

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого  
Физико-механический институт  
Высшая школа теоретической механики и математической физики

Работа допущена к защите

Директор ВШТМиМФ, д.ф.-м.н.,  
чл.-корр. РАН

\_\_\_\_\_ А.М. Кривцов

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2024 г.

## **ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

магистерская диссертация

### **РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ СТЫКОВКИ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ РАЗЛИЧНЫХ ТИПОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

по направлению подготовки (специальность)

01.04.03 Механика и математическое моделирование

Направленность (профиль)

01.04.03\_04 Математическое моделирование процессов нефтегазодобычи

Выполнил

студент гр. 5040103/20401

В.А. Поздняков

Научный руководитель

профессор ВШТМиМФ, д.ф.-м.н.

В.М. Иванов

Консультант

По нормоконтролю

Е.А. Хайбулова

Санкт-Петербург

2024

**САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ ПЕТРА ВЕЛИКОГО**  
**Физико-механический институт**  
**Высшая школа теоретической механики и математической физики**

УТВЕРЖДАЮ

Директор ВШТМиМФ

А. М. Кривцов

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ г.

**ЗАДАНИЕ**

**на выполнение выпускной квалификационной работы**

студенту Позднякову Владимиру Андреевичу, гр. 5040103/20401

1. Тема работы: Разработка алгоритма адаптивной системы стыковки робототехнических комплексов различных типов с использованием методов машинного обучения
2. Срок сдачи студентом законченной работы: 30.05.2024
3. Исходные данные по работе: актуальные научные публикации по теме работы
4. Содержание работы (перечень подлежащих разработке вопросов): Исследование области применения, исследование и сравнение методов определения и классификации объектов для проведения стыковки, определение и выход на курс стыковочного узла в неформализованной среде, удержание курса стыковочного узла, определение взаимного расположения и ориентации объектов в неформализованной среде, определение момента окончания движения и процесса стыковки робототехнических комплексов.
5. Перечень графического материала (с указанием обязательных чертежей): не предусмотрено
6. Консультанты по работе: отсутствуют
7. Дата выдачи задания 26.02.2024

Руководитель ВКР \_\_\_\_\_ В.М. Иванов, профессор ВШТМиМФ, д.ф.-м.н.

Задание принял к исполнению 26.02.2024

Студент \_\_\_\_\_ В.А. Поздняков

## РЕФЕРАТ

На 51 с., 12 рисунков

АЛГОРИТМ, МЕТОД, СИСТЕМА СТЫКОВКИ, АДАПТИВНЫЙ БУСТИНГ, РТК, БЕСПИЛОТНЫЕ АППАРАТЫ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ, ОБУЧЕНИЕ, МОДЕЛИ ОБУЧЕНИЯ.

Тема выпускной квалификационной работы: «Разработка алгоритма адаптивной системы стыковки робототехнических комплексов различных типов с использованием методов машинного обучения».

Данная работа посвящена разработке алгоритма адаптивной системы стыковки робототехнических комплексов различных типов с использованием методов машинного обучения. Целью настоящего исследования является повышение автономности функционирования робототехнических комплексов различных типов при помощи разработки и применения алгоритма адаптивной стыковки. Основными задачами, решаемыми в работе являются: мониторинг и оценка среды; обнаружение объектов и препятствий; маневрирование; сближение с объектом.

Для решения поставленных задач в работе предлагается использование обучаемых моделей, что представляет собой перспективный подход для создания адаптивных систем стыковки, способных адаптироваться к различным условиям окружающей среды и сценариям, обучаясь на основе опыта и данных.

В данной работе был разработан головной алгоритм адаптивной стыковки, формирующий гибкую обучаемую модель для системы управления беспилотными робототехническими комплексами, функционирующими в неформализованной среде.

Разработанный алгоритм адаптивной стыковки будет способствовать повышению эффективности операций, выполняемых робототехническими комплексами различных типов за счет применения методов машинного обучения, а также уменьшению времени и затрат, связанных с их эксплуатацией в условиях изменения метеорологической обстановки и появления препятствий, за счет отработки алгоритма в виртуальном окружении

## **ABSTRACT**

51 pages, 20 pictures

ALGORITHM, METHOD, DOCKING SYSTEM, ADAPTIVE BOOSTING, RTC, UNMANNED VEHICLES, INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS, LEARNING, LEARNING MODELS.

Theme of the final qualification work: “Development of an algorithm of adaptive system of docking of robotic complexes of different types using machine learning methods”.

This work is devoted to the development of an algorithm of adaptive system of docking of robotic complexes of different types using machine learning methods. The purpose of this study is to increase the autonomy of functioning of robotic complexes of different types by developing and applying the algorithm of adaptive docking. The main tasks solved in this work are: monitoring and evaluation of the environment; detection of objects and obstacles; maneuvering; approaching an object.

To solve these problems, the paper proposes the use of trainable models, which is a promising approach for the creation of adaptive docking systems capable of adapting to different environmental conditions and scenarios, learning from experience and data.

In this paper, we have developed an adaptive docking algorithm that forms a flexible trainable model for the control system of unmanned robotic complexes operating in an unformalized environment.

The developed adaptive docking algorithm will contribute to increasing the efficiency of operations performed by robotic complexes of various types through the use of machine learning methods, as well as reducing the time and costs associated with their operation in the conditions of changes in the meteorological situation and the appearance of obstacles, due to the development of the algorithm in a virtual environment.

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	5
ГЛАВА 1. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	7
1.1. Литературный обзор .....	7
1.2. Объекты исследования .....	8
1.2.1. Безэкипажная лодка .....	8
1.2.2. Роботизированный пирс .....	10
1.2.3. Оборудование .....	12
1.3. Исследуемая территория .....	16
ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА .....	18
2.1. Постановка задачи.....	18
2.2. Определение и классификация роботизированного пирса.....	19
2.2.1. Анализ подзадачи.....	19
2.2.2. Предлагаемое решение .....	20
2.3. Определение, удержание и выход на курс стыковочного узла .....	26
2.3.1. Анализ подзадачи.....	27
2.3.2. Предлагаемое решение .....	27
2.4. Алгоритм стыковки.....	31
ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТ.....	39
3.1. Сравнительный анализ методов .....	39
3.2. Тестирование системы стыковки в виртуальном окружении .....	40
3.3. Техничко-экономическое обоснование .....	43
ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ.....	45
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	47
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ .....	48

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время робототехнические системы используются во множестве сфер, начиная от производства и медицины и заканчивая логистикой и картографическими исследованиями. Однако, возникает необходимость в интеграции в технологические процессы различных типов робототехнических комплексов для выполнения сложных задач, а также в обеспечении их взаимодействия между собой для гарантирования непрерывности и безопасности процесса [4]. В том числе развитие беспилотных РТК представляет собой важную область исследований в контексте автоматизации и улучшения морских операций по исследованию территории, транспортировке грузов, техническому обслуживанию и ремонту [1, 11].

Одной из ключевых задач в условиях развития автономности робототехнических комплексов является обеспечение согласованной работы разнородных РТК, в том числе разработка эффективных алгоритмов стыковки. В данном контексте использование моделей машинного обучения представляет собой перспективный подход для создания адаптивных систем стыковки, способных адаптироваться к различным условиям окружающей среды и сценариям [6, 12].

Методы машинного обучения, такие как глубокие нейронные сети, метод опорных векторов, деревья решений и алгоритмы усиления, нашли широкое применение в различных задачах робототехники и технической кибернетики. Они используются для распознавания объектов, принятия решений в реальном времени, оптимизации траекторий и управления движением роботов.

Адаптивные системы стыковки робототехнических комплексов различных типов в свою очередь предполагают способность головного алгоритма подстраиваться под изменяющиеся условия окружающей среды. Это особенно важно в условиях, где точное моделирование всех возможных сценариев затруднительно или невозможно. В этом контексте машинное обучение предлагает мощные инструменты для создания таких адаптивных систем.

Применение алгоритмов, которые будут предложены в данной работе для стыковки робототехнических комплексов, совместно с отработкой данной системы стыковки в виртуальном окружении, позволит значительно повысить точность, надежность и адаптивность стыковочных операций, сократить время разработки и снизить общие затраты на тестирование и внедрение.

Представленные в работе экспериментальные решения отработывались на безэкипажной лодке (БЭЛ) и роботизированном пирсе (РП). Результаты работы показывают, что применение методов машинного обучения в решении данных задач позволяют повысить уровень автономности аппаратов. Кроме того, разработка эффективных систем стыковки для безэкипажных РТК данного типа, позволит им безопасно и точно выполнять поставленные перед ними задачи, обеспечивая требуемую маневренность (за счёт управления) при взаимодействии в одном районе с другими судами или объектами.

## ГЛАВА 1. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

### 1.1. Литературный обзор

На данный момент существует ряд работ, описывающих автономные и безэкипажные робототехнические комплексы, системы управления ими и их процессы взаимодействия. Эти исследования охватывают широкий спектр тем, включая алгоритмы навигации, распознавания объектов, принятия решений в реальном времени, а также методы координации и взаимодействия между несколькими робототехническими комплексами.

В работах [2, 3] рассматривается работа, в том числе стыковка, автономных РТК на основе методов поисковых случайных деревьев и показывает, что реализация функций автоматической стыковки автономных РТК открывает перспективы создания многоагентных систем с трансформируемой структурой. К целям данных работ относятся анализ и исследование перспектив использования метода поисковых случайных деревьев для мобильных, в частности манипуляционных, робототехнических комплексов. Результаты данных исследований показывают, что применение вышеупомянутых методов является перспективным и эффективным для планирования перемещений мобильных РТК, манипуляторов и подвижных платформ, а также дополняет состав решаемых ими задач, но не отражают возможности применения для РТК иных типов, а также в неформализованной окружающей среде.

Возможность, способы и методы работы групп однотипных, но при этом разнородных (летающих, плавающих, шагающих, колесных и гусеничных) робототехнических средств отражена в работах [1, 4, 7]. В данных исследованиях приводится описание ключевых особенностей группового управления, а также рассматриваются алгоритмы решения задач оптимального распределения целей между роботами группы, а также алгоритмы и стратегия адаптивного коллективного управления роботами, принадлежащих к одному классу робототехнических средств, в условиях неопределенностей. Данные подходы и методы, описанные

в работах, являются теоретически эффективными и работоспособными, однако не описывают возможности взаимодействий РТК различных типов.

## **1.2. Объекты исследования**

### *1.2.1. Безэкипажная лодка*

Растущая сложность задач, например, в транспортировке, разведки полезных ископаемых, спасательных операциях, требуют применения при выполнении групп АНА, позволяя получить повышенную эффективность и сократить время выполнения задачи, увеличивает набор и вариативность решений. При этом возникают и сложности, проблем – планирование движения, предотвращение столкновений, ограниченность пропускной способности канала связи, автономная швартовка, например, для зарядки или заправки.

Самым распространённым подходом к решению данных задач и набора проблем, является применение искусственных нейронных сетей.

Исследования систем управления построения маршрутов в многоагентной сети, где действует группа роботов из разных «сетей» и швартовки на основе искусственной нейронной сети показали отличную производительность за счет обучения с использованием данных о швартовке судна в качестве обучающих.

При этом нейронные сети требуют большого объема обучающих данных для обеспечения надежной работы. В данной работе исследования и эксперименты используют эффективные и наиболее оптимальные применительно к аппаратной платформе АНА. В качестве АНА в данной работе применяется безэкипажная лодка.

Рассматриваемая в работе безэкипажная лодка (рисунок 1.1) представляет собой автономное надводное судно, выполняющее движение за счет двигателя внутреннего сгорания и водомета, и способное выполнять задачи без участия человека. Например, подобные безэкипажные лодки могут выполнять гидрографические и батиметрические работы, собирая данные о глубинах водных бассейнов, рельефе и состоянии дна по заданным маршрутам, как показано на рисунке

1.2. Эти данные могут быть полезными для обновления навигационных карт и обеспечения безопасности судоходства в исследуемом регионе.

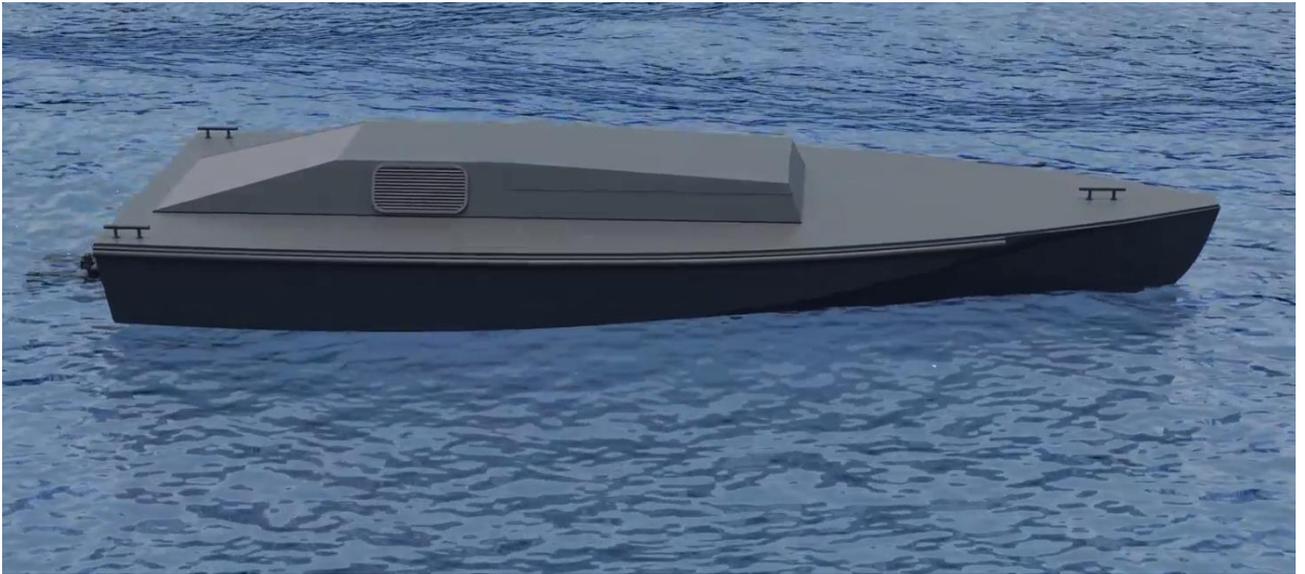


Рис. 1.1. Безэкипажная лодка

Кроме того, при помощи безэкипажных лодок можно осуществлять экологический и климатический мониторинг, собирая данные о качестве воды, температуре воды, уровнях солености, скорости течений, изменений в ледовом покрове и уровне загрязнения, а также проводить наблюдение за состоянием морской флоры и фауны.

Применение автономных робототехнических средств данного типа также полезно для обнаружения и оценки ресурсов, таких как нефть и газ, а также минеральных и биологических ресурсов. Безэкипажные лодки оснащаются различными исследовательскими инструментами для осуществления батиметрических, сейсмических и геофизических исследований и отбора проб, таким образом получая возможность сбора и анализа информации о наличии того или иного ресурса для дальнейшего выявления, например, потенциальных месторождений углеводородов.



Рис. 1.2 – Проход маршрутов выполнения сценария батиметрического исследования безэкипажными лодками

### *1.2.2. Роботизированный пирс*

Специализированный динамический роботизированный пирс, включающий в свою систему станцию автоматической дозаправки для безэкипажной лодки (рисунок 1.3), представляет собой интегрированное сооружение, оборудованное для швартовки БЭЛ после выполнения данного ей задания, а также автономного обслуживания и управления ей в порту или на морской базе. Такое сооружение может выполнять функции швартовки, дозаправки, а также обмена данными в автономном режиме, без участия человека.



Рис. 1.3 – Роботизированный пирс со станцией автоматической дозаправки  
Основными компонентами подобных роботизированных средств:

- Система автоматической швартовки (стыковки): Роботизированные механизмы для автоматической швартовки и стыковки лодок, оснащенные датчиками для точного позиционирования.
- Система дозаправки: Автоматические топливные насосы для дозаправки лодок топливом, управляемые системой контроля, а также подсистемы хранения топлива.
- Система технического обслуживания: Система, обеспечивающая мониторинг состояния лодок, включая сенсоры для проверки двигателей, навигационных систем и корпусных конструкций. Также могут содержать роботизированные манипуляторы для проведения регулярного технического обслуживания, включая проверки, очистку и замену изношенных частей.
- Система связи и коммуникации: система необходимая для для обмена данными между лодками и базой управления, обеспечивающие передачу навигационных и эксплуатационных данных в реальном времени.

Роботизированный пирс со станцией дозаправки представляет собой передовое решение для обеспечения автономности и эффективности работы безэкипажных лодок и иных судов. Такое сооружение сочетает в себе новейшие технологии в области робототехники, автоматизации и искусственного интеллекта, что позволяет существенно повысить оперативность, безопасность и надежность морских операций, особенно в условиях сложных и удаленных регионов.

### *1.2.3. Оборудование*

В качестве курсовой камеры, а также для решения задач машинного зрения, таких как распознавание и классификация объектов, а также определения и выхода на курс стыковочного узла технически, предлагается использовать видеокамеру высокого разрешения «Контур HD» показанную на рисунке 1.4.



Рис. 1.4. Видеокамера высокого разрешения «Контур HD»

Видеокамера высокого разрешения (ВКВР) выполняет покадровое сжатие видеоизображения с высокой детализацией и привязкой к системному времени, что позволяет использовать ее в системах с функциями автоматической идентификации и распознавания. Отличительной особенностью технических характеристик данной видеокамеры являются значение параметра диапазона рабочих температур от минус 45 °С до плюс 50 °С, переход между ночным и дневным режимом в автоматическом режиме или по расписанию, а также встроенная функция цифрового антитумана. Эти особенности обеспечивают стабильность и

эффективность работы ВКВР за счет улучшения качества изображения в условиях низкой освещенности или при наличии тумана, уменьшения эффекта размытия и улучшения контрастности изображения и, соответственно, его качества в сложных условиях.

Для видеокамеры подобран вариофокальный мегапиксельный объектив EVIDENCE FOTON 1/2.7 DC 2.9-10MM (рисунок 1.5) с переменным фокусным расстоянием 2.9-10мм и углом обзора 105.6°-28.4°, обеспечивающими мониторинг большой площади, что в свою очередь позволит эффективнее решать задачи стыковки, мониторинга окружающей обстановки и избежать аварийных ситуаций за счет детектирования объектов окружающей среды.



Рис. 1.5. вариофокальный мегапиксельный объектив EVIDENCE FOTON 1/2.7 DC 2.9-10MM

Важно учитывать, что использование данной камеры и объектива в условиях Северного морского пути возможно с применением дополнительного оборудования, такого как датчики температуры и нагревательные элементы типа элемента Пельтье.

Помимо выбранной курсовой камеры предлагается использовать поворотную PTZ камеру НКIXDISTE MVP-IC-POE01, показанную на рисунке 1.6.



Рис. 1.6. Поворотная PTZ камера НКIXDISTE MVP-IC-POE01

Данная камера оснащена технологией Power over Ethernet (PoE), что обеспечивает легкость установки и эксплуатации. Она предназначена для круглосуточного мониторинга объектов, предоставляя высокое качество изображения и множество функций для обеспечения безопасности и решения задач машинного зрения, таких как распознавания и классификации.

Погодозащищенный корпус IP66 обеспечивает надежную работу камеры в любых условиях, включая экстремальные погодные условия, в то время как инфракрасные светодиоды обеспечивают четкое изображение даже в полной темноте, что необходимо для круглосуточного мониторинга в условиях Северного морского пути. Умный фильтр, отсекающий ИК-спектр автоматически переключается между днем и ночью, чтобы улучшить цветовой оттенок в дневное время и повысить яркость изображения ночью.

Кроме того, данная камера имеет поддержку интеллектуальных функций, таких как обнаружение движения, что позволяет автоматизировать процессы мониторинга и быстро реагировать на инциденты и, например, корректировать

маршрут прохода безэкипажной лодки при выполнении технологических операций или при выполнении алгоритма стыковки.

Важным дополнением в предлагаемом решении является применение лазерных дальномеров LDM302A (рисунок 1.7), закрепленных на БЭЛ для измерения расстояния до светоотражающей поверхности на роботизированном пирсе. Высокоэнергетические, но очень короткие лазерные импульсы позволяют проводить измерения с сантиметровой точностью и высокой частотой повторения для более точного определения взаимного расположения БЭЛ и РП при определении курса и корректировке маршрута. Этот датчик расстояния имеет длину волны 905нм, способен измерять расстояния от 0,3 до 3000м и работает при температурах от  $-40^{\circ}\text{C}$  до  $+60^{\circ}\text{C}$ , что и необходимо для обеспечения корректной работы в природно-климатических условиях характеризующих исследуемый полярный регион: короткий световой день, частые морозящие дожди, снегопады и туманы.



Рис. 1.7. Лазерный дальномер LDM302A

### 1.3. Исследуемая территория

В данной работе будет рассмотрена территория Восточно-Сибирского моря, в частности прилегающая территория к городу Певек, являющимся важной транзитной точкой на Северном морском пути (рисунок 1.8).

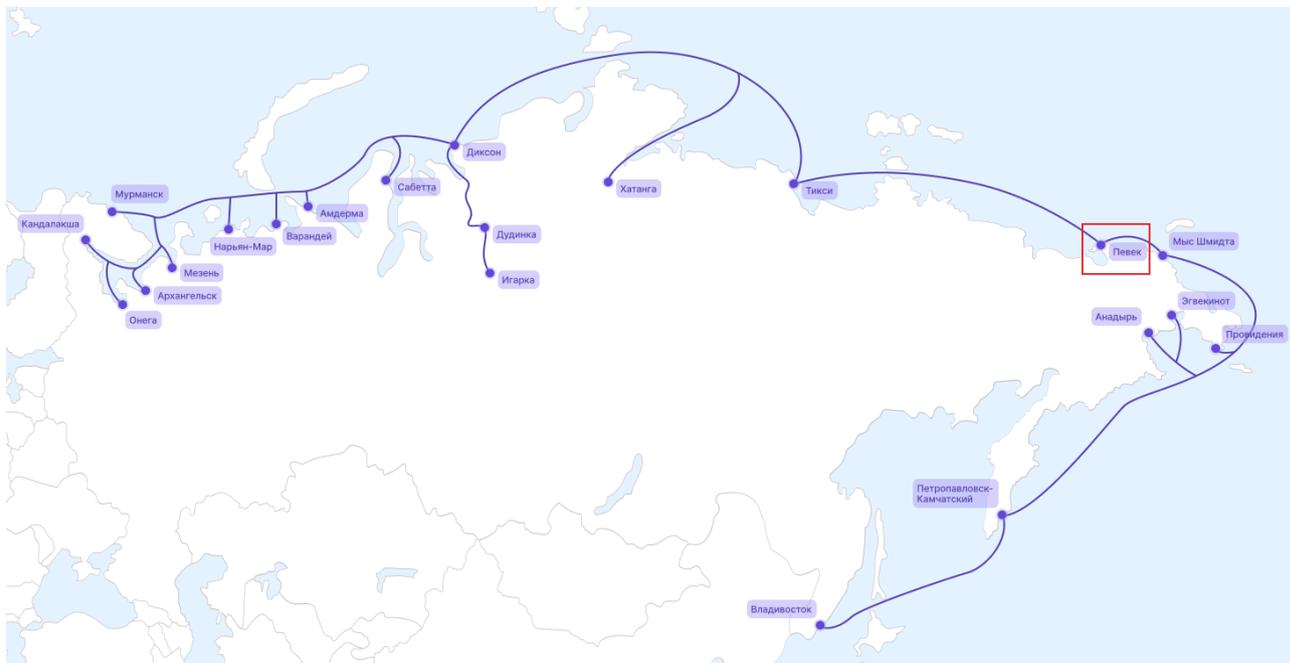


Рис. 1.8. Северный морской путь

Климат Восточно-Сибирского моря характеризуется как полярный морской, со значительным влиянием континента. В юго-восточной части моря тихоокеанский циклон несет с собой холодный воздух с континента, который увеличивает скорость ветра, облачность и вызывает метели. Также этот циклон связан с образованием местного ветра – фена. Это штормовой ветер, который несет с собой некоторое повышение температуры и уменьшает влажность воздуха. Средняя температура летом составляет 1-2°C. Погода в основном пасмурная, с морозящим дождем и иногда мокрым снегом.

Восточно-Сибирское море – самое ледовитое море на Северном морском пути. Оно полностью покрыто льдом с октября-ноября, до июня-июля. Особенность льдов Восточно-Сибирского моря – это хорошо развитый припай. За припаем располагаются, однолетние и двухлетние дрейфующие льды, их толщина достигает до 2–3м [8].

Морской торговый порт Певек стал современным, высокомеханизированным, крупным портом Северного морского пути, занимающим стратегическое положение в восточном секторе Арктики, за полярным кругом на широте  $69^{\circ} 42'$  и долготе  $170^{\circ} 16'$ . Через город осуществляется более четверти объёма всех поставок морским путём на Чукотку, а также завоз всех генеральных грузов для компаний, работающих в Чаун-Билибинском промышленном узле, расположен в Чаунской губе (рисунок 1.9) Восточно-Сибирского моря, однако инфраструктура в этом районе ограничена. Это затрудняет проведение операций стыковки и требует дополнительных мер предосторожности при планировании маршрутов и маневров для использования безэкипажных лодок и иных робототехнических средств и комплексов.

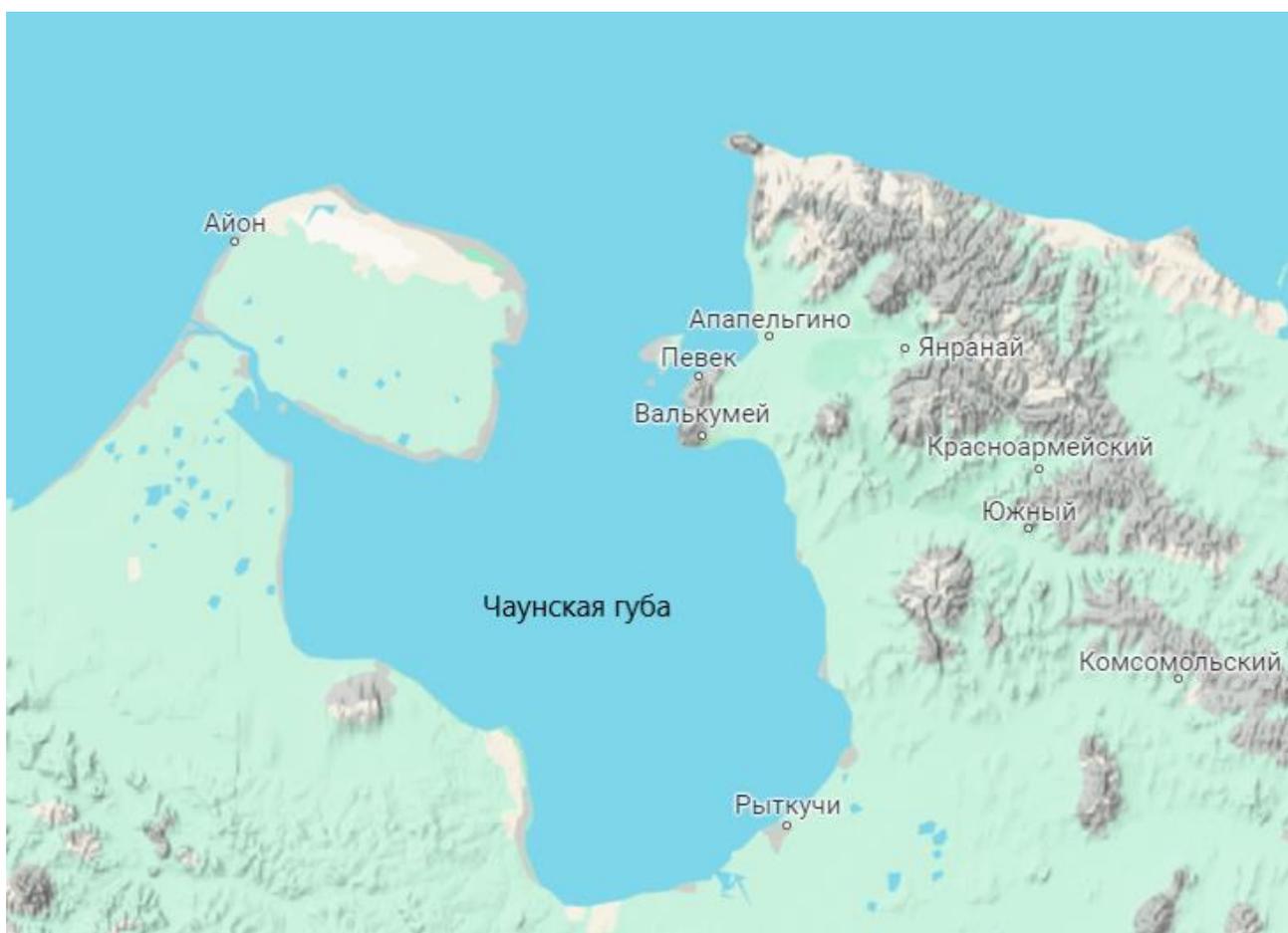


Рис. 1.9. Чаунская губа и порт Певек на карте

## ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА

### 2.1. Постановка задачи

Рассматриваемая в данной работе частная задача стыковки безэкипажных лодок к роботизированному пирсу на участке Северного морского пути в условиях высокой ветрености, волнения, с дождями и снегами, декомпозируется следующим образом на ряд подзадач:

1. Определение объекта – роботизированного пирса и выход на начало сценария стыковки
2. Определение стыковочного узла на БЭП и выход на курс
3. Движение с удержанием курса и стыковка с БЭП
4. Определение момента окончания движения на этапе завершение стыковки.

Основные проблемы решения поставленных подзадач связаны с непостоянными неблагоприятными метеорологическими условиями, отражающей поверхностью, а также с окружающей обстановкой в виде ледяных полей, припоя и дрейфующих льдов, толщина которых достигает до 2-3 м.

Для проверки гипотезы о повышении точности, надежности и адаптивности стыковочных операций, сокращении времени разработки и снижении общих затрат на тестирование и внедрение за счет применения предложенных в данной работе алгоритмов, совместно с отработкой данной системы стыковки в виртуальном окружении, необходимо провести серию экспериментов, включающих:

1. Сравнительный анализ точности и надежности стыковочных операций при использовании предлагаемых методов и других алгоритмов машинного обучения.
2. Тестирование разработанной системы стыковки в виртуальном окружении для оценки её производительности, точности и адаптивности.
3. Анализ экономической эффективности и сокращения времени разработки при использовании виртуального окружения по сравнению с традиционными методами.

Кроме того, ключевыми решаемыми задачами в данной работе является управление движением, включающее в себя динамическое позиционирование, следование по траектории, наведение на цель. Совместное использование нескольких движущихся и выполняющих собственные и совместные сценарии роботизированных комплексов, требует обеспечения коммуникации между роботами в условиях как показывает практика и проведённые эксперименты ограниченного канала связи, для предотвращения столкновений между собой, статическими и динамическими препятствиями в условиях недетерминированной среды.

Разработка архитектуры интеллектуальной системы управления требует правильной постановки задачи, цели, модели применения робототехнических комплексов. Важно отметить, что разработка данной архитектуры требует учёта вычислительных мощностей аппаратной платформы.

Разрабатываемая нами архитектура решает задачу поиска оптимальной траектории, маршрута, наведения и стыковки для АНА в группе роботов, недетерминированной среде, сложная и нетривиальная задача

## **2.2. Определение и классификация роботизированного пирса**

### *2.2.1. Анализ подзадачи*

Классификация объектов в машинном обучении — это процесс назначения одного из заранее определенных классов или категорий объектам на основе их характеристик или признаков.

Классификация объектов на водной поверхности представляет собой сложную задачу из-за динамичности и недетерминированности окружающей среды, а также из-за часто встречающейся несбалансированности данных. В таких условиях важно выбирать методы машинного обучения, которые способны эффективно работать с этими особенностями.

Наиболее распространенными и изученными алгоритмами классификации являются:

- $k$  ближайших соседей ( $k$ -nearest neighbors),

- линейная регрессия (linear regression),
- логистическая регрессия (logistic regression),
- метод опорных векторов (Support Vector Machine - SVM),
- деревья принятия решений (decision tree) и случайные леса (random forest),
- сверточные нейронные сети (Convolutional neural network - CNN),
- рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks - RNN) [3].

Важно отметить, что при выборе алгоритма необходимо учитывать баланс между точностью, скоростью обучения и предсказания, а также требуемыми вычислительными мощностями, которые могут быть ограничены ввиду необходимости малого энергопотребления, теплоотвода, размера и веса вычислительных компонентов и модулей системы.

### *2.2.2. Предлагаемое решение*

Для определения и идентификации объекта (РП) в открытом море после выполнения гидрографических или батиметрических задач, поставленных перед БЭЛ, или в иных случаях необходимости возвращения на пирс, предлагается использовать алгоритмы классификации. В таком случае после получения сигнала GPS от роботизированного пирса, лодки направляются в зону определения БЭП, где будет происходить распознавание определённого объекта на водной поверхности.

Для эффективного решения задачи классификации объектов на водной поверхности, в особенности при наличии несбалансированного набора данных, ввиду недетерминированности окружающей среды, предлагается использовать метод деревьев решений и ансамблевый алгоритм усиления Брауна (BrownBoost).

Ансамбли как, как и нейронные сети дают самые точные результаты. Идея ансамблей – взять несколько не очень эффективных методов обучения и обучить исправлять ошибки друг друга, повысив качество такой системы, чем каждого из методов по отдельности.

Наиболее подходящие алгоритмы максимально нестабильны и сильно меняются в зависимости от входных данных. Поэтому берут Регрессию и Деревья решений, которым достаточно одной сильной аномалии в данных.

Собирается ансамбль тремя способами:

- Беггинг, (bootstrap aggregating) – Обучение одного алгоритма много раз на случайных выборках из исходных данных. В самом конце усредняются ответы. Данные в случайных выборках могут повторяться. Например, из набора 1-2-3 возможно получить выборки 2-2-3, 1-2-2, 3-1-2. На них происходит обучение одного и того же алгоритма несколько раз, а в конце вычисляется ответ простым голосованием. Самый популярный пример беггинга – случайный лес. Распознавание объектов камерой с формированием рамок – один из примеров работы беггинга. В случае когда искусственная нейронная сеть будет слишком медлительна в реальном времени, в то время как беггинг ансамблю может считать свои деревья параллельно на всех аппаратных мощностях используя аппаратную платформу оптимальным образом. Параллелизм даёт беггингу преимущество, но работает менее точно.

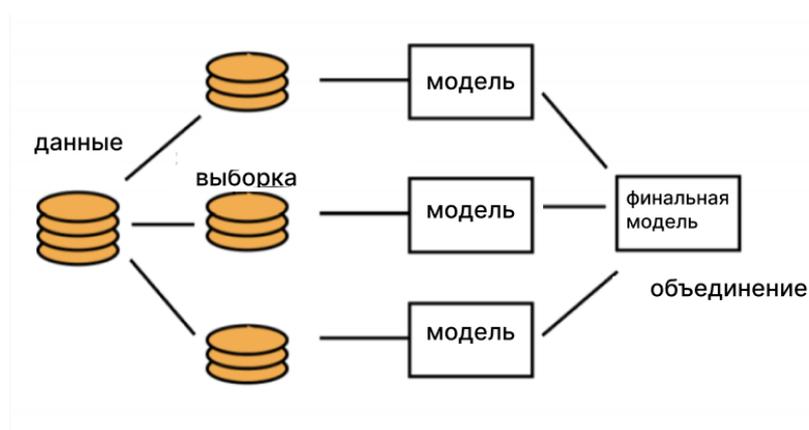


Рис 2.1 Бэггинг

- Бустинг, (Boosting) – Обучение алгоритмов последовательно, каждый следующий уделяет особое внимание тем случаям, на которых ошибся предыдущий. Как и в беггинге, в каждую новую выборку мы берём часть данных, на которых предыдущий алгоритм отработал неправильно. Иными словами, проводится дообучение нового алгоритма на ошибках предыдущего. Преимущества данного ансамбля, это точность классификации и скорость работы относительно

нейронных сетей. Данный метод построения ансамблей быстрее, при том, что отсутствует параллелизм.

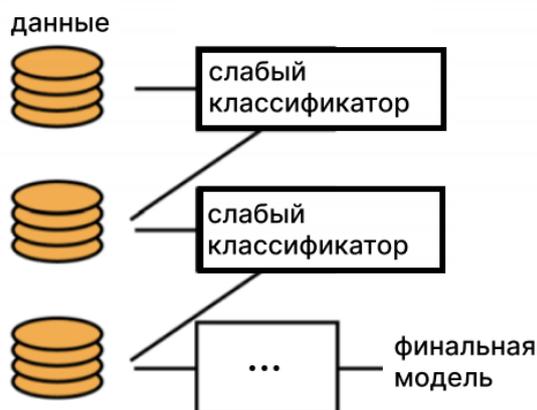


Рис 2.2 Бустинг

- **Стекинг, (Stacking):** Обучение нескольких разных алгоритмов и передача их результатов на вход последнему, который принимает итоговое решение. Стекинг на практике применяется редко, потому что два других метода формирования ансамбля точнее.

Применение данных методов на этапе определения роботизированного пирса, и отличие его от таких объектов как дрейфующие льды или иные суда, в процессе автоматизированной адаптивной стыковки будет способствовать более точной классификации при зашумленности получаемых данных.

Деревья решений — это непараметрический контролируемый метод обучения, используемый для классификации и регрессии. Цель состоит в том, чтобы создать модель, которая предсказывает значение целевой переменной, изучая правила принятия решений, выведенные из характеристик данных. За счет обучающего множества правила генерируются автоматически в процессе обучения. Правила генерируются за счет обобщения множества отдельных наблюдений (обучающих примеров), описывающих предметную область.

Каждое дерево решений имеет  $X$  — пространство признаков, состоящее из векторов  $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ , где  $x_i$  — значение  $i$ -го признака и  $Y$  — целевую переменную, которую необходимо предсказать. Для задач классификации  $Y$  дискретна, для регрессии — непрерывна.

Для оценки качества разбиения в задачах классификации используется Критерий Джини:

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^K p_i^2, \quad (1)$$

Где  $p_i$  – доля объектов класса  $i$  в узле.

Также для задач классификации используется альтернативный критерий - кросс-энтропия:

$$E = - \sum_{i=1}^k p_i \log(p_i), \quad (2)$$

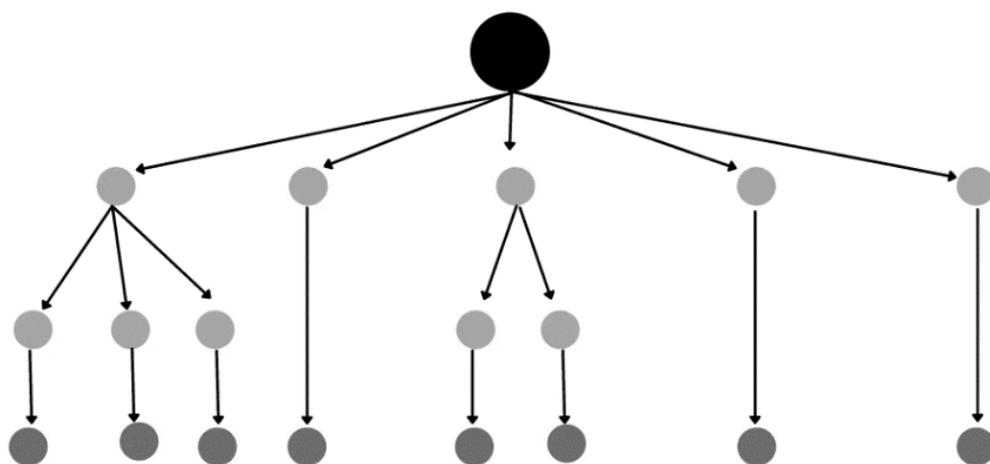


Рис. 2.3. Дерево решений

Деревья решений с настройкой гиперпараметров: глубина дерева, минимальные количества объектов, максимальное количество признаков, обобщают данные и адаптируются к разнообразным условиям в водной среде. Это особенно важно в случае использования подобных методов в изменяющихся погодных условиях, морских течениях, волнениях и других переменных факторов, соответствующих исследуемой локации [2,3].

Алгоритм усиления или «бустинг», изначально известный как усиление гипотезы (hypothesis boosting), представляет собой ансамблевый метод, который объединяет несколько слабых моделей в одну сильную. Основная концепция

большинства методов бустинга заключается в последовательном обучении моделей, где каждая новая модель стремится исправить ошибки предыдущей, что позволяет значительно повысить точность предсказаний.

В результате развития алгоритмов комбинирования моделей, построение их ансамблей оказалось одним из самых мощных методов машинного обучения, нередко превосходящим по качеству предсказаний другие методы.

Алгоритма усиления Брауна и его применение позволит построить ансамбль слабых учащихся (деревьев решений), объединяя их в сильного учащегося, и, соответственно, улучшить качество предсказаний по сравнению с одиночными моделями. Также, благодаря тому, что данный алгоритм обучает новые модели, фокусируясь на ошибках предыдущих моделей, он может быть менее склонен к переобучению.

Необходимо отметить, что при выборе алгоритма усиления был произведен анализ существующих алгоритмов усиления, применяемых для решения данной задачи. В числе таких алгоритмов анализировались AdaBoost, LogitBoost и Catboost. Исследования показывают, что алгоритм BrownBoost является наименее восприимчивым к зашумленности получаемых данных [17]. Кроме того, эмпирическая часть анализа показала резкое падение процента обнаружения объектов поиска при угле поворота или наклона объекта более чем на 30 градусов.

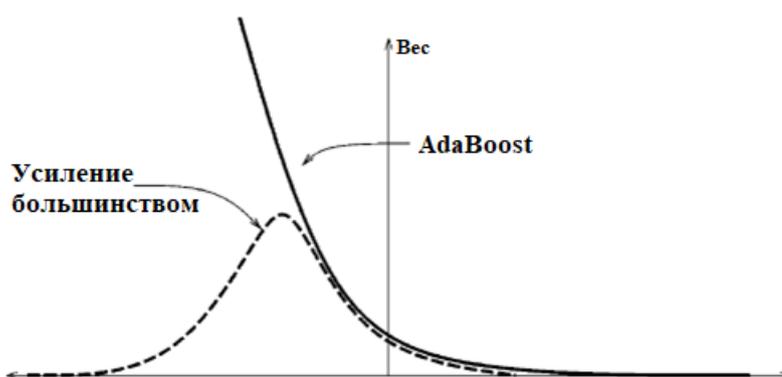


Рис. 2.4. Сравнение усиления большинством и AdaBoost

В данной работе разрабатывается ансамбль методов машинного обучения – BrownBoost для решения проблемы переобучения, что необходимо в условиях

Северного морского пути при получении зашумленных данных. Данный алгоритм представляет из себя адаптивную версию метода усиления алгоритмов большинством (boost-by-majority). BrownBoost использует невыпуклую функцию потерь. Такая оптимизация позволяет избежать переобучения на зашумленных наборах данных. Он работает в пределе, когда каждая итерация бустинга вносит бесконечно малый вклад в общий результат, моделируя этот предел с помощью дифференциальных уравнений. [13]

Помимо «слабого» алгоритма обучения, в данном случае представленного методом деревьев решений, небольшой константы, используемой для устранения вырожденных случаев и набора размеченных данных, в качестве входного параметра алгоритм BrownBoost также получает положительное вещественное число  $c$ . Это число определяет коэффициент ошибки; чем оно больше, тем меньше коэффициент ошибки. Этот параметр используется для инициализации переменной  $s$ , которую можно рассматривать как часы «обратного отсчета». Алгоритм останавливается, когда эти часы достигают нуля [14].

Таким образом, начальные предсказательные значения всех примеров равны нулю  $r_1(x, y) = 0$ , «оставшееся время» инициализируется как  $s_1 = c$ .

На каждом шаге  $i$  пока  $s_{i+1} \leq 0$  выполняются следующие действия:

1. Присваиваем каждому примеру положительный вес:

$$W_i(x, y) = e^{-(r_i(x, y) + s_i)^2 / c}, \quad (3)$$

2. Вызываем слабый алгоритм с распределением, заданным нормализацией  $W_i(x, y)$  и получаем от нее гипотезу  $h_i(x)$ , которая имеет некоторое преимущество перед случайным угадыванием.

3. Пусть  $\gamma, \alpha, t$  - вещественные переменные, подчиняющиеся следующему дифференциальному уравнению:

$$\frac{dt}{d\alpha} = \gamma = \frac{\sum_{(x, y) \in T} \exp\left(-\frac{1}{c}(r_i(x, y) + \alpha h_i(x)y + s_i - t)^2\right) h_i(x)y}{\sum_{(x, y) \in T} \exp\left(-\frac{1}{c}(r_i(x, y) + \alpha h_i(x)y + s_i - t)^2\right)} \quad (4)$$

Учитывая заданные граничные условия  $t = 0, \alpha = 0$  решаем уравнения для нахождения  $t_i$  и  $\alpha_i$ .

4. Обновляем значение предсказания для каждого примера.

5. Обновляем «оставшееся время»  $s_{i+1} = s_i - t_i$

Учитывая гипотезу  $h_i$ , алгоритм выбирает вес  $\alpha_i$  и, кроме того, положительное число  $t_i$ , которое представляет собой количество времени, которое мы можем вычесть из обратного отсчета часов  $s_i$ . Для вычисления  $t_i$  и  $\alpha_i$  алгоритм решает дифференциального уравнения (1).

На выходе получаем окончательный прогноз ( $p(x)$ ):

Если  $p(x) \in [-1, +1]$  то  $p(x) = \operatorname{erf}\left(\frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i h_i(x)}{\sqrt{c}}\right)$ ,

если  $p(x) \in \{-1, +1\}$  то  $p(x) = \operatorname{sign}(\sum_{i=1}^N \alpha_i h_i(x))$ .

Таким образом процесс классификации объекта (РП) можно представить в виде следующей последовательности действий:

1. Подготовка данных для обучения модели, получение и обработка монохромного видеопотока с ВКВР, извлечение признаков.

2. Обучение деревьев решений на извлеченных признаках с последующей их оценкой.

3. Использование BrownBoost для улучшения эффективности и производительности классификации.

После обучения моделей становится возможным применить их к монохромному видеопотоку для классификации объектов в реальном времени. Дерево решений используется для предварительного определения таких объектов на видео как припай, дрейфующие льды и морские судна, а затем адаптивный алгоритм бустинга улучшает эту классификацию за счет весовых коэффициентов, присвоенных каждому дереву в ансамбле [15, 19].

Важно учитывать, что необходимость применения предобучения в более масштабных задачах, не описанных в данной работе, будет являться предметом будущих исследований и будет зависеть от каждой конкретной частной задачи.

### 2.3. Определение, удержание и выход на курс стыковочного узла

### *2.3.1. Анализ подзадачи*

Основными задачами при определении, удержании и выходе на курс стыковочного узла являются оценка положения и ориентации безэкипажной лодки относительно роботизированного пирса. Для успешного выполнения этих задач необходимо обеспечить точное и надежное определение пространственных координат лодки, корректировать ее курс в реальном времени, а также учитывать внешние факторы, такие как течение, ветер и волны, которые могут влиять на маневрирование.

Наиболее распространенным методом ориентации в пространстве при работе морских робототехнических комплексов является отслеживание средствами машинного зрения активных маркеров, по которым в дальнейшем можно восстановить точное взаимоположение РТК между собой.

Существуют следующие основные проблемы при наведении надводного робототехнического средства, в нашем случае безэкипажной лодки на стыковочный узел, расположенный на роботизированном пирсе, с использованием активных ориентиров:

1) Разброс изображений вызван различным состоянием водной поверхности и окружающей среды, например, при тумане, дожде или снегопаде, а также изменением интенсивности ориентиров из-за разного расстояния и угла, что затрудняет обнаружение.

2) В процессе стыковки только часть ориентиров может быть замечена из-за малого расстояния или большого отклонения позиции, что не позволяет алгоритму обнаружить цели.

3) Идентификация ориентиров не может быть корректно согласована, если координаты ориентиров не полностью наблюдаются. [20]

### *2.3.2. Предлагаемое решение*

Для решения описанных выше проблем наведения и выхода на курс стыковочного узла мы предлагаем алгоритм, схожий с предложенным в работе [5] отслеживания активных ориентиров, располагаемых на РП и распознавание их

при помощи выбранной видеокамеры для задач стыковки. Основной вклад данного исследования заключается в том, что для полного использования информации об ориентирах в задачах стыковки предложена схема отслеживания в сочетании с двухэтапным алгоритмом обнаружения и оценки позиции.

Учитывая преломление, поглощение и рассеивание света при возможном перекрытии водой, в качестве источника света предполагается использовать четыре красных светодиодных источника света с длиной волны и частотой близкой к красному или инфракрасному спектру для лучшего распространения ориентиров в неопределенной среде и для навигации в темное время суток или при плохой видимости. Интенсивность света должна регулироваться в диапазоне, подходящем для захвата камеры, чтобы избежать слияния границ двух огней на изображении.

Первый этап - обнаружение подобранных активных световых ориентиров на стыковочном узле, второй - оценка позиции БЭЛ относительно РП. На этапе обнаружения детектор локализует 2D-координаты световых ориентиров на изображениях, получаемых с ВКВР, как только ориентиры появляются в поле зрения камеры высокого разрешения. На этапе оценки позиции восстанавливается относительная 3D-позиция, включая положение и ориентацию, между БЭП и РП. Оцененная позиция передается на управляющей системе для точной навигации на короткие расстояния. [9, 19]

Для оценки относительного положения и ориентации в 3D между роботизированным пирсом и безэкипажной лодкой во время стыковки, включая определение фазы и оценку положения используется Robust Pose from N Points (RPnP).

Основная идея итеративного метода RPnP заключается в том, чтобы оценить положение и ориентацию камеры, используя информацию о положении нескольких известных точек в пространстве. В нашем случае этими известными точками выступают световые маркеры в количестве  $n=4$ .

Три основных шага в работе метода RPnP:

1.  $n$  опорных точек разбиваются на  $(n-2)$  трехточечных подмножеств. В соответствии с законом косинусов, каждая пара точек  $(Q_i, Q_j)$  в подмножестве дает, как показано на рисунке 2.3, ограничение:

$$f_{ij}(d_i, d_j) = d_i^2 + d_j^2 - 2d_i d_j \cos \theta_{ij} - d_{ij}^2 = 0, \quad (5)$$

где  $d_i = \|O_c Q_i\|$ ,  $d_j = \|O_c Q_j\|$ ,  $d_{ij} = \|O_i Q_j\|$ ;

$\theta_{ij}$  – угол обзора;

$Q_i$  и  $Q_j$  – трехмерные опорные точки;

$q_i$  и  $q_j$  – проекции опорных точек на плоскость изображения соответственно.

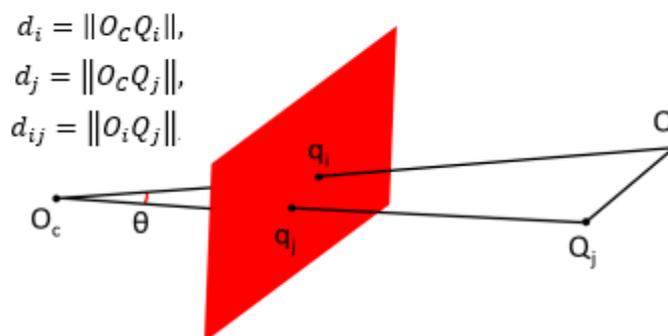


Рис. 2.5 – Ограничение, заданное уравнением (5)

Исходя из уравнения (2), получаем следующую полиномиальную систему для каждого подмножества:

$$\begin{cases} f_{12}(d_1, d_2) = 0, \\ f_{13}(d_1, d_3) = 0, \\ f_{23}(d_2, d_3) = 0. \end{cases} \quad (6)$$

Уравнение (3) затем преобразуется в полином четвертой степени:

$$g_k(x) = a_1 x^4 + a_2 x^3 + a_3 x^2 + a_4 x + a_5, \quad \forall k = 1, 2, \dots, (n-2) \quad (7)$$

для  $k$  – го подмножества.

2. Функция ценности  $G = \sum_{k=1}^{n-2} g_k^2(x)$  определяется как квадратная сумма полиномов в уравнении (7). В работе [16] было показано, что функция ценности имеет не более четырех минимумов.

3. Находятся минимумы функции ценности путем вычисления корней ее первой производной, которая является полиномом седьмой степени:

$$G' = \sum_{k=1}^{n-2} g_k(x) g'_k = 0, \quad (8)$$

Матрица поворота  $R$  и матрица переноса  $T$  вычисляются из каждого локального минимума, и результат с наименьшим остатком репроекции выбирается в качестве окончательного решения. Матрица поворота  $R$  преобразовывается в углы Эйлера (рысканье, тангаж, крен). Матрица переноса  $T$  обозначает координаты точки  $O_r$  в кадре камеры [17].

Таким образом, оценка позиции при стыковке относится к восстановлению 3D относительного положения и ориентации между стыковочными узлами и БЭЛ по 2D изображениям получаемых от ВКВР. Основной принцип алгоритма оценки позиции заключается в том, что 2D-координаты ориентиров являются проекцией реальных ориентиров на визуальную плоскость, поэтому реальная 3D-позиция может быть восстановлена по 2D-изображению. В этом случае алгоритм PNP оценивает через несколько пар контрольных точек, одна из которых находится в 2D-плоскости, а другая - в 3D-пространстве.

Необходимо отметить, что из себя представляет позиция. Позицией является положение и ориентация относительно БЭП, в которой находится БЭЛ. Для расчётов и представления поворота между камерой и ориентирами, используем углы Эйлера. Вектор текущей позиции представляем, как  $p = (t_1, t_2, t_3, r_1, r_2, r_3)$ , где  $t_i$  является положением  $X_c, Y_c, Z_c$ , и  $r_i$  ориентировочные значения рыскания, тангажа и крена.

Таким образом, ВКВР получает видеопоток и производит оценку положения относительно световых маркеров, параллельно датчики расстояния LDM302A измеряют дальность расположения БЭЛ относительно светоотражающей поверхности.

После выхода безэкипажной лодки на курс стыковочного узла и уже непосредственного движения по нему, необходимо определить момент ее остановки и произвести ее закрепление на БЭП. В качестве системы определения окончания стыковки предполагается использовать контактный датчик и измерение расстояния.

Контактный датчик подразумевает под собой реакцию на движение лодки по стыковочному узлу и срабатывания в момент достижения необходимого положения БЭЛ на стыковочном узле, определяемое ответной частью контактного датчика с последующей передачей сигнала – пакета данных в контроллер управления захватом для завершения процесса стыковки.

В это же время происходит измерение расстояния до светоотражающей поверхности происходящее при помощи предложенных дальномеров LDM302A, закрепленных на РП. В момент определения заданного рабочего расстояния обоими дальномерами на управляющую систему отправляется команда о том что необходимо произвести закрепление при помощи выпускаемого с пирса механизма и стыковка может быть завершена.

Данный подход обеспечивает надежность и эффективность завершающего этапа стыковки ввиду использования двух параллельных процессов, один из которых (измерение расстояния), в том числе, способен подавать команды для корректировки скорости движения.

## **2.4. Построение пути**

### *2.4.1. Анализ подзадачи*

Существует ряд подходов к решению данной задачи – классический, нейронные карты, централизованный подход, гибридный подход, децентрализованный подход. Большая часть алгоритмов, моделей в данных подходах являются модификациями «базовых» методов планирования, определения и классификации.

Учитывая, что построение маршрута БЭЛ до движущегося порта и процесс швартовки, являются поиском пути, добавляя в последнем распознавание, классификацию и удержание, отметим основные группы алгоритмов, решающих задачу построения маршрута, пути:

- 1) алгоритмы обхода препятствий;
- 2) методы поиска пути по графу;
- 3) интеллектуальные алгоритмы.

Набор интеллектуальных методов поиска траекторий исследуемых и применяемых в работе в том числе и в экспериментах включает: генетические алгоритмы, метод обратного распространения ошибки, нейросетевые реализации, методы, основанные на подкреплении.

Отдельно отметим нейросетевую реализацию, которую будем рассматривать в эксперименте ансамблей в разрезе интеллектуальной системы управления. Метод основывается на рекуррентной сети Хопфилда. Сеть Хопфилда применяется как топологическое представление локализации, выраженное в дискретной сетке, матрице, где центру каждой ячейки соответствует нейрон, связанный лишь со своими ближайшими соседями. При этом связи с соседями имеют вес, соответствующий длине.

Принцип работы, достаточно прост на вход подаётся вектор начального состояния, в котором нейроны, соответствующие ячейкам-препятствиям, имеют неизменное нулевое состояние, ячейка-цель имеет максимальное значение и равна единице.

При разработке интеллектуальной системы управления группой роботов необходимо ввести понятия – «групповое применение» и «групповое управление» робототехническими комплексами.

Групповое управление направлено на реализацию отдельных действий робототехнических комплексов и их групп, например функций перемещения, целераспределения, взаимодействия, реконфигурации группы, контроль эффективности их выполнения, с использованием различных алгоритмов.

Групповое применение реализует функции нечёткой логики, отвечая, в том числе за планирование, начиная с выбора роли, контроль реализации и оценку выполнения задач робототехническими комплексами.

При понимании, что под управлением представляется процесс непосредственно управления и применения, рассмотрим два наиболее подходящих подхода полностью учитывающих как программные, так и аппаратные, вычислительные мощности платформ.

Централизованная архитектура интеллектуальной системы управления получает всю доступную информацию, принимает решения и управляет каждым отдельным АНА. В качестве главной вычислительной платформы – центрального звена может выступать удаленная наземная станция или один из АНА. В нашем случае, например, порт. К преимуществам данной архитектуры можно отнести возможность нахождения глобального экстремума при управлении и разрешения конфликтных действий АНА в силу сбора всей доступной информации в одной точке. К недостаткам – рост необходимых вычислительной мощности и пропускной способности канала связи с увеличением количества АНА, малую отказоустойчивость.

Децентрализованная архитектура не опирается полностью на единый вычислительный центр – каждому АНА доступна только частичная информация, данные. При реализации данной архитектуры каждый агент имеет собственную систему расчета траектории с вычислительным блоком и конфигуратором сценария, включающим контекст в виде маршрутов. Во время выполнения задачи группового позиционирования АНА, приобретая новые «знания» об окружающем пространстве, обмениваются данным с ближайшим окружением по каналам связи, основываясь на данных самостоятельно корректируют свои траектории и разрешают конфликтные ситуации. Последнее достигается посредством авторизации в группе, которая предусматривает не только определение свой-чужой, но и обмен данными о роли каждого АНА. Реализация децентрализованной системы планирования траекторий представлена на рисунке 2.



Рисунок 6 – Децентрализованная система планирования на примере решения задачи построения маршрута

Децентрализованный подход, подразумевает построение распределённой интеллектуальной системы управления. При распределенном управлении каждый АНА формирует локальный закон управления, используя данные, полученные от среды и от других АНА.

#### *2.4.2. Предлагаемое решение*

Распределенная интеллектуальная система управления требует пересмотра подходов к аппаратным платформам, осуществляющим вычисления. Данный подход позволяет провести сравнение с методами мышления и хранения информации человеком. Вычислительные процессы, включающие управление и принятие решений, распределяются между АНА, работающих в группе, наиболее сложные, требующие серьёзных вычислительных мощностей передаются роботу с соответствующей аппаратно-программной конфигурацией или в вычислительный центр, непосредственно выполняющий сценарий АНА занимается оперативными вычислениями. Данный способ напоминает использование кратковременной и долговременной памяти.

Необходимо отметить, что в работе решается задача выбора оптимального маршрута до цели – порта, наведения и стыковки. АНА в поиске оптимального пути могут перемещаться постоянно, поэтому целесообразно ввести понятие эпизода. Иными словами, задаем ограничение по времени  $t_{\max}$  и после этого шага эпизод прекращается.

При выполнении задач оценивается качество решения. В работе данную оценку проводим посредством пропускной способности, где таковое значение, это среднее число достигаемых целей за такт времени.

$$N_{\text{goals}}/t_{\max},$$

Делим общее число достигнутых целей (прим.: по всем АНА) на длину эпизода. Длина эпизода играет ключевую роль. Длинные эпизоды наиболее правильные.

Переходим непосредственно к пониманию АНА среды локализации. Рассмотрим следующие предположения:

1) каждый АНА знает всю область, препятствия, свое положение и свою промежуточную и конечную цель;

2) каждый АНА имеет ограниченный радиус видимости области, внутри которого может видеть других АНА включая информацию о них;

3) каждый АНА считает, что другие АНА, во-первых, не имеют своей целью помешать, во-вторых, действуют по тем же алгоритмам, что сам АНА.

Выдвинув данные предположения, необходимо сформулировать и поставить задачу следующим образом: конфигурация сценария действий АНА, который на каждом шаге учитывает, что делать (ждать на месте, идти, если идти, то куда). Формально, стратегию можно определить как функцию:

$$\pi(\tau) \rightarrow P(a).$$

где  $\tau$  – история взаимодействия агента со средой в текущем эпизоде;

$P(a)$  – распределение вероятности на действиях.

На выходе алгоритма системы управления получим оценку вероятности для каждого действия, например, повернуть влево = 0.6; стоим на месте = 0.3. Алгоритм системы управления от шага к шагу будет семплировать основываясь на данном распределении.

Выбранный нами подход заключается в комбинации эвристического выбора, обучаемых моделей с подкреплением. Механика работы алгоритма в данном подходе реализуется следующим образом, эвристически назначается общая, конечная цель, каждый АНА при достижении текущей цели, получает новую. Обучаемые модели подбирают из большого числа вариантов в комбинированном пространстве действий, которое доступно АНА в каждом узле дерева решений самый оптимальный. Для повышения точности выбор учитывает подмножество АНА в группе, посредством графа видимости и окрестностей графа, которые могут влиять друг на друга. Лучшее текущее действие каждого АНА учёные определяется предобученной стратегией, которая отвечает за доведение АНА до цели, разрешение конфликтов между АНА осуществляется планированием по

дереву. Важно отметить, что каждый АНА строит своё дерево, обеспечивая децентрализованность. Архитектура изображена на рисунке 3

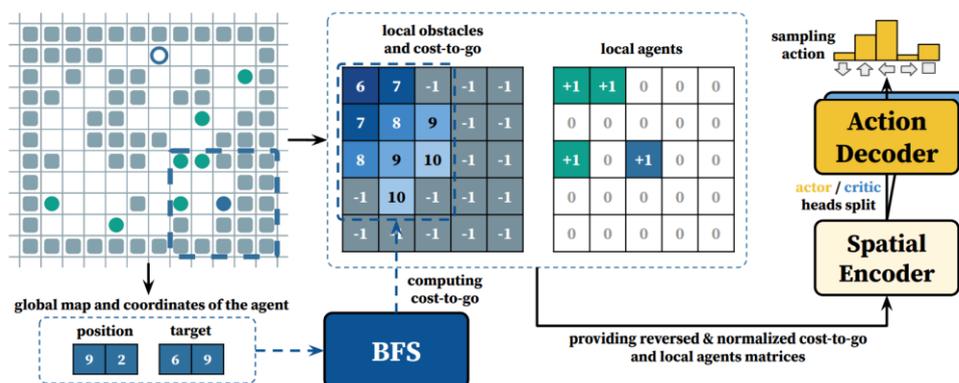


Рисунок 3 – Архитектура интеллектуальной системы управления

Теория графов играет ключевую роль в разработке и анализе распределенных законов управления

Децентрализованное управление обладает преимуществами модульности, масштабируемости и отказоустойчивости, однако способно достичь лишь локального оптимума. В отличие от систем с распределенным управлением, обмен информацией между АНА не производится. Методология децентрализованного управления во многом следует методологии управления для одного АНА.

## 2.5. Алгоритм стыковки

Реализуемый в работе подход предусматривает калибровку камеры, оценку центра изображения камеры с учетом водонепроницаемой оболочки, выбор алгоритмов предобработки, ключевых точек изображений объектов и активных маркеров, по которым происходит процесс стыковки с использованием кластеризации получаемых данных с формированием базы знаний.

Верхнеуровневое представление разрабатываемого головного алгоритма, приведено на рисунке 2.5.

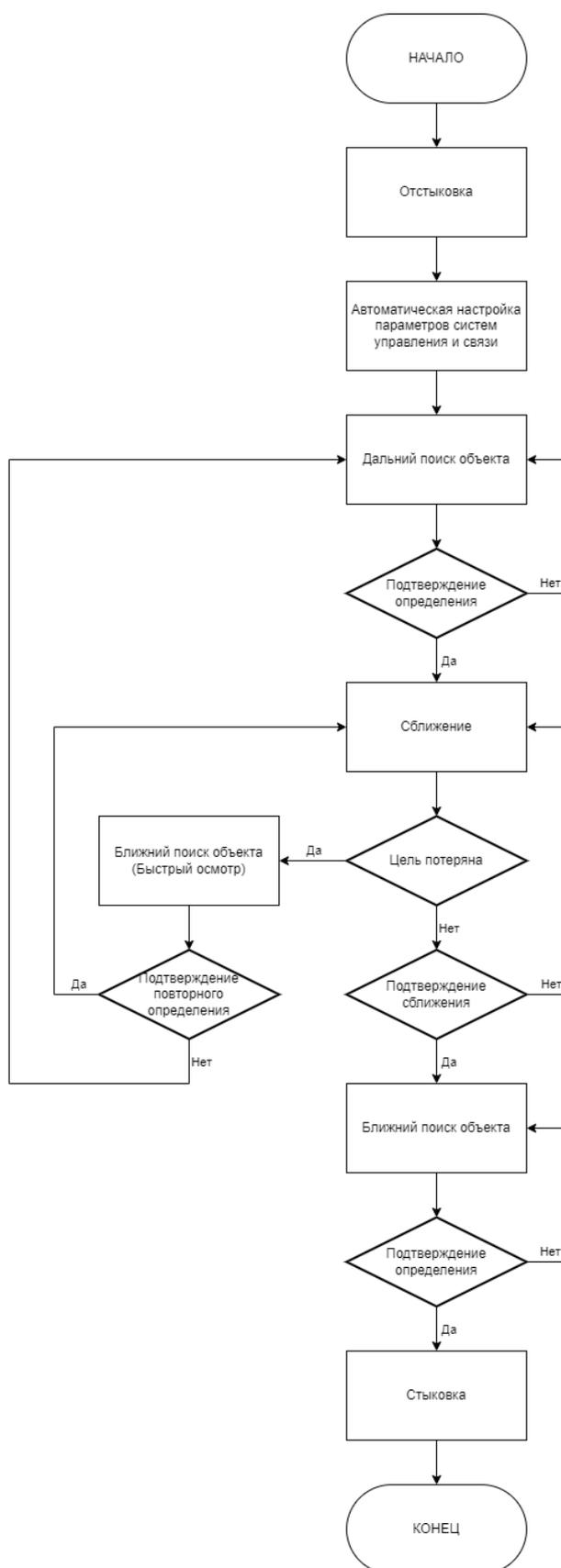


Рис. 2.5 – Верхнеуровневое представление главного алгоритма в реализации сценария стыковки

В составе рассматриваемого алгоритма присутствуют следующие вложенные компоненты:

1. автоматическая подстройка параметров систем управления – измеряет и оценивает воздействующие состояния внешней среды с учетом внутренних систем БЭЛ с последующим внесением корректировок, позволяющих повысить эффективность работы систем управления;
2. сближение – обеспечивает режим движения безэкипажной лодки, сокращающий расстояние до объекта стыковки с помощью бортовой навигационной системы, системы машинного зрения и движительно–рулевого комплекса находящихся во взаимосвязи;
3. ближний поиск объекта – осуществляет выход на курс стыковочного узла, а также производит установление и восстановление потерянного контакта на малых углах обзора с помощью бортовой системы машинного зрения, реагируя на индикаторы, представляющие из себя светодиодные осветители;
4. дальний поиск объекта – осуществляет поиск и классификацию объекта стыковки с наиболее широкими углами обзора с помощью системы машинного зрения;
5. отстыковка/стыковка – представляет цикл определения положения БЭЛ по отношению к роботизированному пирсу и маневрирования.

Осуществление стыковки основано на применении системы технического (машинного) зрения – видеокамеры высокого разрешения (на БЭЛ), – контроле положения движительно–рулевого комплекса и набором структурированных светодиодных осветителей (на роботизированном пирсе) для ориентации и маневрирования.

## ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТ

### 3.1. Сравнительный анализ методов

Для экспериментального исследования методов обучения с подкреплением нужна программная модель среды в виртуальном окружении. В работе в качестве такой среды использовали среду, разработанную в рамках другого проекта [10]. Благодаря данной среде на экспериментах эффективно работал из коробки весь цикл обучения и валидации, сбор статистики и визуализация, что существенно ускорило процесс получения собственно результатов.

Для экспериментов в виртуальной трёхмерной среде было подготовлено (перечислить среду, математическую модель и алгоритм (бустинг надо как-то назвать)). Ансамбль реализован на C++/CPython и Python для нейросети.

В экспериментах поставлены две задачи: провести обучение и достигнуть задачи стыковки БЭЛ с портом из разных участков локации при различных параметрах движения группы роботов и сравнить с существующими методами, направленными на решение задачи децентрализованного много-агентного планирования – Primal2, PICO, SCRIMP (рисунок 3).

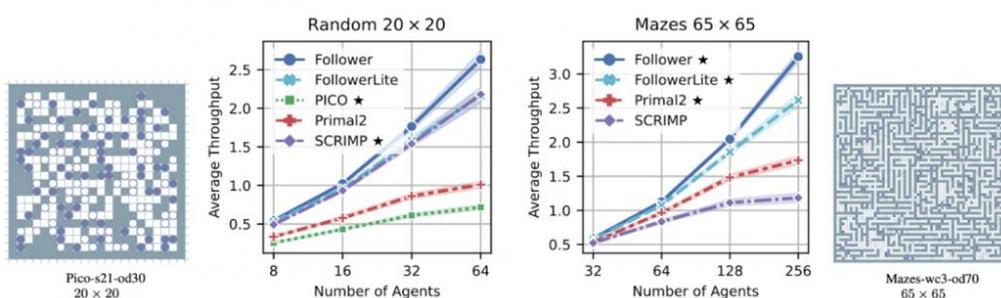


Рис. 3.1 – Ход и результаты проводимого эксперимента на сравнение

Результат эксперимента по сравнению показывает, что достигается больше целей в единицу времени, значение способности к генерализации выше, чем у сравниваемых моделей

Основываясь на полученных результатах эксперимента по построению маршрута АНА при работе в группе, разработанный ансамбль лучше, чем существующие модели работает на карте, не участвующей на этапе обучения.

Для сравнения точности и надежности стыковочных операций используются следующие метрики:

- Точность (Accuracy): Процент правильно выполненных стыковок.
- Время стыковки (Docking Time): Среднее время, затрачиваемое на выполнение стыковки.
- Число ошибок (Number of Errors): Количество ошибок, допущенных при выполнении стыковки.
- Устойчивость к шуму (Noise Robustness): Способность алгоритма работать в условиях сильных внешних помех.

BrownBoost продемонстрировал высокую точность и короткое время стыковки, особенно в сложных условиях, что делает его отличным выбором при наличии ограниченных вычислительных ресурсов, кроме того, данный алгоритм усиления показал высокую устойчивость к шуму, что подтверждает его эффективность в реальных условиях с внешними помехами.

Сравнительный анализ показал, что алгоритм BrownBoost является эффективным методом для стыковки робототехнических комплексов, обеспечивая высокую точность, надежность и устойчивость к шуму. В сложных условиях эксплуатации он превосходит многие другие методы, такие как деревья решений и SVM, по важным метрикам. Сверточные нейронные сети также показали высокие результаты, но их применение может быть ограничено вычислительными ресурсами.

### **3.2. Тестирование системы стыковки в виртуальном окружении**

Используемые сегодня инструменты моделирования позволяют создать единое информационное пространство в составе виртуального окружения для решения широкого спектра задач, в частности – отработке решения прикладных задач робототехническими комплексами.

Такие процессы, как верификация и валидация САД-модели (получение значений физических характеристик при заданных вводных условиях),

настройка алгоритмов верхнего уровня управления и принятия решений, получение и анализ телеметрии, рассматриваемые изолированно друг от друга, как правило, не требуют создания единого виртуального пространства и трехмерной визуализации.

Однако при комплексной отладке таких процессов для объективной оценки многофакторных, сложно поддающейся формализованному описанию ситуаций, необходимо такую отладку осуществлять в едином виртуальном пространстве, которое позволяет:

- уточнить технический облик РТК, отработать вопросы технической эстетики и эргономики,
- решить вопросы создания учебно-тренировочных средств и отработать правильные действия при возникновении штатных и нештатных ситуаций, сформировать необходимые справочные и руководящие документы, необходимые для проведения ремонта и технического обслуживания,
- на стадии отработки алгоритмов верхнего уровня наглядно оценить адекватность поведения РТК относительно предопределённого сценария, использовать ресурс визуального представления в качестве инструмента отладки отдельных процедур и заложенных алгоритмов функционирования и формирования данных для работы подсистем технического зрения с учетом заложенных моделей погрешностей измерений,
- в соответствии с определённым выше принципом отладки через наблюдение, можно отметить, что трёхмерная визуализация позволяет качественно оценить достаточность имитации окружающего пространства, используемого в качестве среды для обучения персонала.
- наличие диалога с пользователем в системе позволяет более интенсивно осуществлять обучение путём указания нетиповых сценариев развития ситуации. К примеру: указание заранее не определённого объекта интереса.

Для оценки производительности, точности и адаптивности разработанной системы стыковки робототехнических комплексов (РТК) был проведен ряд тестов в виртуальном окружении (рисунок 3.1). Помимо РТК, в сцене присутствует

ряд статических и динамических объектов. Основная цель тестирования заключалась в проверке, насколько эффективно система выполняет стыковку в различных условиях, а также в выявлении потенциальных улучшений перед применением в реальных условиях.



Рис. 3.1. Тестирование алгоритма стыковки в виртуальном окружении

В виртуальном окружении имитировались реальные условия работы робототехнических комплексов на Северном морском пути, включая различные погодные условия, морские течения и помехи.

Для тестирования разработанной системы стыковки использовались следующие методы:

- Моделирование различных сценариев: Создание сценариев для проверки работы алгоритма в разных условиях.
- Мониторинг и сбор данных: Сбор данных о точности, времени стыковки, уровне автономности и количестве ошибок.
- Анализ производительности: Оценка производительности системы в режиме реального времени.

Для достижения соответствия реалистичности динамики водной среды, использован программный компонент Water Surface, включающий следующие

настраиваемые параметры: течение; волнение; время суток; отражение и преломление света зависимости от глубины; прозрачности, видимости подводного окружения и цвет воды. Программный компонент Terrain применяется для построения ландшафта в виртуальной среде, используя карты высот и карты глубин, полученные из базы данных.

В графическом ядре (Unity) также присутствует программный модуль, отвечающий за динамику и физику динамических объектов и воды, включающий следующие настраиваемые параметры: сопротивление воды; сопротивление динамического объекта, находящегося на воде; взаимонаправленное взаимодействие и т.п.

В совокупности вышеописанные инструменты виртуального окружения позволяют сформировать на основе реальных топологических данных высокорелистичную трехмерную среду, содержащую статические и динамические объекты высокой степени детализации.

Результаты тестирования показали, что разработанная система стыковки РТК с использованием методов машинного обучения (деревья решений и BrownBoost) является эффективной и надежной в спокойных и умеренных условиях, в то время как виртуальное окружение оказалось полезным инструментом для выявления слабых мест алгоритма и их последующего улучшения.

### **3.3. Техничко-экономическое обоснование**

Для отладки предлагаемой системы стыковки создаётся 3D реконструкция рабочей среды – виртуальное окружение, являющееся программным компонентом системы проектирования робототехнических комплексов – СПРК [10]. Отладка технического зрения в 3D среде основывается и соответствует последовательности и набору задач, которые применяются в данном процессе при натуральных испытаниях системы: классификации объектов; сопровождение; оценка положения, скорости и ориентации.

Данный подход имеет множество преимуществ, среди которых: исключение риска повреждения оборудования и потенциально опасных ситуаций для людей и окружающей среды, уменьшение операционных расходов (топливо, энергоресурсы, аренда полигонов и оборудования, ремонт и обслуживание оборудования), экономия времени, связанная с возможностью быстрого проведения экспериментов и тестов.

Кроме того, 3D реконструкция рабочей среды предоставляет возможность моделирования различных погодных условий, типов местности, препятствий и экстремальных сценариев без риска для реального оборудования, и позволяет повысить точность и надежность конечного решения за счет многократного повторения тестов и анализа поведения алгоритма в различных условиях.

Таким образом, использование виртуального окружения для отработки алгоритмов стыковки робототехнических комплексов представляет собой подход, который позволяет значительно снизить затраты, повысить безопасность и ускорить процесс разработки. Виртуальная среда предоставляет гибкость и масштабируемость, необходимые для эффективного тестирования и оптимизации алгоритмов в различных условиях, что в итоге ведет к созданию более надежных и точных систем стыковки.

## ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ

Экспериментальная часть исследования направлена на проверку эффективности разработанного алгоритма адаптивной стыковки робототехнических комплексов (РТК) различных типов с использованием методов машинного обучения. В качестве методов машинного обучения были выбраны деревья решений и алгоритм усиления BrownBoost. Отработка алгоритма была проведена в виртуальном окружении, моделирующем реальные условия работы.

Результаты эксперимента показали, что алгоритм адаптивной стыковки с использованием BrownBoost и деревьев решений является эффективным для различных типов РТК в условиях Северного морского пути.

Проведённые в работе эксперименты показывают, что разработанная интеллектуальная система управления устраняет необходимость в получении обучающего набора данных и демонстрирует большой потенциал для реального применения на швартовке.

Дополнительно в работе проведён эксперимент на оценку достижимости интеллектуальной системы управления выполнения задач. В процессе эксперимента отключались программные компоненты разработанной архитектуры включая менялась структура, состав моделей ансамбля: метод распределения АНА по карте – не учитывалась модификация стоимостей перехода в  $A^*$  (прим.: состав кратчайшего пути) – качество падает; обучаемая стратегия, АНА ходила просто по  $A^*$  путям – качество падает, рисунок 5

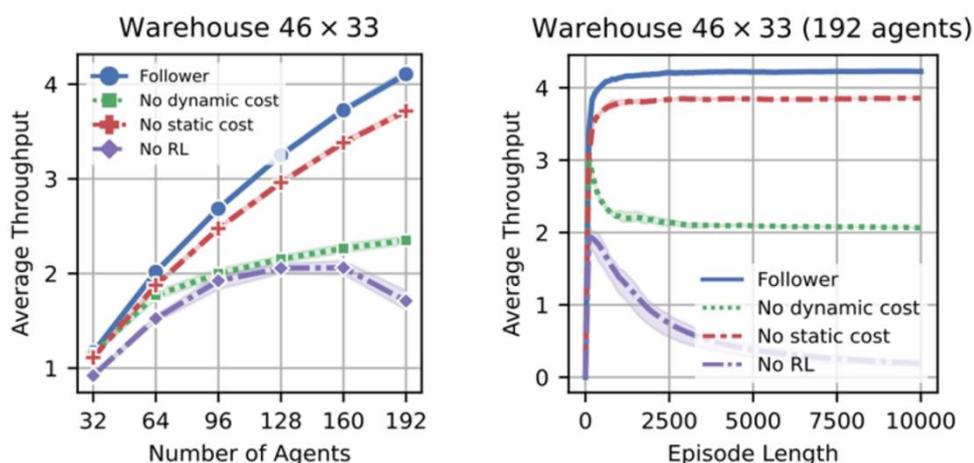


Рис. 5.1 - Результаты эксперимента по отключению функциональных блоков разработанной архитектуры интеллектуальной системы управления

По результатам все проведённых экспериментов получено подтверждение работоспособности гибридного метода формирования ансамбля, основанного на применении бустинга с нейронной сетью, который в отдельной части достиг лучших показателей в эффективности решения задачи существующих моделей по соотношению «цена-качество».

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработка алгоритма адаптивной системы стыковки робототехнических комплексов различных типов с использованием обучаемых моделей представляет собой важное направление исследований в области робототехники. Предложенный подход, с использованием обучаемых моделей, позволяет создать гибкую и эффективную систему, способную адаптироваться к различным условиям и типам робототехнических комплексов.

Разработанный алгоритм демонстрирует потенциал для снижения времени и затрат на процесс стыковки различными типами робототехнических комплексов, а применение обучаемых моделей позволяет системе быстро адаптироваться к изменяющимся условиям и повышает ее производительность.

Виртуальное окружение, в свою очередь, оказалось полезным инструментом для отработки и улучшения алгоритма, позволив выявить и устранить потенциальные проблемы до реального применения. Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию алгоритма и его адаптацию к новым типам РТК и условиям эксплуатации.

Исследование данного подхода с целью расширения его применения и повышения точности и надежности выполняемых операций с использованием описанных в данной работе методов будет являться предметом последующей работы. Дальнейшее развитие и оптимизация данной технологии могут привести к значительным улучшениям в области автоматизации производства и роботизированных систем.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Боровик В.С., Гуцул В.И., Клестов С.А., Фирсов И.С., Коллективы интеллектуальных роботов. Сферы применения / под ред. В.И. Сырямкина. – Томск : STT, 2018. – 140 с. (Серия: “Интеллектуальные технические системы” (подсерия: “Когнитивная робототехника”)).
2. Голубов В.В., Манько С.В. Автоматизация стыковки автономных мобильных роботов на основе развития метода поисковых случайных деревьев со встречным ростом. *Russian Technological Journal*. 2024;12(1):7-14.
3. Голубов В.В., Манько С.В. Особенности и перспективы применения метода поисковых случайных деревьев для планирования перемещений автономных роботов. *Russ. Technol. J.* 2023;11(6):16–27.
4. Ерофеева В.А, Иванский Ю.В., Кияев В.И. Управление роём динамических объектов на базе мультиагентного подхода // Компьютерные системы в образовании. – СПб., 2015. – № 6. – С. 34–42.
5. Игнатиади Е.К., Михайлов М.В., Гончаров В.А., Поздняков В.А., Лобкова В.А, Островский А.С., Лыков С.В. Разработка алгоритма адаптивной системы стыковки НПА с БЭК с использованием методов машинного обучения // Серия Естественные и Технические Науки №01 2024 – С. 63-68.
6. Изоткина Н.Ю., Осипов Ю.М., Сырямкин В.И. Инновационные технологии управления в мехатронике и робототехнике: учебное пособие – Томск, 2015 – 220с.
7. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов. — Москва: Физматлит, 2009. 280 с.
8. Крыленко М.В., Крыленко В.В. Научное обеспечение сбалансированного планирования хозяйственной деятельности на уникальных морских береговых ландшафтах и предложения по его использованию //Моря арктического бассейна Т. 4.
9. Николенко С. И., Кадурын А., Архангельская Е. В. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. — «Питер», 2018. — С. 348-360.

10. Медведкин А.И., Астахов М.И., Бунар И.С., Островский А.С., Скорпион А.В. Формирование виртуальной физической среды в режиме реального времени для отладки решений и обучения систем управления робототехнических комплексов //Труды 34-й Международной научно-технической конференции «ЭКСТРЕМАЛЬНАЯ РОБОТОТЕХНИКА», 23-24 ноября 2023 г. – Санкт-Петербург – 512с.
11. Половко С.А. Математическое моделирование и синтез управления процессом стыковки автономного необитаемого подводного аппарата / С.А. Половко, Д.А. Фролов // Робототехника и техническая кибернетика. – Т. 8. - №4. – Санкт-Петербург : ЦНИИ РТК. – 2020. – С. 266-275.
12. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. Учебник. — М.: ДМК Пресс, 2015
13. Coadou Y. - Boosted decision trees. Artificial Intelligence for High Energy Physics, World Scientific Publishing, 2022
14. Freund Y. An Adaptive Version of the Boost by Majority Algorithm, Mach. Learn. 43 293–318, 2001.
15. Freund Y., Schapire, R.E. (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Sciences, 55:1, 119–139.
16. Li, S.; Xu, C.; Xie, M. A Robust  $O(n)$  Solution to the Perspective-n-Point Problem. IEEE Trans. Pattern Anal.Mach. Intell. 2012, 34, 1444–1450.
17. Piasco N., Sidibe D., Demonceaux C., Gouet-Brunet V.. Perspective-n-Learned-Point: Pose Estimation from Relative Depth. 2019.
18. Schapire R. E., Freund Y., Bartlett P., Lee W. S. Boosting the margin: a new explanation for the effectiveness of voting methods, Ann. Statist. 26 (1998) 1651.
19. Shuang Liu, Hongli Xu, Yang Lin, Lei Gao Visual Navigation for Recovering an AUV by Another AUV in Shallow Water - Sensors 19 (8), 2019. doi:10.3390/s19081889

20. Sun K., Han Z. Autonomous underwater vehicle docking system for energy and data transmission in cabled ocean observatory networks. *Front. Energy Res.* 10:960278. doi: 10.3389/fenrg.2022.960278, 2022.