model and Velocity Quantization Robustness/ C-Y. Tsai, K-T. Song // IEEE Transactions on Control Systems Technology. –2009. –Vol.17 –No.3. –Pp.520-527.
- 143 Elmokadem, T. A 3D Reactive Collision Free Navigation Strategy for Nonholonomic Mobile Robots / T. Elmokadem // Chinese Control Conference, CCC: 37, Wuhan, 25–27 июля 2018 года. Vol. 2018-January. – Wuhan, 2018. – P. 4661-4666. – DOI 10.23919/ChiCC.2018.8484232. – EDN QMKVXS.
- 144 Othman, W. Deep Reinforcement Learning for Path Planning by Cooperative Robots: Existing Approaches and Challenges / W. Othman, N. Shilov // Conference of Open Innovations Association, FRUCT. –2021. –No. 28. –Pp.350-357. – EDN L XKLLK
- 145 Navigation of Mobile Robots Based on Deep Reinforcement Learning: Reward Function Optimization and Knowledge Transfer / W. Li [et al.] // Int. J. Control Autom. Syst. –2023. –Vol.21. –Pp.563–574. <https://doi.org/10.1007/s12555-021-0642-7>.
- 146 Reactive Obstacle-Avoidance Systems for Wheeled Mobile Robots Based on Artificial Intelligence / A. M Santiago [et al.] // Applied Sciences. –2021. – Vol.11. – Pp.6468. Doi: 10.3390/app11146468.
- 147 Choi, J. Reinforcement learning-based dynamic obstacle avoidance and integration of path planning / J. Choi, G. Lee, C. Lee // Intelligent Service Robotics. –2021. –Vol.14. –Pp.1-15. Doi:10.1007/s11370-021-00387-2.
- 148 Tracking Control of Unicycle-Modelled Mobile Robots Using a Saturation Feedback Controller / T-C. Lee [et al.] // IEEE Transactions on Control Systems Technology. –2001. –Vol.9. –No.2. Pp.305-318.
- 149 Hirukawa, T. Image Feature Based Navigation of Nonholonomic Mobile Robots with Active Camera / T. Hirukawa, S. Komada, J. Hirai // SICE Annual Conference, Kagawa University-Japan, 12-20 Sept. 2007. –Pp. 2502-2506.
- 150 Toibero, J. M. Switching Control Approach for Stable Navigation of Mobile Robots in Unknown Environment / J. M. Toibero [et al.] // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. –2011. – Vol.27. –Pp.558-568.
- 151 Yaonan, W. Autonomous Mobile Robot Navigation System Designed in Dynamic Environment Based on Transferable Belief Model/ W. Yaonan [et al.] // Measurement. –2011. –Vol.44. –Pp.1389-1405.
- 152 Swain, S. A reinforcement learning-based cluster routing scheme with dynamic path planning for mutli-UAV network / S. Swain, P. M. Khilar, B. R. Senapati // Vehicular Communications. –2023. – Vol.41. – Pp.100605. – DOI 10.1016/j.vehcom.2023.100605. – EDN SZDIMQ.
- 153 Multi-agent Reinforcement Learning for Cooperative Observation Path Planning of Ocean Mobile Observation Network / Y. Zhao [et al.] // Lecture Notes in Electrical Engineering. – 2022. –Vol.861 LNEE. – P. 2309-2317. – DOI 10.1007/978-981-16-9492-9_228. – EDN WXFCD F.
- 154 Immune Deep Reinforcement Learning Based Path Planning for Mobile Robot in Unknown Environment / Ch. Yan [et al.] // Social Science Research Network. –2022. – DOI 10.2139/ssrn.4070518. – EDN FYQLBJ.
- 155 Pursuit Path Planning for Multiple Unmanned Ground Vehicles Based on Deep Reinforcement Learning / H. Guo [et al.] // Electronics. –2023. –Vol.12, No.23. – Pp.4759. – DOI 10.3390/electronics12234759. – EDN BNVT DG.
- 156 Алхалили А.С. Управление движением колесного мобильного робота на основе имитационного моделирования / А. С. Алхалили, Е. А. Лукьянов // Вестник Белгородского

- государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. – 2022. – № 8. – С. 112-121. – DOI 10.34031/2071-7318-2022-7-8-112-121. – EDN XJSZPY.
- 157 Алхалили А. С. В. Simulation Model of Trajectory Motion to a Mobile Robot / А. С. В. Алхалили, Е.А. Lukyanov // Science and Business: Ways of Development. – 2022. – No 5(131). – P. 217-224. – EDN CFVLCO.
 - 158 Qingfeng, Y. Path Planning Method with Improved Artificial Potential Field—A Reinforcement Learning Perspective // IEEE Access. –2020. –Pp. 1-1. Doi: 10.1109/ACCESS.2020.3011211
 - 159 Luo, S. Asymptotic Boundary Shrink Control with Multi-robot Systems / S. Luo, J. Kim, B.-C. Min //2020. Doi: 10.48550/arXiv.2006.12470.
 - 160 Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ RU 2023614532 Российская Федерация. Планирование и управление движением мобильного робота при наличии подвижных и неподвижных препятствий. / авторы, заявители и правообладатели Лукьянов Е. А., Алхалили А. С. В. – №2023612590; заявл. 08.02.2023; опубл 02.03.2023. – 1 с.

Приложение 1



Приложение 2

```

clear all
clc
% программа читает подготовленные данные о расположении и параметрах движения
% препятствий для формирования обучающих данных RL сети
% данные находятся в mat файле следующей структуры записи
% N_obst r_r V_r xp yp x_o y_o r_o v_o fi_o
% !!! размер массива - 34 столбца при максимальном (6) количестве препятствий
% если в данном "расположении препятствий" их меньше - в свободные ячейки
% записан 0
% предполагается, что робот находится в координате 0 0
% а программа генерирует препятствия ближней зоны, размер которой задается.
% координаты размеры и параметры движения препятствий записываются в
%
% *****
% для каждой ситуации (расположению) препятствий
% с помощью ранее обученной НС ищутся правильные решения
% при этом используется случайная коррекция, реализующая энтропийную регуляризацию
% решений
% НО! в файл результатов, для последующего повторного обучения НС сохраняются
% только НАИЛУЧШИЕ результаты, найденный за Nepoch вариантов поиска объезда для каждой
% сцены

% данные для нейронной сети читаем из inp_arr_self_gen
load('inp_arr_dat_05_12_24.mat ');
inp_arr=inp_arr_dat;

% в этом файле структура Nx34
% xp yp - координаты траекторной точки, куда робот должен доехать
% V_r r_r - скорость и размер робота
% x_o y_o r_o v_o fi_o - координаты, размеры, скорости и направления

% загрузка предварительно обученной нейросети
load('net_04_12_24_1'); % 04_12_24

n_rec=0; Nbufmax=20;
ndat=length(inp_arr); % сколько строк в массиве
% ndat=100;% для тестирования и проверки

iclk=1; Err_NN_answer=0;

while (iclk<ndat)
    k=iclk;
    % разбор данных на массивы в строке данных находятся:
    % xp yp V_r r_r x_o y_o r_o v_o fi_o
    xp=inp_arr(k,1); yp=inp_arr(k,2); V_r=inp_arr(k,3); r_r=inp_arr(k,4);

    clear x_o y_o r_o v_o ds_v fi_o ds_o

```

```

% координаты подвижных и неподвижных препятствий
% x_o - координата X препятствия (в метрах)
% y_o - координата Y препятствия (в метрах)
% r_o - "радиус" препятствия (оценка радиуса, которая МОГЛА БЫ БЫТЬ
%      ПОЛУЧЕНА информационно-измерительной системой робота) (в метрах)
% v_o - скорость движения препятствий (в метрах в минуту)
% ds_v - дисперсия скорости движения
% fi_o - направление движения препятствий (в градусах)
% ds_o - дисперсия угла движения (в градусах)

for j=1:1:6
    x_o(j)=inp_arr(k,(5+5*(j-1))); y_o(j)=inp_arr(k,(6+5*(j-1)));
    r_o(j)=inp_arr(k,(7+5*(j-1))); v_o(j)=inp_arr(k,(8+5*(j-1)));
    fi_o(j)=inp_arr(k,(9+5*(j-1)));
end; % for i=1:1:N_obst
% параметры всех препятствий для текущей ситуации прочитаны

N_obst=6;
% отобразим препятствия в данной сцене
% Obst_plot1(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o);

Nerox=100;
% ЦИКЛ до заданного количества эпох поиска решения для текущего расположения
% и параметров препятствий и траекторной точки, куда требуется "доехать"
% Nerox означает сколько будет сделано попыток найти параметры объезда
R_sum=-100;
nbuf=0;

while (Nerox>0)
    % вызов NN и получение результата
    % нейронная сеть дает вариант возможного решения (используя NN)
    % объезда препятствия и последующего движения к траекторной точке
    [Vrez,Firez,Trez]=get_NN_rez_4_gen(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o,net);
    % Vrez,Firez,Trez - скорость и направление и время, которое нужно
    % двигаться с этими параметрами, чтобы объехать препятствие и затем
    % без столкновений доехать до траекторной точки (xp, yp)
    % с учетом нормализации целевых значений при обучении НС -
    % скорость приведена к диапазону 0 - 1 метр в секунду (Vmax=1)
    %    скорость не трогаем
    % направление движения приведено к диапазону 0 - 1 (1 это 360 градусов)
    %    пересчитать в диапазон 2*pi
    % время движения приведено к диапазону 0 - 1 (1 - это 30 секунд)
    %    время пересчитать % Tmax=30;
    % деНОРМАЛИЗАЦИЯ
    Tmax=30;
    Vrez= Vrez;

```



```

Firez=Firez*pi*2;
Trez=Trez*Tmax;

% оценить качество полученного решения (вычисление вознаграждения за
% участок объезда и за участок возвращения на траекторию)

[R_1,R_2,Rt]=get_Critil_est7_1(Vrez,Firez,Trez,N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o,
fi_o,R_offs);
% В итоге R_1,R_2 >=0 если столкновений не было и <0 если были
if ( (R_1>=0)&(R_2)>=0)
    R_rezult=R_1+R_2+Rt;
    if ((R_sum)<(R_rezult)) % запомним наилучший ПОКА результат
        R_sum=R_rezult; V_tmp=Vrez; Fi_tmp=Firez; T_tmp=Trez;
        % если столкновения при объезде и возврате небыло, то сохранить
        % решение NN и "исходные данные" в "буфере обучения NN"
        % в буфере сохраняются для каждой сцены ВСЕ "правильные решения"
        % потом из них для обучения выбирается лучшее
        nbuf=nbuf+1;
        Data_buf(nbuf,:)= [N_obst r_r V_r xp yp x_o y_o r_o v_o fi_o V_tmp Fi_tmp T_tmp R_sum R_1
R_2 Rt];
        % disp (nbuf);
        % для отладки отрисуем движение
        Vrez= V_tmp; Firez= Fi_tmp; Trez= T_tmp;
        % [h0,h01]=Obst_plot4_11(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o,...
        % r_o, v_o, fi_o, Vrez,Firez,Trez );
        % [x,y]=ginput(1);
        %delete(h01);

end; % if ((R_sum)<(R_rezult))
else
    % сюда попали если при объезде на основе ответа НС произошло
    % столкновение
    if (R_1<0)|(R_2<0)
        Err_NN_anser=Err_NN_anser+1;% количество ошибок НС для данной ситуации
    end; % if (R_1<0)|(R_2<0)
end; % if ( (R_R1>0)&(R_R2)>0)

R_rezult=-1000;

% для отладки отрисуем движение
%[h0,h01]=Obst_plot4_11(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o, Vrez,Firez,Trez );
%[x,y]=ginput(1);
%delete(h01);

% str_1 = sprintf(' input string %i Nepox %i Vrez %3.2f Firez %3.2f Trez %3.2f',...
% iclk,Nepox,Vrez,Firez,Trez);
% disp(str_1);

```

```

Nepox=Nepox-1;
end; % while (Nepox>1)
apres=exist('Data_buf');
% если существует массив Data_buf - т.е. хотя бы одно решение по объезду
% без столкновений было найдено
if (apres==1)    n_rec=n_rec+1;
% в массиве M индексы строк, отсортированного по 39 колонке массива
M = sortrows(Data_buf,39,'descend'); % 39 колонка - суммарное вознаграждение
% если по исчерпанию Nepox попыток найти решение по параметрам
% безопасного объезда есть решение - сохраним "наилучшее" в буфере
% решений для обучения
Data_Len(n_rec,:)=Data_buf(1,:);
disp (n_rec)
clear Data_buf M
end; % if (apres==1)

R_sum=-100;
iclk=iclk+1;
end;% while ~feof(fid)
% если хотя бы одна запись в выходной массив была сделана - сохраним его
% в файл Data_Len.mat, который потом переименуем
if (n_rec>0)
save ('Data_Len.mat','Data_Len');
disp(' File Data_Len.mat saved')
disp(' Program finised ')
else
disp(' Data not prodused !!! ')
disp(' Program closed ')
end; % if (n_rec>1)

```

Приложение 3

Программа генерации расположения препятствий и их параметров

```
% *****
clear all
clc
% программа генерирует данные о расположении и параметрах движения
% препятствий для обучения RL сети
% предполагается, что робот находится в координате 0 0
% а программа генерирует препятствия ближней зоны, размер которой задается.
% координаты размеры и параметры движения препятствий записываются в
% выходной файл, имя которого автоматически изменяется (RL_obst_par_nnn.txt).
%
% *****

N_stat=10; % количество неподвижных препятствий
N_dinam=20; % количество подвижных препятствий
% размер робота
r_r=0.3;% радиус робота в м
V_r=0.2; % скорость движения робота в м/с
R_stat=[0.3 0.6]; % диапазон размеров неподвижных препятствий
R_dinam=[0.3 0.6]; % диапазон размеров подвижных препятствий

%
% global t_ip t_out T_all dt t Xi_out Yi_out fii V r_o
%
% программа генерирует "расположение" и моделирует "движение"
% нескольких "препятствий" с записью информации в файл.
% Препятствия могут быть неподвижными или подвижными.
% параметры движения подвижных препятствий могут изменяться случайным
% образом.
% Полученный файл затем используется программой имитационного моделирования
% планирования траекторий и управления движением мобильного робота в среде с
% неподвижными и подвижными препятствиями.
%
% Использование файла, определяющего "поведение" препятствий позволяет
% многократно повторять "случайные ситуации" для отладки алгоритмов
% управления роботом или для сравнения с другими способами планирования траектории.
%
% Программа планирует движение препятствий "дискретно", на заданном интервале
% времени изменения случайных параметров движения препятствий не происходит.
% Величина "интервала планирования" t_ip превышает интервал вывода
% информации в файл t_out. Интервал t_ip больше интервала t_out.
%
% Версия программы от 04.11.2024

% НАЧАЛЬНЫЕ ЗНАЧЕНИЯ
```

```
% координаты подвижных и неподвижных препятствий
% x_o - координата X препятствия (в метрах)
% y_o - координата Y препятствия (в метрах)
% r_o - "радиус" препятствия (оценка радиуса, которая МОГЛА БЫ БЫТЬ
%      ПОЛУЧЕНА информационно-измерительной системой робота) (в метрах)
% v_o - скорость движения препятствий (в метрах в минуту)
% ds_v - дисперсия скорости движения
% fi_o - направление движения препятствий (в градусах)
% ds_o - дисперсия угла движения (в градусах)
```

```
Fplot=0; % если 1 - будут рисоваться сцены 0 - нет
```

```
% границы карты для расположения препятствий в ближней зоне робота
% робот на всех сценах находится в 0 0
map_x_min=-3; map_x_max=3;
map_y_min=-3; map_y_max=3;
%
% dkl=0.2; величина "зоны безопасности", обеспечиваемой датчиками робота
%
```

```
Xlim_min=map_x_min; Xlim_max=map_x_max;
Ylim_min=map_y_min; Ylim_max=map_y_max;
```

```
Vlim_max=1.0;% m/s максимальная скорость для подвижных препятствий
```

```
N_gen=0;
for clk=1:1:2000
```

```
% генерация координат препятствий статических
% нормальное распределение random
% равномерное распределение rand
```

```
% генерация координат по оси X
X_gen = rand(N_stat);
X_gen=Xlim_min+X_gen*(Xlim_max-Xlim_min);
Y_gen = rand(N_stat);
Y_gen=Ylim_min+Y_gen*(Ylim_max-Ylim_min);
% генерация размеров препятствий
SZ_o= rand(N_stat);
SZ_o=R_stat(2)*SZ_o;
```

```
% задания координат и размеров статических препятствий
ss=1;
while (ss>0)
for i=1:1:N_stat
    % координату X и Y берем из массивов X_gen Y_gen
    x_os(i)=X_gen(i); y_os(i)=Y_gen(i); r_os(i)=SZ_o(i);
end; % for i=1:1:N_stat
```

```

% проверим, что статические препятствия не "накладываются друг на друга"
[x1,y1,r1,coll,ss]=dist_oo(x_os,y_os,r_os,r_r);
if ss>0
    disp(' Расположение стат препятствий произошло с наложением !!!!! ');
% новая генерация координат препятствий
X_gen = rand(N_stat); X_gen=Xlim_min+X_gen*(Xlim_max-Xlim_min);
Y_gen = rand(N_stat); Y_gen=Ylim_min+Y_gen*(Ylim_max-Ylim_min);
% генерация размеров препятствий
SZ_o= rand(N_stat); SZ_o=R_stat(2)*SZ_o;
end;%

end; % while coll>0

% определим "положение точки траектории", куда движется робот так, чтобы
% при его движение было столкновение с неподвижными препятствиями
% точка должна отстоять от робота на расстояние не менее 4 диаметра робота
L_min=2*5*r_r;
% генерация расстояния до траекторной точки

[x_tr_point, y_tr_point]=tr_point_stat(x1,y1,r1,L_min);

if (Fplot==1)
    h1 = figure(1); subplot(1,1,1);
    grid on; hold on; %axis([xmin xmax ymin ymax]);
    axis equal; %axis square;
    % отрисовать робот
    rectangle('Position',[0-r_r, 0-r_r, r_r*2, r_r*2],...
        'Curvature',[1,1], 'FaceColor','r');
    % отрисовать неподвижные препятствия
    plot(x1,y1,'ob'); plot(0,0,'*r');
    plot(x_tr_point,y_tr_point,'*g');
    for i=1:1:length(x1)
        % rectangle('Position',pos(i,:), 'Curvature',[1 1]);
        rectangle('Position',[x1(i)-r1(i), y1(i)- r1(i), r1(i)*2, r1(i)*2],...
            'Curvature',[1,1], 'FaceColor','b');
    end;% for i=1:1:length(r)
    xlabel('Координата X'), ylabel('Координата Y') ;
    hold off;
end;

clear X_gen Y_gen SZ_o coll
% динамические препятствия
% генерация координат по оси X
X_gen = rand(N_dinam);
X_gen=Xlim_min+X_gen*(Xlim_max-Xlim_min);

```

```

Y_gen = rand(N_dinam);
Y_gen=Ylim_min+Y_gen*(Ylim_max-Ylim_min);

% генерация размеров препятствий
SZ_o= rand(N_dinam);
SZ_o=R_dinam(2)*SZ_o;

% цикл задания координат и размеров динамических препятствий

ss=1;
while (ss>0)
    for i=1:1:N_dinam
        % координату X и Y берем из массивов X_gen Y_gen
        x_od(i)=X_gen(i);  y_od(i)=Y_gen(i);  r_od(i)=SZ_o(i);
    end; % for i=1:1:N_dinam

    % проверим, что динамические препятствия не "накладываются друг на друга"
    [x2,y2,r2,coll,ss]=dist_oo(x_od,y_od,r_od,r_r);

    if ss>0
        disp (' Расположение дин препятствий произошло с наложением !!!!! ');
        % новая генерация координат препятствий
        X_gen = rand(N_stat); X_gen=Xlim_min+X_gen*(Xlim_max-Xlim_min);
        Y_gen = rand(N_stat); Y_gen=Ylim_min+Y_gen*(Ylim_max-Ylim_min);
        % генерация размеров препятствий
        SZ_o= rand(N_stat); SZ_o=R_stat(2)*SZ_o;
    end;%
end; % while

clear X_gen Y_gen SZ_o coll
% проверим, что статические и динамические препятствия не "накладываются друг на друга"
[xo3,yo3,ro3,coll,ss]=dist_o22(x1,y1,r1,x2,y2,r2);
% в массивах xo3,yo3,ro3 координаты и размеры ВСЕХ препятствий - и стат и
% динамических

if (ss>0)
    disp (' Расположение стат и динам препятствий произошло с наложением !!!!! ');
end;%

for i=1:1:N_stat
    ds_vs(i)=0; v_os(i) = 0; ds_os(i)= 0; fi_os(i)= 0;
end;% for i=1:1:N_stat

SIGMA =10.8;
for i=1:1:N_dinam
    ds_vd(i)= abs(random('norm',0.4, 0.2));

```

```

v_od(i) = abs(random('norm',Vlim_max, ds_vd(i)));
ds_od(i)= abs(random('norm',5, 0.7));
fi_od(i)= (abs(random('norm',0.5, ds_od(i)))-0.4)*180;

end;% for i=1:1:N_dinam

x_o=[ x1 x2 ]; y_o=[ y1 y2 ]; r_o=[ r1 r2 ];

v_o=[ v_os v_od ];
ds_v=[ ds_vs ds_vd ];
fi_o=[ fi_os fi_od ];
ds_o=[ ds_os ds_od ];

% подвижные препятствия - x2 y2 r2 v_od ds_vd fi_od ds_od
% отрисовать динамические и статические
% определим вектора, определяющие направления движения подвижных роботов
% X =[25 45] Y = [40 60] V= [0.2 0.5] fi=[30 195]
% dx=V.*cos(fi.*pi/180) dy=V.*sin(fi.*pi/180)
dx2=v_od.*cos(fi_od.*pi/180);
dy2=v_od.*sin(fi_od.*pi/180);
%quiver(X,Y,U,V)

PasOmin=4;
[x_tr_din, y_tr_din,v_new,tcros]=tr_point_din(x2,y2,r2,v_od,fi_od,PasOmin,V_r);

x_tr=[x_tr_point x_tr_din]; y_tr=[y_tr_point y_tr_din];

if (Fplot==1)
    h2 = figure(2); subplot(1,1,1);
    grid on; hold on;
    axis square; axis equal;
    % отрисовать робот
    plot(0,0,'*r');
    rectangle('Position',[0-r_r, 0-r_r, r_r*2, r_r*2],...
        'Curvature',[1,1], 'FaceColor','r');
    % отрисовать неподвижные препятствия
    plot(x1,y1,'ob');
    plot(x_tr_point,y_tr_point,'*b');
    plot(x_tr_din,y_tr_din,'*m');
    for i=1:1:length(x1)
        rectangle('Position',[x1(i)-r1(i), y1(i)- r1(i), r1(i)*2, r1(i)*2],...
            'Curvature',[1,1], 'EdgeColor','b');
    end;% for i=1:1:length(r)
    % отрисовать динамические препятствия
    plot(x2,y2,'.k');
    for i=1:1:length(x2)
        % rectangle('Position',pos(i,:), 'Curvature',[1 1]);
        rectangle('Position',[x2(i)-r2(i), y2(i)- r2(i), r2(i)*2, r2(i)*2],...

```

```

    'Curvature',[1,1], 'EdgeColor','m'); % 'FaceColor','m'
    end;% for i=1:1:length(r)
    quiver(x2,y2,dx2,dy2);
    xlabel('Координата X'), ylabel('Координата Y') ;
    hold off;
    %pause(2.2);
    end

    if (Fplot==1)
        delete (h1); delete (h2);
    end; % if (Fplot==1)

    % структура записи - количество препятствий N_obst, размер робота r_r,
    % скорость робота V_r, координаты следующей координатной точки x_tr_point, y_tr_point
    % далее - N_obst строк с параметрами препятствий

    fid = fopen('exp_2var.txt','a+');

    N_obst=length(x_o);

    % цикл по "траекторным точкам"
    for k=1:1:length(x_o)
        xp=x_tr(k); yp=y_tr(k);
        fprintf(fid,' %4.2f %4.2f %4.2f %4.2f %4.2f ',N_obst,r_r, V_r, xp, yp);
        % цикл по препятствиям
        for i=1:1:length(x_o)
            p1=x_o(i); p2=y_o(i); p3=r_o(i); p4=v_o(i); p5=ds_v(i); p6=fi_o(i); p7=ds_o(i);
            fprintf(fid,' %04.2f %04.2f %04.2f %04.2f %04.2f %04.2f %04.2f ',...
                p1, p2, p3, p4, p5, p6, p7 );
        end;

        fprintf(fid,' \n');
        N_gen=N_gen+1;

    end; % for k=1:1:length(x_o)

    fclose('all');

    ststs = sprintf(' номер цикла %3.3f сгенерировано данных %3.3f', clk, N_gen );
    disp (ststs)

    end; % while clk

    fclose('all');
```


Приложение 4

```

clear all
clc
% программа читает данные о расположении и параметрах движения
% препятствий
% используя ранее обученную нейросеть проверяет на этом "новом" наборе данных результат
% нейросети - будет ли столкновение.
% данные находятся в mat файле следующей структуры записи
% N_obst r_r V_r xp yp x_o y_o r_o v_o fi_o
% если в данном "расположении препятствий" препятствий меньше
% максимального количества - в эти ячейки записан 0
%
% предполагается, что робот находится в координате 0 0
%
% *****
%
% 05.12.2024

% данные для нейронной сети читаем
load('inp_arr_nn_11_11_24_1.mat ');
inp_arr=inp_arr_nn;

% в этом файле структура Nx34
% xp yp - координаты траекторной точки, куда робот должен доехать
% V_r r_r - скорость и размер робота
% x_o y_o r_o v_o fi_o - координаты, размеры, скорости и направления

% загрузка предварительно обученной нейросети
load('net_05_12_24_1'); % 04_12_24

n_rec=0; Nbufmax=20;

% сколько строк в массиве
ndat=length(inp_arr);
ndat=100;% сколько взять для тестирования и проверки

iclk=1; Err_NN_answer=0;

while (iclk<ndat)
    k=iclk;
    % разбор данных на массивы в строке данных находятся:
    % xp yp V_r r_r x_o y_o r_o v_o fi_o

    xp=inp_arr(k,1); yp=inp_arr(k,2); V_r=inp_arr(k,3); r_r=inp_arr(k,4);
    clear x_o y_o r_o v_o ds_v fi_o ds_o

    % координаты подвижных и неподвижных препятствий
    % x_o - координата X препятствия (в метрах)

```

```

% y_o - координата У препятствия (в метрах)
% r_o - "радиус" препятствия (оценка радиуса, которая МОГЛА БЫ БЫТЬ
%      ПОЛУЧЕНА информационно-измерительной системой робота) (в метрах)
% v_o - скорость движения препятствий (в метрах в минуту)
% ds_v - дисперсия скорости движения
% fi_o - направление движения препятствий (в градусах)
% ds_o - дисперсия угла движения (в градусах)

for j=1:1:6
    x_o(j)=inp_arr(k,(5+5*(j-1))); y_o(j)=inp_arr(k,(6+5*(j-1)));
    r_o(j)=inp_arr(k,(7+5*(j-1))); v_o(j)=inp_arr(k,(8+5*(j-1)));
    fi_o(j)=inp_arr(k,(9+5*(j-1)));
end; % for i=1:1:N_obst
% параметры всех препятствий для текущей ситуации прочитаны

N_obst=6;
% отобразим препятствия в данной сцене
Obst_plot1(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o);

Nerox=1;
% Nerox означает сколько будет сделано попыток найти параметры объезда
% вознаграждение за два участка движения - в точку объезда и в заданную % траекторную точку
R_sum=-100;
nbuf=0;

while (Nerox>0)
    % вызов NN и получение результата
    % нейронная сеть дает вариант решения
    % объезда препятствия и последующего движения к траекторной точке
    [Vrez,Firez,Trez]=get_NN_rez_4_tst(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o,net);
% Vrez,Firez,Trez - скорость и направление и время, которое нужно
% двигаться с этими параметрами, чтобы объехать препятствие и затем
% без столкновений доехать до траекторной точки (xp, yp)
% с учетом нормализации целевых значений при обучении НС -
% скорость приведена к диапазону 0 - 1 (Vmax=1)
% направление движения приведено к диапазону 0 - 1 (1 это 360 градусов) пересчитать в диапазон
2*pi
% время движения приведено к диапазону 0 - 1 (1 - это 30 секунд)
%      время пересчитать % Tmax=30;
% деНОРМАЛИЗАЦИЯ
    Tmax=30;
    Vrez= Vrez;
    Firez=Firez*pi*2;
    Trez=Trez*Tmax;

    % оценить качество полученного решения (вычисление вознаграждения за участок объезда и за
    участок возвращения на траекторию)

```

```

[R_1,R_2,Rt]=get_Critil_est7_1(Vrez,Firez,Trez,N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o,
fi_o,R_offs);
% В итоге R_1,R_2 >=0 если столкновений не было и <0 если были
if ( (R_1>=0)&(R_2)>=0)
    R_rezult=R_1+R_2+Rt;
    if ((R_sum)<(R_rezult)) % запомним наилучший ПОКА результат
        R_sum=R_rezult; V_tmp=Vrez; Fi_tmp=Firez; T_tmp=Trez;
        % если столкновения при объезде и возврате небыло, то сохранить
        % решение NN и "исходные данные" в "буфере обучения NN"
        % в буфере сохраняются для каждой сцены ВСЕ "правильные решения"
        % потом из них для обучения выбирается лучшее
        nbuf=nbuf+1;
        Data_buf(nbuf,:)= [N_obst r_r V_r xp yp x_o y_o r_o v_o fi_o V_tmp Fi_tmp T_tmp R_sum R_1
R_2 Rt];
        % disp (nbuf);
        % для отладки рисуем движение
        Vrez= V_tmp; Firez= Fi_tmp; Trez= T_tmp;

    end; % if ((R_sum)<(R_rezult))
else
    % сюда попали если при объезде на основе ответа НС произошло
    % столкновение
    if (R_1<0)|(R_2<0)
        Err_NN_anser=Err_NN_anser+1;% количество ошибок
    end; % if (R_1<0)|(R_2<0)

end; % if ( (R_R1>0)&(R_R2)>0)

R_rezult=-1000;

% рисуем движение на сцене
[h0,h01]=Obst_plot4_11(N_obst,r_r, V_r, xp, yp, x_o, y_o, r_o, v_o, fi_o, Vrez,Firez,Trez );
[x,y]=ginput(1);
delete(h01);

Nepox=Nepox-1;
end; % while (Nepox>1)

R_sum=-100;

iclk=iclk+1;
end;% while ~feof(fid)
ss1=sprintf(' Number scenes used %i Number collision %i ', iclk, Err_NN_anser);
disp(ss1);
disp(' Program finised ')

```

Приложение 5

Таблица результатов

имитационного моделирования и сравнения методов
А* и потенциальных функций для обеспечения движения без столкновений
в среде со статическими и динамическими препятствиями
(сцены 4000 – 4100)

Метод/ Сцена	Алгоритм А*			Метод потенциальных полей Pot				Соотношение t_{Pot}/t_{A^*}
	f_coll	V _{A*}	time	f_coll	flg_brake	V _{Pot}	time	
4000	0	0.112	125.883	0	0	0.112	121.073	0.9618
4001	0	0.999	13.683	0	0	0.999	11.725	0.8569
4002	0	0.714	21.406	0	1	0.714	23.708	
4003	0	0.954	5.518	1	0	0.954	6.458	
4004	0	0.928	13.242	0	0	0.928	11.991	0.9055
4005	1	0.556	9.743	1	1	0.556	8.562	
4007	0	0.126	110.871	0	0	0.126	94.679	0.854
4008	0	0.596	11.349	0	1	0.596	2.273	
4009	1	0.183	41.546	0	1	0.183	29.776	
4010	0	0.137	56.932	1	1	0.137	33.347	
4011	1	0.283	19.971	0	0	0.283	19.221	
4012	0	0.573	17.959	0	0	0.573	15.901	0.8854
4013	1	0.904	7.119	0	0	0.904	7.451	
4014	0	0.556	8.208	1	0	0.556	8.072	
4015	0	0.633	21.916	0	1	0.633	30.141	
4016	0	0.461	30.768	0	0	0.461	28.837	0.9372
4017	1	0.684	9.752	1	0	0.684	11.626	
4019	0	0.419	12.025	0	1	0.419	5.315	
4020	0	0.541	11.454	1	0	0.541	12.641	
4021	1	0.688	11.109	0	1	0.688	4.031	
4022	0	0.424	26.228	0	0	0.424	25.781	0.983
4023	1	0.893	6.337	1	1	0.893	3.298	
4024	1	0.686	19.139	1	1	0.686	23.993	
4025	0	0.537	11.483	1	0	0.537	10.645	
4026	1	0.211	53.594	1	1	0.211	13.588	
4027	1	0.711	6.791	1	1	0.711	3.725	
4028	1	0.471	14.363	0	1	0.471	2.877	
4029	1	0.447	27.141	0	0	0.447	23.612	
4030	0	0.441	24.463	0	0	0.441	21.077	0.8616
4031	0	0.150	90.123	0	0	0.150	75.828	0.8414
4032	0	0.159	66.880	0	1	0.159	26.545	
4033	1	0.345	17.507	1	1	0.345	11.354	
4034	1	0.173	30.859	0	1	0.173	26.263	
4035	1	0.464	10.119	0	1	0.464	7.229	
4036	1	0.949	5.548	1	0	0.949	6.493	
4037	0	0.995	13.153	0	0	0.995	12.342	0.9383
4038	1	0.161	103.617	1	1	0.161	121.218	
4039	0	0.154	36.427	0	1	0.154	7.584	

4040	0	0.416	30.910	0	0	0.416	26.548	0.8589
4041	1	0.869	6.740	0	0	0.869	6.454	
4042	0	0.287	53.447	1	0	0.287	50.940	
4043	0	0.375	41.368	0	0	0.375	36.365	0.8791
4044	0	0.406	34.894	0	0	0.406	33.524	0.9607
4045	0	0.406	10.140	1	1	0.406	9.234	
4046	0	0.316	44.624	0	0	0.316	39.852	0.8931
4047	0	0.488	24.910	0	1	0.488	6.006	
4048	1	0.459	12.251	0	1	0.459	7.122	
4049	1	0.601	20.330	0	0	0.601	19.111	
4050	1	0.454	24.954	0	0	0.454	20.857	
4051	1	0.489	14.220	1	0	0.489	9.586	
4052	0	0.594	19.449	0	0	0.594	17.324	0.8907
4053	1	0.185	63.729	0	0	0.185	53.979	
4054	0	0.124	50.523	0	0	0.124	47.580	0.9417
4055	0	0.178	55.652	0	0	0.178	53.352	0.9587
4056	1	0.327	29.436	0	0	0.327	31.786	
4057	1	0.662	25.068	1	0	0.662	21.734	
4058	0	0.259	39.724	1	0	0.259	44.082	
4059	1	0.380	17.377	1	1	0.380	7.279	
4060	0	0.200	44.566	0	0	0.200	41.713	0.936
4061	0	0.198	64.528	0	0	0.198	58.217	0.9022
4062	1	0.133	107.615	0	0	0.133	106.890	
4063	1	0.219	21.632	0	0	0.219	22.079	
4064	0	0.525	12.641	0	0	0.525	12.863	1.0176
4065	0	0.546	23.968	0	0	0.546	23.177	0.967
4066	0	0.573	23.696	1	1	0.573	9.001	
4067	0	0.209	33.805	1	1	0.209	26.515	
4068	0	0.565	21.805	0	0	0.565	19.251	0.8829
4070	0	0.689	15.733	0	0	0.689	15.671	0.9961
4071	1	0.619	11.668	0	1	0.619	8.019	
4072	0	0.156	75.005	0	1	0.156	38.845	
4073	1	0.324	24.351	0	0	0.324	22.491	
4075	0	0.503	13.619	0	0	0.503	12.681	0.9311
4076	0	0.194	66.557	0	0	0.194	59.923	0.9
4077	1	0.876	6.637	1	1	0.876	7.197	
4078	1	0.310	18.146	0	0	0.310	17.627	
4080	1	0.196	52.647	0	0	0.196	43.283	
4081	0	0.116	74.799	0	0	0.116	63.187	0.8448
4082	0	0.903	6.091	0	0	0.903	6.660	1.0934
4083	0	0.248	36.603	0	0	0.248	31.206	0.8526
4084	0	0.402	23.830	1	0	0.402	20.883	
4085	0	0.291	19.701	0	0	0.291	15.647	0.7942
4086	1	0.310	15.261	0	1	0.310	9.915	
4087	0	0.369	19.724	1	0	0.369	17.482	
4088	0	0.520	12.926	1	1	0.520	9.560	
4089	0	0.209	63.493	0	0	0.209	53.699	0.8457

Приложение 6

Таблица результатов

имитационного моделирования и сравнения методов
метода, использующего нейронную сеть и на основе А*
в среде со статическими и динамическими препятствиями
(сцены 4000 – 4100)

Stage	Time t_{NN}	V_{NN}	t_{NN}/t_{A^*}
4001	15.987	0.732	0.856
4002	92.552	0.141	0.854
4003	42.289	0.102	0.819
4004	12.076	0.891	0.876
4007	28.810	0.413	0.852
4008	5.750	0.884	0.751
4009	8.811	0.689	0.798
4011	14.028	0.333	0.827
4012	18.558	0.475	0.672
4013	8.619	0.601	0.805
4014	5.979	0.609	0.798
4015	31.830	0.359	0.824
4020	6.736	0.743	0.808
4021	29.512	0.166	0.641
4022	13.541	0.691	0.841
4028	5.981	0.850	0.7515
4029	11.998	0.851	0.8416
4030	29.353	0.307	0.835
4033	4.622	0.941	0.72
4034	8.855	0.480	0.7962
4035	13.932	0.267	0.792
4036	6.616	0.650	0.8168
4037	12.995	0.859	0.853
4041	5.213	0.950	0.846
4045	8.236	0.402	0.804
4047	22.758	0.430	0.805
4050	18.873	0.502	0.836
4052	38.867	0.256	0.8613
4053	12.979	0.770	0.848
4055	25.298	0.341	0.871
4056	22.807	0.369	0.874
4057	24.570	0.549	0.813
4060	11.560	0.657	0.852
4061	14.868	0.725	0.8437
4064	9.397	0.567	0.803
4066	59.008	0.187	0.8127
4067	11.206	0.494	0.7835
4072	46.433	0.218	0.865
4075	6.229	0.853	0.776

4077	5.266	0.816	0.739
4078	5.781	0.708	0.728
4080	9.804	0.867	0.8237
4082	27.313	0.169	0.839
4085	12.760	0.315	0.7
4086	4.756	0.775	0.78
4087	36.185	0.172	0.855
4088	12.182	0.395	0.716
4089	65.156	0.172	0.845
4090	46.846	0.142	0.778
4094	13.711	0.785	0.702
4096	6.824	0.583	0.803
4097	9.727	0.459	0.8246
4099	54.324	0.172	0.846
Среднее значение отношения приведенного времени достижения траекторной точки показанного с использованием метода с использованием нейронной сети к времени полученному с использованием метода A*			0.806

Приложение 7

Таблица результатов

имитационного моделирования и сравнения методов
 A* и потенциальных функций для обеспечения движения без столкновений
 в среде со статическими и динамическими препятствиями
 (сцены 6000 – 6100)

Метод/ Сцена	Алгоритм A*			Метод потенциальных полей Pot				Соотношение t_{Pot}/t_{A^*}
	f_coll	V _{A*}	time	f_coll	flg_brake	V _{Pot}	time	
6000	0	0.194	64.580	0	0	0.194	60.994	0.9445
6001	1	0.428	14.638	0	0	0.428	15.507	
6002	0	0.302	23.546	0	0	0.302	21.755	0.9239
6003	0	0.123	58.116	0	1	0.123	22.487	
6004	0	0.240	20.270	1	0	0.240	16.038	
6005	0	0.558	20.595	0	0	0.558	17.216	0.8359
6007	0	0.915	7.657	0	0	0.915	8.004	1.0453
6008	0	0.387	37.955	0	0	0.387	34.000	0.8958
6009	0	0.277	35.711	0	0	0.277	31.197	0.8736
6010	0	0.307	20.803	0	1	0.307	4.628	
6011	0	0.563	28.978	0	1	0.563	35.011	
6012	0	0.345	17.138	1	0	0.345	16.090	
6013	0	0.346	30.711	0	0	0.346	26.553	0.8646
6014	0	0.577	21.312	1	0	0.577	18.098	
6015	0	0.468	13.621	0	1	0.468	3.647	
6016	1	0.616	13.878	1	1	0.616	2.517	
6018	0	0.801	9.167	0	0	0.801	8.334	0.9091
6019	1	0.208	63.454	1	0	0.208	62.493	
6020	0	0.260	50.097	0	0	0.260	42.219	0.8427
6021	0	0.648	21.147	1	0	0.648	21.472	
6022	1	0.582	22.200	0	0	0.582	20.524	
6023	0	0.455	12.648	0	0	0.455	10.748	0.8498
6024	0	0.274	54.409	0	0	0.274	46.625	0.8569
6025	0	0.211	53.050	0	0	0.211	43.291	0.816
6026	0	0.553	11.331	1	1	0.553	5.748	
6027	1	0.409	44.215	1	0	0.409	40.535	
6028	0	0.733	18.983	0	1	0.733	21.824	
6029	0	0.613	9.724	0	1	0.613	1.490	
6030	0	0.456	21.877	0	0	0.456	18.374	0.8399
6031	1	0.137	49.532	0	0	0.137	43.521	
6032	0	0.117	54.076	1	1	0.117	37.902	
6033	1	0.747	10.044	0	1	0.747	1.507	
6034	0	0.526	12.802	0	0	0.526	11.477	0.8965
6036	0	0.411	14.614	0	1	0.411	6.931	
6037	1	0.768	13.841	1	0	0.768	15.434	
6038	0	0.135	79.871	0	0	0.135	65.970	0.8259
6039	0	0.405	15.177	0	1	0.405	17.585	
6040	1	0.159	45.741	0	0	0.159	45.148	

6041	0	0.442	10.239	1	1	0.442	9.996	
6042	1	0.142	45.268	0	0	0.142	42.205	
6043	0	0.336	36.578	0	0	0.336	33.767	0.9232
6045	1	0.420	31.848	0	1	0.420	38.265	
6046	0	0.364	16.093	0	0	0.364	15.411	0.9576
6047	1	0.444	10.171	1	0	0.444	12.074	
6048	1	0.824	12.017	0	0	0.824	13.798	
6049	1	0.468	11.574	0	1	0.468	2.808	
6050	0	0.740	7.876	1	1	0.740	8.691	
6051	0	0.969	15.873	0	1	0.969	19.665	
6052	1	0.204	29.777	1	1	0.204	23.538	
6053	0	0.482	31.599	0	1	0.482	40.521	
6054	0	0.462	14.572	0	1	0.462	4.748	
6055	0	0.744	20.324	0	1	0.744	26.126	
6056	0	0.312	35.228	0	0	0.312	29.230	0.8297
6057	0	0.386	18.302	0	1	0.386	9.369	
6058	1	0.663	8.866	1	1	0.663	4.054	
6059	1	0.194	34.144	1	0	0.194	31.679	
6060	0	0.204	50.472	0	0	0.204	44.173	0.8752
6061	1	0.441	25.921	0	0	0.441	21.111	
6062	0	0.415	28.245	0	1	0.415	33.159	
6063	1	0.645	18.004	0	1	0.645	22.244	
6064	1	0.803	6.119	1	1	0.803	3.398	
6065	0	0.644	13.789	0	0	0.644	11.383	0.8255
6066	0	0.522	10.438	0	1	0.522	5.593	
6067	1	0.466	12.736	1	1	0.466	7.567	
6068	1	0.171	55.152	0	0	0.171	49.621	
6069	1	0.299	21.492	1	0	0.299	21.370	
6070	0	0.317	26.094	0	0	0.317	24.114	0.9241
6071	0	0.428	27.890	0	0	0.428	25.980	0.9315
6072	1	0.589	21.601	0	0	0.589	19.934	
6074	0	0.205	50.633	0	0	0.205	46.562	0.9196
6075	0	0.640	11.967	1	0	0.640	11.564	
6076	0	0.694	8.525	0	1	0.694	9.339	1.0955
6077	0	0.182	32.696	1	1	0.182	17.670	
6078	0	0.637	9.292	1	1	0.637	8.519	
6079	0	0.533	11.627	0	1	0.533	9.037	
6080	1	0.462	14.207	0	0	0.462	14.383	
6081	0	0.596	21.522	0	0	0.596	18.467	0.858
6083	0	0.696	18.387	1	0	0.696	15.776	
6084	0	0.859	17.662	0	0	0.859	16.823	0.9525
6085	0	0.642	10.001	0	0	0.642	10.777	1.0776
6086	0	0.690	9.612	0	0	0.690	14.011	1.4577
6087	0	0.222	42.419	0	0	0.222	35.687	0.8413
6088	0	0.313	42.203	0	0	0.313	36.995	0.8766
6089	0	0.666	20.672	0	1	0.666	24.862	
6090	1	0.655	10.324	0	1	0.655	5.332	

Приложение 8

Таблица результатов

имитационного моделирования и сравнения методов
метода, использующего нейронную сеть и на основе А*
в среде со статическими и динамическими препятствиями
(сцены 6000 – 6100)

Stage	Time t_{NN}	V_{NN}	t_{NN}/t_{A^*}
6001	7.954	0.611	0.7757
6002	57.602	0.104	0.842
6003	6.930	0.801	0.777
6004	4.762	0.735	0.7195
6005	21.208	0.453	0.836
6011	19.401	0.726	0.863
6012	7.473	0.619	0.782
6013	14.692	0.605	0.836
6014	35.312	0.296	0.849
6015	9.674	0.441	0.67
6016	9.524	0.698	0.778
6024	30.231	0.384	0.779
6025	33.991	0.268	0.8138
6030	16.579	0.506	0.8401
6031	15.515	0.350	0.8
6032	8.882	0.576	0.809
6033	9.943	0.566	0.75
6034	14.035	0.380	0.792
6038	14.947	0.597	0.828
6039	10.809	0.439	0.772
6041	12.093	0.281	0.751
6043	19.761	0.522	0.839
6046	23.035	0.215	0.8455
6047	4.857	0.737	0.793
6048	70.510	0.115	0.819
6050	9.770	0.470	0.787
6055	18.342	0.722	0.876
6056	12.935	0.706	0.831
6057	44.870	0.127	0.807
6059	38.143	0.147	0.846
6060	31.515	0.276	0.845
6062	66.445	0.148	0.839
6067	5.900	0.689	0.685
6068	13.882	0.540	0.795
6069	6.509	0.867	0.878
6070	19.506	0.368	0.868
6072	20.008	0.550	0.865
6074	53.605	0.173	0.893
6075	20.278	0.261	0.69

6077	3.640	0.915	0.56
6078	8.050	0.547	0.744
6081	47.382	0.232	0.857
6083	52.965	0.207	0.857
6085	17.500	0.296	0.807
6087	10.178	0.779	0.842
6088	12.831	0.874	0.849
6089	91.930	0.126	0.84
6091	7.772	0.908	0.762
6092	23.237	0.488	0.846
6093	11.801	0.384	0.844
6094	7.586	0.574	0.744
6095	18.519	0.582	0.74
6096	16.127	0.611	0.84
6097	41.340	0.127	0.807
6099	44.878	0.101	0.846
Среднее значение отношения приведенного времени достижения траекторной точки показанного с использованием метода с использованием нейронной сети к времени полученному с использованием метода А*			0.805

Приложение 9

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023614532

**Планирование и управление движением мобильного робота
при наличии подвижных и неподвижных препятствий**

Правообладатель: *Лукьянов Евгений Анатольевич (RU),
Алхалили Алак Сабах Бадри (IQ)*

Авторы: *Лукьянов Евгений Анатольевич (RU),
Алхалили Алак Сабах Бадри (IQ)*



Заявка № 2023612590

Дата поступления 08 февраля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 02 марта 2023 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов