

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи



ЧЕРНОИВАНЕНКО Игорь Александрович

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ
ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ
ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ**

Специальность: 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика

Диссертация
на соискание учёной степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
д.т.н., профессор Кравец Олег Яковлевич

Москва – 2026

Содержание

Введение	6
Основное содержание работы.....	13
ГЛАВА 1. СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ.....	19
1.1 Задачи группового управления информационным взаимодействием АМО	19
1.2 Информационное взаимодействие АМО.....	20
1.2.1 Взаимодействие «ведущий-ведомые объекты»	20
1.2.2 Взаимодействие на основе виртуальной структуры	21
1.2.3 Взаимодействие на основе поведения	22
1.2.4 Взаимодействие на основе консенсуса.....	24
1.2.5 Распределенное межобъектное взаимодействие АМО с применением технологий искусственного интеллекта	29
1.3 Групповое управление положением автономных мобильных объектов	32
1.4 Информационное взаимодействие автономных мобильных объектов в сценариях гибридных сред.....	36
1.4.1 Распределение задач	37
1.4.2 Сбор и обработка информации с применением беспроводных сенсорных сетей	39
1.5 Постановка задач работы.....	42
ГЛАВА 2. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ	44
2.1 Математическое обеспечение распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта....	44
2.1.1 Предварительные критерии	44
2.1.2 Постановка задач исследований.....	46

2.2 Исследование одновременного прибытия АМО к финальной точке с использованием анализа больших данных	49
2.2.1 Разработка децентрализованной структуры группового управления локальным информационным взаимодействием АМО.....	50
2.2.2 Имитационный эксперимент	60
2.3 Математическое обеспечение системы группового управления положением автономных мобильных объектов	63
2.3.1 Предварительные критерии и накладываемые ограничения	63
2.3.2 Целевые функции для группового управления положением	64
2.3.3 Подход к многокритериальной оптимизации	67
2.4 Исследование распределения задач в гибридной среде нестационарных автономных объектов.....	75
2.4.1 Постановка задач исследований.....	75
2.4.2 Распределение задач с помощью усовершенствованного генетического алгоритма.....	78
2.4.3 Формирование траектории с помощью информированного подхода iRRT*	80
2.4.4 Оптимизация траектории с помощью стратегии CMA-ES.....	81
2.4.5 Интегрированная система группового управления обменом данными	83
2.5 Математическое обеспечение сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов.....	86
2.5.1 Описание проблемы.....	86
2.5.2 Предварительные критерии	87
2.5.3 Формулировка задачи.....	89
2.6 Выводы	90
ГЛАВА 3. АЛГОРИТМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ НЕСТАЦИОНАРНЫХ АВТОНОМНЫХ ОБЪЕКТОВ	93

3.1. Структура данных подсистемы АМО с применением технологий искусственного интеллекта	93
3.2 Алгоритмизация системы группового управления положением автономных мобильных объектов	97
3.3 Алгоритмизация сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов	99
3.3.1 Алгоритм оптимизации для стратегии 1	99
3.3.2 Алгоритм оптимизации для стратегии 2	102
3.3.3 Алгоритм принятия решения	105
3.4 Выводы	105
ГЛАВА 4. АПРОБАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ.....	107
4.1. Исследование подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта..	107
4.2 Реализация системы группового управления положением автономных мобильных объектов	110
4.2.1 Настройка сценария	110
4.2.2 Результаты группового управления положением.....	111
4.2.3 Сравнение с другими вариантами PSO.....	112
4.2.4 Сравнительный анализ с существующими метаэвристическими подходами	114
4.2.5 Сравнительный анализ с существующими методами многокритериальной оптимизации	117
4.3 Проектирование системы группового управления обменом данными в гибридной среде нестационарных автономных объектов	120
4.3.1 Представление гибридной среды	120
4.3.2 Настройка параметров моделирования	121
4.3.3 Конфигурация системы и показатели оценки.....	123

4.3.4 Анализ эффективности предлагаемой системы.....	124
4.3.5 Быстродействие и визуализация.....	128
4.4 Реализация сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов	131
4.5 Выводы	137
Заключение.....	139
Список сокращений и условных обозначений	141
Список использованных источников.....	142
Приложение А Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.....	160
Приложение Б Акты о внедрении результатов диссертационного исследования	161

Введение

Актуальность темы. С развитием электроники и программного обеспечения растет число автономных мобильных объектов (АМО), способных выполнять скоординированные действия. В последние десятилетия АМО вызвали большой исследовательский интерес, поскольку они широко используются в военных и гражданских целях для выполнения ряда задач высокого риска (например, поисково-спасательные операции в труднодоступных районах, контроль окружающей обстановки, транспортировка тяжелых грузов, оценка повреждений от стихийных бедствий, телекоммуникационная ретрансляция, обнаружение радиации, составление контурных карт и прогнозирование погоды). Ввиду небольших размеров и низкой производительности процессора АМО, он способен выполнять только несложные задачи. Напротив, система из нескольких АМО обладает такими преимуществами как высокая эффективность, широкий охват, низкие затраты топлива и времени, повышенная надежность, отказоустойчивость и высокая гибкость. Кроме того, сеть АМО может создавать новые функциональные возможности с помощью различных малых групп АМО. Более того, для некоторых задач локализации может потребоваться, чтобы несколько АМО обменивались различной информацией (например, местоположением, скоростью) друг с другом посредством беспроводной связи.

Таким образом, актуальность темы диссертационного исследования продиктована необходимостью дальнейшего развития средств специального математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием систем АМО.

Тематика диссертационной работы соответствует научному направлению ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет» «Вычислительные комплексы и проблемно-ориентированные системы управления».

Степень разработанности темы. Большой вклад в развитие методов группового управления информационным взаимодействием систем АМО внесли

отечественные (Бердонос В.Д., Иванов Д.Я., Мелехов Я.А., Моисеев В.С., Мунасыпов Р.А. и др.) и зарубежные (Dong X., Lima J., Phung M.D., Rahmani A., Vega-Rodriquez M.A. и др.) исследователи.

Несмотря на развитую теорию группового управления информационным взаимодействием, при одновременной работе нескольких АМО возникает множество проблем. Например, при выполнении задач управления несколькими АМО часто требуется одновременно достичь одинаковых/различных целевых местоположений, или несколькими АМО приходится перемещаться из разных локаций. АМО собираются в определенном месте, образуя плотный рой. Эта проблема изучалась во многих областях, однако в существующей литературе не учтены некоторые уникальные характеристики и сферы применения АМО.

Другим серьезным недостатком является зависимость от статичных сред и предопределенных наборов задач. Многие из существующих подходов к распределению задач не учитывают непредсказуемую природу реальных условий, когда задачи могут возникать внезапно, а условия окружающей среды могут быстро меняться. Традиционные методы оптимизации и эвристические алгоритмы часто сталкиваются с трудностями при выполнении вычислительных задач в таких динамичных многозадачных средах в режиме реального времени.

Еще одной проблемой является поддержание относительного положения АМО во время движения таким образом, чтобы сохранить форму роя. Однако в существующей литературе не рассматривают временной аспект межобъектного взаимодействия роя, что не соответствует различным практическим требованиям (например, адаптации к изменяющимся условиям, избегания движущихся препятствий, учета погрешностей параметров, ошибок в моделировании и внешних воздействий).

Четвертое ограничение заключается в стратегиях оптимизации траекторий, которые часто делают упор только на практическую осуществимость или минимизацию длины маршрутов. Эти подходы, как правило, упускают из виду такие важные факторы, как автономность, устойчивость, плавность хода –

критически важные аспекты практической эксплуатации АМО. Более того, многие традиционные алгоритмы группового управления положением генерируют неровные или неоптимальные маршруты, что делает их непригодными для решения задач информационного взаимодействия АМО в реальном мире.

Также существуют проблемы эффективной обработки информации, ускорения расчетов траекторий вычислительными средствами и распределения задач разнородными АМО в беспроводных сенсорных сетях (БСС) ввиду ограниченной передающей мощности сенсорных узлов (СУ), минимального расстояния до узлов и наличия различных препятствий. В таких случаях возникает необходимость учитывать наличие удалённых узлов, не способных напрямую передать данные на АМО. Однако во многих исследованиях не предусмотрено совместное планирование маршрутов для гетерогенных объектов в условиях наличия подобных ограничений.

Объектом исследования являются процессы группового управления информационным взаимодействием систем АМО.

Предметом исследования являются средства математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием систем АМО.

Цель и задачи исследования. Целью диссертационного исследования является разработка средств специального математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием АМО.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

– провести системный анализ существующих подходов к решению задач группового управления информационным взаимодействием систем АМО, а также рассмотреть варианты их модификаций, направленные на их качественные улучшения;

- разработать децентрализованную структуру группового управления локальным информационным взаимодействием АМО с использованием фильтрации больших данных для избегания столкновений в единой точке, организации распределенного обмена информацией, а также уменьшения воздействия неблагоприятных факторов;

- представить алгоритмы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред на основе усовершенствованного генетического алгоритма, информированного подхода iRRT* и эволюционной стратегии адаптации ковариационной матрицы для динамического распределения задач между разнородными группами АМО;

- предложить многокритериальный алгоритм системы группового управления положением АМО, учитывающий множество целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий, для организации распределенного взаимодействия АМО;

- разработать алгоритм принятия решения информационного взаимодействия АМО, основанный на многоэтапном объединении сенсорных узлов в беспроводной сенсорной сети, для энергоэффективного сбора и обработки информации;

- представить структуру подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта на основе радиальной базисной функции, обеспечивающую получение комплексной информации о состоянии АМО и устраняющую динамические неопределенности.

Методология и методы исследования. При решении поставленных в диссертации задач использовались методы теории системного анализа, принятия решений, оптимизации, искусственного интеллекта, объектно-ориентированного программирования, специального математического обеспечения.

Научная новизна. В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

1. Децентрализованная структура группового управления локальным информационным взаимодействием АМО, отличающаяся фильтрацией больших данных и обеспечивающая распределенный обмен информацией, избегание столкновений в единой точке и уменьшение воздействия неблагоприятных факторов.

2. Алгоритмы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред, отличающиеся применением усовершенствованного генетического алгоритма, информированного подхода iRRT* и эволюционной стратегии адаптации ковариационной матрицы и обеспечивающие динамическое распределение задач между разнородными группами АМО.

3. Многокритериальный алгоритм системы группового управления положением АМО, отличающийся учетом множества целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий и обеспечивающий организацию распределенного взаимодействия АМО.

4. Алгоритм принятия решения информационного взаимодействия АМО, отличающийся многоэтапным объединением сенсорных узлов в беспроводной сенсорной сети и обеспечивающий энергоэффективный сбор и обработку информации.

5. Структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО, отличающаяся применением технологий искусственного интеллекта на основе радиальной базисной функции и обеспечивающая получение комплексной информации о состоянии АМО и устранение динамических неопределенностей.

Теоретическая и практическая значимость исследования заключается в развитии средств специального математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием систем автономных мобильных объектов, а также информационного и программного обеспечения для экспериментальной оценки качества разработанных методов и алгоритмов.

Теоретические результаты работы могут быть использованы в проектных и научно-исследовательских организациях, занимающихся проектированием платформенно-инвариантных систем группового управления информационным взаимодействием нестационарных автономных объектов.

Достоверность результатов обусловлена корректным использованием теоретических методов исследования и подтверждена результатами сравнительного анализа данных вычислительных и натурных экспериментов.

Положения, выносимые на защиту:

1. Децентрализованная структура группового управления локальным информационным взаимодействием АМО организует распределенный обмен информацией и позволяет избегать столкновений в единой точке.

2. Алгоритмы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред обеспечивают динамическое распределение задач между разнородными группами АМО.

3. Многокритериальный алгоритм системы группового управления положением АМО обеспечивает организацию распределенного взаимодействия АМО.

4. Алгоритм принятия решения информационного взаимодействия АМО реализует энергоэффективный сбор и обработку информации.

5. Структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО обеспечивает получение комплексной информации о состоянии АМО и устраняет динамические неопределенности.

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: IV Всероссийской молодежной научной конференции «Радиоэлектроника. Проблемы и перспективы развития» (Тамбов, 2019); X Международной научной конференции «Приоритетные направления инновационной деятельности в промышленности» (Казань, 2020); XXVII Международной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов» (Москва, 2020); VI Всероссийской научно-

практической конференции «Информационные технологии в экономике и управлении» (Махачкала, 2024); XXX-th International Open Science Conference «Modern informatization problems in simulation and social technologies» (Yelm, WA, USA, 2025); II Международном форуме «Антропоцентрические науки в образовании: вызовы, трансформации, ресурсы» (Воронеж, 2025); IX Всероссийской научной конференции с международным участием «Информационные технологии в моделировании и управлении: подходы, методы, решения» (Тольятти, 2026), а также на научных семинарах кафедры автоматизированных и вычислительных систем ВГТУ (2024-2026 гг.).

Реализация и внедрение результатов работы. Основные результаты внедрены в практическую деятельность АО Концерн «Созвездие», АО «Научно-исследовательский институт механотронных технологий – Альфа – Научный центр», а также в образовательный и научно-исследовательский процесс кафедры автоматизированных и вычислительных систем Воронежского государственного технического университета.

Соответствие паспорту специальности. Содержание диссертации соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика»: п. 4. «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»; п. 5. «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»; п. 9. «Разработка проблемно-ориентированных систем управления, принятия решений и оптимизации технических объектов».

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано 12 научных работ, в том числе 7 – в изданиях, рекомендованных ВАК РФ (из них 1 – в журнале WoS и одно свидетельство о регистрации программы для ЭВМ). В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в

конце автореферата, лично автором получены следующие результаты: [7, 161] – формализация задач группового управления информационным взаимодействием АМО; [8, 128] – алгоритмы группового управления для повышения точности идентификации местоположения АМО; [156, 157, 159] – математическое обеспечение для организации взаимодействия АМО; [9, 158] – алгоритмы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред; [34, 160] – децентрализованная структура группового управления информационным взаимодействием АМО; [130] – информационное и программное обеспечение для экспериментальной оценки качества разработанных методов и алгоритмов.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 162 наименований. Работа изложена на 164 страницах.

Основное содержание работы

Во введении обоснована актуальность исследования, сформулированы его цель и задачи, научная новизна и практическая значимость полученных результатов, приведены сведения об апробации и внедрении работы.

В первой главе исследуются особенности разработки математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием систем автономных мобильных объектов. Отмечено, что повысить эффективность вычислительных систем можно путем модификации моделей и алгоритмов группового управления распределенным взаимодействием АМО с применением технологий искусственного интеллекта. Также рассмотрены принципы группового управления АМО в сценариях гибридных сред для динамического распределения задач между разнородными группами АМО, концепции взаимодействия гетерогенных нестационарных автономных объектов и сенсорных узлов в беспроводной сенсорной сети, а также сбор и обработка данных в таких сетях. Результат анализа потребовал формализации данных задач, а также алгоритмизации их решения, отраженных на рисунке 1. Сформулированы цель и задачи исследования.



Рисунок 1.1 – Структурная схема исследования

Во второй главе представлено математическое обеспечение процессов группового управления информационным взаимодействием систем АМО.

В этой главе исследовался механизм взаимодействия для различных систем АМО с применением технологий искусственного интеллекта. Дано подробное описание теории графов, при этом нейронные сети (НС) использовались в качестве общего инструмента для аппроксимации гладких функций. Были сформулированы критерии формирования модели «ведущий-ведомые объекты» (ВВО), проведены преобразования координат, а также вычислены ошибки определения положения и скорости.

Также рассмотрена проблема одновременного прибытия автономных мобильных объектов к финальной точке с использованием фильтрации больших данных. В реализованном подходе использовались основные конструктивные идеи децентрализованного управления, эксплуатации, многоуровневой иерархической системы взаимодействия и автономной структуры. Его главной особенностью являлось получение глобально оптимального решения, обеспечение централизованного управления и децентрализованного контроля.

В работе также представлено математическое обеспечение системы группового управления положением (УП) автономных мобильных объектов. Траектория оценивалась с помощью набора целевых функций, формализующих требования к её характеристикам. Функции разработаны на основе существующих исследований, однако были модифицированы и нормированы для соответствия требованиям многокритериальной оптимизации. Учитывая целевые функции, идеальный маршрут должен минимизировать их одновременно. Однако в реальности не существует единственного решения, которое сводило бы к минимуму все функции одновременно, так как между ними могут возникать противоречия: улучшение одного критерия может повлечь ухудшение другого. Для обхода этой проблемы было принято решение об объединении всех функций в одну обобщённую целевую функцию через взвешенную сумму. Далее была выведена аналитическая формула на основе представления Денавита-Хартенберга, что повысило точность и эффективность оценки траекторий. В процессе поиска недоминируемых решений отдельные объекты роя могут застревать в локальных оптимумах, что снижает общую эффективность алгоритма, поэтому был реализован механизм адаптивной трансформации, уровень которой зависит от плотности распределения объектов.

Следующим этапом исследования стало рассмотрение группового управления обменом данными и распределением задач в гибридной среде воздушных автономных мобильных объектов (ВАМО) и наземных автономных мобильных объектов (НАМО). Представлен расчет оптимального распределения задач между воздушными и наземными АМО, а также планирования безопасных, эффективных и выполнимых траекторий каждого автономного объекта для выполнения поставленных перед ним задач. Разработанная система группового управления обменом данными поддерживает многокритериальную оптимизацию с помощью таких методов как формулирование взвешенной суммы или определение приоритетности одной задачи при одновременном рассмотрении других в качестве ограничений. Система изначально разработана для поддержки

кооперации между разнородными АМО. При распределении задач разработанный усовершенствованный генетический алгоритм (EGA) смог учесть уникальные возможности каждой платформы, позволив ВАМО выполнять срочные доставки и поиск, в то же время, поручив НАМО более сложные задачи, требующие больших затрат времени. Это позволило в полной мере использовать взаимодополняющие преимущества двух платформ, повышая адаптивность и эффективность выполнения задач. Для координации действий между АМО в гибридной среде был использован информированный подход iRRT*, который обеспечил обход препятствий, в то время как неявное пространственно-временное устранение столкновений достигалось за счет безопасных границ разделения.

В заключительной части второй главы представлено математическое обеспечение сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов с целью минимизации времени завершения миссии и правильного планирования маршрутов. Для этого была предложена совместная оптимизация траекторий, объединения узлов и принятия решения взаимодействия между разнородными АМО, при условии, что каждый сенсорный узел успевает передать данные до исчерпания энергии.

Третья глава посвящена исследованию и разработке алгоритмов и структур данных систем группового управления информационным взаимодействием АМО.

В данной главе были введены подходящие структуры нейронных сетей, необходимые для эффективного группового управления информационным взаимодействием АМО. За счет применения нейронных сетей выполнена аппроксимация нелинейного элемента. Для доказательства устойчивости нелинейной подсистемы была применена теория Ляпунова. Таким образом, за счет использования весового закона нейронных сетей удалось добиться стабильности и надежности подсистемы АМО.

Следующим этапом исследований стало представление алгоритмического обеспечения системы группового управления положением АМО, включающего

все ключевые компоненты, разработанные в рамках данной работы. Предлагаемый алгоритм обеспечивает многокритериальный поиск с хранением и обновлением недоминируемых решений в специальном хранилище, применяет гиперсеть для оценки плотности распределения решений и использует адаптивный выбор лидеров на основе оценки «перенаселенности» гиперкубов.

Также представлена алгоритмизация сбора и обработки информации в гибридной среде АМО. В рамках третьей главы реализованы две стратегии взаимодействия нестационарных автономных объектов и сенсорных узлов в БСС, что позволило минимизировать время завершения миссии. Также разработана система, при которой разнородные АМО осуществляют сбор данных только во время нахождения в непосредственной близости к СУ. Для данного режима пребывания, с целью нахождения оптимальных точек остановки рядом с СУ и определения последовательности доступа ко всем точкам, реализован энергоэффективный алгоритм принятия решения взаимодействия, основанный на многоэтапном объединении сенсорных узлов и комбинировании методов выпуклой оптимизации и генетического алгоритма (GA).

Разработанные алгоритмы и структуры также применены при решении задач группового управления для повышения точности положения АМО [8, 128].

В главе 4 представлены разработанные элементы программного обеспечения систем группового управления информационным взаимодействием АМО.

Приведена структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта. Были представлены различные сценарии компьютерного моделирования, которые наглядно показали, что предлагаемая структура распределенного информационного взаимодействия обеспечивает согласованность, надежность и точность при совместном формировании подсистемы взаимодействия АМО.

Планирование траекторий также влияет на эффективность АМО. Оценка производительности проводилась на основе реальных цифровых моделей

рельефа, отличающихся по характеру местности. Для повышения сложности каждая карта была дополнена искусственными препятствиями, в результате чего были сформированы четыре сценария с возрастающим уровнем сложности. Результаты моделирования показали, что предлагаемый алгоритм УП имеет возможность формировать множество недоминируемых решений, что делает данный подход универсальным инструментом, способным удовлетворять различные требования прикладных задач, и позволяет повысить вероятность успешного планирования траекторий.

Далее в главе приведено обеспечение группового управления обменом данными в гибридной среде АМО согласно разработанным алгоритмам. Интеграция данных гетерогенных оконечных устройств позволяет добиться автоматизации управления ими [130]. С помощью обширных имитационных экспериментов, основанных на реалистичных сценариях, демонстрируется, что все объекты успешно обходят участки с препятствиями без столкновений. Коллективный характер этого решения также очевиден – ВАМО используют более прямые маршруты, в то время как НАМО следуют по более длинным траекториям, что отражает успешное разделение труда, основанное на преимуществах разнородных АМО. По результатам исследований можно отметить эффективность, надежность и быстроедействие предлагаемого подхода, а также достижение заметного прироста производительности по сравнению с существующими методами.

В конце главы представлено обеспечение энергоэффективного сбора и обработки информации в беспроводных сенсорных сетях, поддерживаемых использованием гибридной среды, с целью минимизации времени завершения миссии и правильного планирования маршрутов. Результаты моделирования показали, что алгоритм превосходит базовые решения по эффективности.

В заключении представлены основные результаты работы.

ГЛАВА 1. СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

1.1 Задачи группового управления информационным взаимодействием АМО

Автономные мобильные объекты – широкий класс технических средств, отличающихся автономностью функционирования с различными способами взаимодействия.

Основная задача системы АМО – регулировать местоположение объектов для выполнения автономных скоординированных действий.

Для эффективного группового управления информационным взаимодействием систем АМО необходимо выполнить несколько задач:

- 1) переместить рой из начального положения в конечную точку наиболее оптимальным способом;
- 2) поддерживать относительное положение АМО во время движения таким образом, чтобы сохранить форму роя;
- 3) обеспечить эффективное распределение задач и автономность;
- 4) избегать столкновений с различными препятствиями;
- 5) обеспечить правильное расположение, плавность и устойчивость перемещений;
- 6) добиться состояния роя, при котором коммуникационная сеть может удовлетворять требования совместной координации;
- 7) достичь энергоэффективного сбора и обработки информации между объектами, а также ускорения расчетов траекторий вычислительными средствами.

В рамках данной работы будут учтены все вышеперечисленные аспекты группового управления информационным взаимодействием систем

нестационарных автономных объектов, а также проведены исследования в сценариях гибридных сред.

1.2 Информационное взаимодействие АМО

В последние годы широко изучаются различные виды стратегий информационного взаимодействия объектов и планирования движения. Существует четыре традиционных подхода к информационному взаимодействию роя, а именно методы, основанные на обеспечении «ведущий-ведомые объекты», виртуальной структуре (ВС), поведении и консенсусе [17]. В большинстве исследовательских работ, посвященных данной проблеме, используется один или несколько из этих подходов в централизованной, распределенной или гибридной архитектуре.

1.2.1 Взаимодействие «ведущий-ведомые объекты»

В исследованиях [16, 85] был предложен подход ВВО для роя АМО. В соответствии с подходом ВВО, один АМО выбирается в качестве ведущего объекта группы с полным доступом ко всей информации и действует как ориентир в формировании. Другие АМО рассматриваются как ведомые. Чтобы сохранить форму роя, ведущий руководит действиями ведомых АМО, соблюдая желаемую дистанцию и угол наклона.

Подход ВВО является широко распространенной стратегией, поскольку его относительно просто разработать и реализовать на практике. Из-за наличия ведущего объекта подход ВВО устойчив к случайным факторам. Подход ВВО обычно использует централизованную коммуникационную архитектуру, которая требует, чтобы ведомые АМО в составе несинхронизированного набора мобильных объектов устанавливали связь только с ведущим объектом [101]. В

исследовании [58] предложена теоретико-графовая формулировка подхода ВВО, которая раскрыла его внутренние свойства.

При использовании подхода ВВО обеспечивается связь между ведущим и ведомыми объектами таким образом, чтобы ведущий мог постоянно отслеживать статус ведомых объектов, а они могли обмениваться информацией на расстоянии и своевременно предоставлять ее. Иногда АМО в обеспечении ВВО работают независимо, и ведущий не получает ответа от ведомых объектов. Безусловно, передача информации от ведомых к ведущему объекту может повысить надежность формирования.

Общий объем передаваемой информации в ВВО, как правило, меньше, чем в распределенной архитектуре, поэтому эффективность обмена намного выше. Однако основным недостатком подхода ВВО является его высокая зависимость от производительности ведущего АМО. Роем трудно управлять и поддерживать его, особенно когда ведущий АМО выходит из строя или связь между ведущим и ведомыми объектами нарушается [105].

1.2.2 Взаимодействие на основе виртуальной структуры

Подход ВС был предложен в работе [40]. Основная концепция ВС заключается в том, чтобы рассматривать форму роя как виртуальную структуру или твердое тело. АМО поддерживают жесткую геометрическую взаимосвязь друг с другом, чтобы свести к минимуму ошибки определения местоположения между ВС и фактическими позициями группы, а положения ВС определяются состоянием несинхронизированного набора мобильных объектов. Для достижения этой цели используются виртуальные структуры на основе двунаправленной схемы взаимодействия. Отказоустойчивость является одним из наиболее привлекательных преимуществ подхода ВС.

Однако метод ВС не подходит для задач модификации роя. Изменение структуры формирования требует изменения конструкции ВС, а вычислительная

нагрузка высока. Из-за негибкости координации роя, подход ВС имеет ограниченные возможности для предотвращения столкновений.

Как и в случае с методом ВВО, для ВС важен надежный канал связи, поскольку каждый АМО зависит от данных, получаемых в режиме реального времени. Более того, когда несколько АМО находится в заранее определенном диапазоне связи, управляющие воздействия могут быть рассчитаны не только на основе собственного местоположения и скорости, но и на основе заданного диапазона связи, чтобы обеспечить предотвращение столкновений между АМО [82].

1.2.3 Взаимодействие на основе поведения

В работе [4] авторы впервые предложили подход, основанный на поведении. Задача была решена с помощью гибридной векторно-взвешенной функции, которая генерирует координационные команды на основе различных задач роя, таких как движение к целевой точке, обход статических препятствий, уклонение от иных АМО и поддержание несинхронизированного набора мобильных объектов. В соответствии с общими требованиями миссии были разработаны четыре различные схемы перемещений, каждая из которых учитывала конкретные миссии и условия движения. Более высокий выигрыш для АМО означает более высокую важность соответствующего поведения, и итоговый контроль определяется как взвешенная комбинация этих выигрышей. При организации правильного информационного взаимодействия объектов роя на основе поведения можно легко поддерживать формирование и предотвращать столкновения [106-108, 110].

Однако конструкция контроллера для этого подхода не основана на кинематических/динамических характеристиках АМО. Таким образом, сложно анализировать устойчивость системы с помощью математики, что затрудняет теоретическое обоснование эффективности этого метода. Недостаточный анализ

стабильности системы делает ее непригодной для крупномасштабных сетей АМО. Несмотря на этот недостаток, благодаря своей способности выполнять различные задачи с помощью одной команды, координация несинхронизированного набора мобильных объектов на основе поведения по-прежнему широко используется ВАМО и НАМО. Метод, основанный на поведении, имеет более гибкую форму построения.

Не существует единого решения, подходящего для всех сценариев. В открытом пространстве, где стабильность системы является приоритетом, можно использовать метод ВВО или ВС. В сложной среде лучше использовать метод, основанный на поведении. В работе [89] был предложен гибридный метод, разработанный на стратегиях поведения и ВВО. Он основан на смещении относительного положения между виртуальными целями роя и транспортными средствами сопровождения. Такой гибридный подход обладает как особенностями активной схемы координации, основанной на поведении, так и структурой виртуальной цели. Стратегия ВВО формирует и поддерживает рой, в то время как метод, основанный на поведении, и подход ВС в основном сосредоточены на планировании движения отдельных мобильных объектов. Благодаря методу ВВО между ведущим и ведомыми объектами был создан механизм контроля, позволяющий обеспечить целостность несинхронизированного набора мобильных объектов при изменении количества контролируемых транспортных средств, а также установить взаимосвязь между ведущим и каждым ведомым объектом, чтобы ведущий мог постоянно контролировать статус ведомых объектов.

Хотя подходы, основанные на ВВО, ВС и поведении, могут быть использованы для решения задач информационного взаимодействия АМО, у них есть соответствующие недостатки. Например, метод, основанный на ВВО, не обладает надежной связью, а подход ВС не подходит для распределенной реализации, поскольку требуют большого количества коммуникаций и

вычислений. Стратегии, основанные на поведении, трудно моделировать и они не могут гарантировать стабильность вычислительной системы.

1.2.4 Взаимодействие на основе консенсуса

Прежде чем приступить к анализу метода взаимодействия роя на основе консенсуса, рассмотрим две основные схемы координации группы АМО [126-127]. Одна из стратегий – централизованная архитектура, при которой управляющие сигналы для всех АМО генерируются ведущим агентом или в центре управления (ЦУ), при этом другие АМО остаются в зоне действия командно-диспетчерского пункта [7]. В этом случае может быть принята сетевая модель «Hub-and-Spoke», которая аналогична сотовой системе [144]. На рисунке 1.2а показана архитектура централизованной координации, которая использует единый контроллер для формирования траекторий без столкновений.

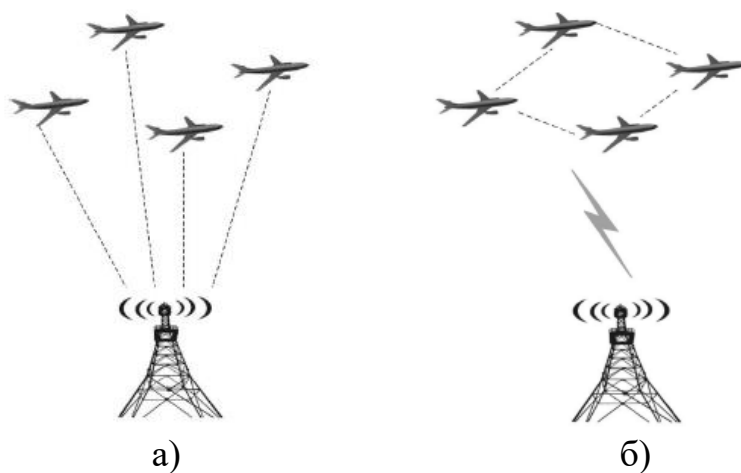


Рисунок 1.2 – Топология: а) централизованная архитектура;
б) децентрализованная архитектура

Другая стратегия известна как децентрализованная (распределенная) координация, когда каждый АМО вычисляет свои собственные управляющие сигналы на основе своего местоположения и информации о соседних объектах

[28, 129, 131-133]. Большой объем информации, необходимой каждому АМО для выполнения заданий по взаимодействию, поступает от местного источника. АМО обмениваются результатами локальных вычислений друг с другом по каналам связи, как изображено на рисунке 1.2б.

В случае централизованной архитектуры все АМО подключены непосредственно к центру управления, и все коммуникации между АМО осуществляются через этот ЦУ. Это может привести к блокировке каналов, увеличению задержки и необходимости увеличения пропускной способности. Кроме того, поскольку объекты являются мобильными, могут потребоваться управляемые антенны, чтобы поддерживать их ориентацию на ЦУ [115, 128]. Поскольку длина нисходящей линии связи больше, чем расстояние между АМО, централизованные конфигурации страдают от высокой задержки, и все коммуникации должны проходить через центр управления. Кроме того, если ЦУ выйдет из строя, связь между АМО будет невозможна. В стратегиях централизованного решения все расчеты по планированию движения выполняются в одном месте. Централизованные модели также требуют больших вычислительных мощностей и не являются надежными из-за сильной зависимости от одного контроллера, поэтому их нельзя масштабировать для большого роя [109, 118].

В децентрализованной архитектуре АМО взаимосвязаны и обычно могут напрямую взаимодействовать друг с другом по нескольким каналам связи [2]. Однако АМО могут удаляться друг от друга, что может привести к разрыву связи, следовательно, связь может быть прерывистой. Чтобы решить эти проблемы, сеть должна быть самовосстанавливающейся с непрерывным радиочастотным подключением и гибкой перестройкой.

Основные различия между централизованной и децентрализованной архитектурами приведены в таблице 1.1.

Таблица 1.1

Сравнение свойств централизованной и децентрализованной архитектуры

Централизованная система	Децентрализованная система
От точки к точке	От нескольких точек к нескольким точкам
Присутствует ЦУ	Система, основанная на инфраструктуре, может иметь ЦУ; ad-hoc система не имеет ЦУ
Не настраивается самостоятельно	Самонастраиваемая
Один переход от АМО к ЦУ	Связь с несколькими переходами
АМО не могут свободно перемещаться	В ad-hoc системах объекты автономны и могут свободно перемещаться. В системах, основанных на инфраструктуре, передвижение вокруг ЦУ ограничено
Низкая отказоустойчивость	Высокая отказоустойчивость
Низкая масштабируемость	Высокая масштабируемость
Связь между АМО и ЦУ непрерывная	Связь между АМО прерывистая
Связь между АМО осуществляется через ЦУ	АМО ретранслируют трафик для других АМО
Все вычисления, связанные с планированием, выполняются в ЦУ	Все вычисления выполняются локально

Использование централизованного подхода для АМО является естественным методом, при условии, что можно получить информацию о состоянии всех объектов [7]. ЦУ собирает информацию о состоянии всех АМО, принимает управляющее решение и отправляет соответствующие команды каждому из них. Однако в большинстве случаев применения несинхронизированных наборов мобильных объектов некоторые среды могут

быть неидеальными, поэтому они не могут использовать централизованные подходы. Например, ЦУ не может получить полную информацию о состоянии из-за проблем со связью, таких как ограниченный диапазон передаваемой мощности. Еще одним недостатком централизованного подхода является то, что сложность ЦУ возрастает с увеличением числа АМО. Кроме того, любые изменения в топологии сети могут потребовать перепроектирования центрального контроллера.

Касаемо распределенного взаимодействия (или совместного контроля), центральный контроллер не задействован, и каждый АМО принимает свои собственные решения, используя информацию о состояниях самого себя и соседних объектов. Подход к распределенному взаимодействию имеет много преимуществ, таких как масштабируемость, гибкость и надежность.

Для совместного взаимодействия систем с несколькими АМО существуют две широко изученные проблемы согласования:

1. В централизованной архитектуре основной задачей является решение проблемы согласования ВВО (также известна как проблема совместного отслеживания, контроля закрепления или контроля отслеживания синхронизации). Существует ведущий объект, который действует как генератор команд и формирует желаемую траекторию, и на поведение которого не влияют ведомые объекты. Вся координация ведомых объектов осуществляется так, чтобы отслеживать ведущего.

2. В распределенной архитектуре необходимо решить проблему консенсуса без участия ведущего объекта (также известна как проблема синхронизации или совместного регулирования). Распределенные контроллеры предназначены для каждого АМО, при этом, все АМО играют равную роль и, как правило, достигают консенсуса.

Большинство существующих исследований были посвящены консенсусу интеграторов первого или второго порядка в линейных системах, не зависящих от времени. На сегодняшний день разработан консенсус в отношении линейных

систем высокого порядка и даже динамических нелинейных систем высокого порядка.

Хотя использование вычислительных сетей для обмена данными между АМО имеет ряд преимуществ, таких как недорогая установка и техническое обслуживание, наличие вычислительной сети также создает проблемы при проектировании контроллера. Несмотря на то, что можно было бы принять соответствующие меры для контроля вычислительной сети, задержка пакетов и сбой в передаче данных практически неизбежны и могут возникать неожиданно. Задержка по времени или сбой в работе могут ухудшить производительность вычислительных систем и даже дестабилизировать их. Таким образом, учет временных задержек при проектировании контроллеров для роев АМО также является активно развивающейся областью исследований. Существует взаимосвязь между эффективностью достижения консенсуса и устойчивостью к задержкам.

Более того, предотвращение столкновений/препятствий является практической задачей координации движения нескольких АМО, которую следует учитывать при проектировании системы мобильных объектов. Чтобы избежать столкновений с препятствиями и другими АМО, для разработки соответствующих методов обычно используются понятия потенциальных полей и сил отталкивания.

В последние годы на основе метода консенсуса были широко изучены различные стратегии для распределенной координации нескольких АМО. Однако информационное взаимодействие объектов роя зависит от динамики каждого АМО и структуры всей вычислительной сети, которая может быть смоделирована с помощью направленных или ненаправленных графов [147]. Топологию взаимодействия между АМО можно считать фиксированной или динамической. Поскольку каналы связи могут выходить из строя и могут создаваться новые каналы, формирование систем с несколькими АМО в основном зависит от времени.

1.2.5 Распределенное межобъектное взаимодействие АМО с применением технологий искусственного интеллекта

Распределенное взаимодействие различных систем имеет множество преимуществ, например, надежность, гибкость и широкий охват датчиков. Данный подход применяется в различных областях, такие как НАМО, ВАМО, автоматизированные системы скоростного шоссе, мобильные роботы и автономные подводные аппараты [84, 95, 137]. Ключевой задачей взаимодействия АМО является использование различных методов эффективного формирования и поддержания необходимых функций. В предыдущих разделах были подробно описаны основные подходы взаимодействия объектов, однако эти исследования не рассматривают временной аспект, что не соответствует различным практическим требованиям (например, адаптации к изменяющимся условиям, избегании движущихся препятствий). В ответ на эти ограничения были проведены различные исследования, посвященные проблемам динамического взаимодействия [121-124]. Однако в таких случаях необходимо отслеживать траекторию, генерируемую виртуальным/реальным ведущим агентом, что влечет за собой создание групп агентов, которые отслеживают траекторию движения ведущего объекта и при этом постоянно поддерживают изменяющуюся во времени структуру [76, 116].

Большинство существующих подходов основаны на точной информации о местоположении и скорости ведущего мобильного агента. Например, при сверхширокополосной локализации получение точной информации о местоположении может быть простой задачей, тогда как с точными измерениями скорости возникают сложности. Это объясняется появляющимися шумами в окружающей среде, что может оказать негативное влияние на эффективность [23, 64]. В некоторых исследованиях авторы провели анализ объектов на основе наблюдений за скоростью.

На практике в случаях распределенного межобъектного взаимодействия полный доступ к информации ведущего мобильного агента есть только у подмножества агентов, соответственно, необходимо разработать методы наблюдения для каждого объекта, чтобы реконструировать состояния ведущего агента и упростить разработку системы координации объектов роя. В работах [38, 65] представлены результаты, основанные на распределенных наблюдателях. Тем не менее, существующие наблюдатели либо асимптотически устойчивы, либо устойчивы к конечному времени. Учитывая важность получения информации о времени, рассматривается сходимость за конечное время, которая, как правило, сопряжена со скоростью сходимости. Важно подчеркнуть, что функция времени установления, полученная в результате анализа стабильности вычислительной системы, не зависит от начальных условий и имеет равномерно ограниченное значение [20, 60].

Кроме известных неопределенностей, влияющих на координацию АМО (таких как погрешности параметров, ошибки в моделировании и внешние воздействия), возникают и другие проблемы, связанные с неизвестными динамическими неопределенностями агентов. Чтобы преодолеть эти сложности и повысить эффективность исследований были разработаны линейно-параметрические методы для оценки преимуществ и аппроксимации неизвестной нелинейной динамики в согласованном взаимодействии систем различного порядка [18, 87]. Тем не менее, такие методы сильно зависят от параметризации условий неопределенности и предварительных знаний о регрессионных матрицах, которые соответствуют условиям постоянного возбуждения.

Инновационным решением является применение нейронных сетей, которые используются как аппроксиматоры, тем самым, позволяя компенсировать неизвестные неопределенности [8, 93]. Одновременно с этим были получены результаты в области консенсусной координации или взаимодействия объектов применительно к системам АМО. В работах [50, 57] авторами рассматриваются вопросы отслеживания более масштабных и комплексных формирований на

основе консенсуса для систем АМО, которые связаны с проектированием и анализом взаимодействия.

В процессе регистрации наблюдателями изменений состояний ведущего и ведомых агентов часто возникают различные ошибки, что оказывает значительное влияние на стабильность всей системы АМО. В рамках решения этой проблемы предлагается использовать технологии нейронных сетей с радиальной базисной функцией, способные проводить анализ, распределение и дополнение возникающих ошибок. Применение НС позволяет добиться конечной стабильности вычислительной системы, при этом позволяя ей надежно функционировать.

В рамках данной работы представлена инновационная структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта. Основными преимуществами предлагаемого подхода являются:

- использование наблюдателей с целью определения местоположения и скорости. В этой связи предлагается задействовать наблюдателей для оценки местоположения и скорости каждого мобильного агента, что позволит получить комплексную информацию о состоянии как ведущего, так и ведомых агентов. Ключевым моментом является стабильная работа подсистемы, и в данной работе акцентируется внимание на важности глубокого анализа и принятия решений для обеспечения этой стабильности;

- применение информационного взаимодействия на основе нейронных сетей для устранения динамической неопределенности. В исследованиях используется технология НС с радиальной базисной функцией для эффективного управления неопределенностью АМО, что приводит к лучшей адаптивности и высокой надежности подсистемы;

- апробация результатов работы с помощью сценариев компьютерного моделирования. Демонстрация конкретной структуры подсистемы межобъектного

взаимодействия дает представление о ее практическом использовании, а также о возможности ее применения в различных сценариях.

1.3 Групповое управление положением автономных мобильных объектов

Управление положением АМО – это поиск оптимального или неоптимального маршрута перемещения объекта от начальной до конечной точки при определенных ограничениях, которые могут соответствовать как маневренности, так и целям миссии [68, 83]. При этом траектория должна быть оптимальной согласно определенным критериям – например, минимальной длине или снижению энергозатрат [134]. Помимо этого, маршрут обязан обеспечивать безопасность перемещения [97]. Однако ряд целей и ограничений могут вступать в противоречие, из-за чего отсутствует универсально оптимальный путь. Следовательно, методы управления положением должны обеспечивать компромисс между различными требованиями для достижения наилучших возможных решений.

В научной литературе одними из наиболее широко используемых методов управления положением считаются алгоритм A^* , методы, основанные на выборке, а также подходы, использующие искусственные потенциальные поля (APF) [96]. Алгоритм A^* применяет эвристические оценки для поиска кратчайшего маршрута от начальной до конечной точки [53]. Несмотря на свою эффективность в определенных сценариях, A^* страдает от плохой масштабируемости, поскольку при увеличении области поиска резко возрастает количество дискретных ячеек.

В отличие от A^* , подход APF не использует дискретизацию пространства, а формирует потенциальное поле, создаваемое объектами в окружении [19, 63]. В этой модели объект трактуется как частица, движущаяся под действием сил: притяжения к цели и отталкивания от препятствий. Такой подход обеспечивает

плавное движение к цели с избеганием преград. Однако построенные траектории не являются оптимальными и могут значительно ухудшаться в условиях сложной среды.

В подходах, которые основаны на выборке, для пошагового построения дерева траекторий используются случайные элементы, при этом гарантируя нахождение оптимального пути [74]. Так, алгоритм управления положением на основе быстрого построения деревьев (RRT) случайным образом исследует пространство, преимущественно в еще не изученных зонах [33]. По мере работы алгоритм покрывает все большие участки пространства, в конечном итоге находя путь к цели. Однако RRT не оптимизирует длину маршрута в процессе поиска. Его модификация, RRT* [30], позволяет сократить путь, но требует дополнительных вычислительных ресурсов.

В последние годы в задаче планирования маршрутов АМО начали активно применяться методы природной оптимизации, обладающие высокой способностью к нахождению эффективных решений [42, 138]. Эти подходы формулируют задачу как оптимизационную, используя функции затрат, и решают ее при помощи алгоритмов, вдохновленных природными механизмами – таких как алгоритм светлячков (FA), генетический алгоритм, алгоритм искусственной пчелиной колонии (ABC), оптимизация роя объектов (PSO) и оптимизация на основе муравьиных колоний (ACO) [66, 67, 92, 102, 104]. В этих алгоритмах путь рассматривается как потенциальное решение, которое последовательно улучшается за счет коллективного поведения агентов. Конкретные подходы зависят от природы используемой модели. Так, GA применяет трансформацию и скрещивание, подход дифференциальной эволюции (DE) использует трансформацию в сочетании с эволюцией, а ACO задействует феромоны [103]. Алгоритмы FA, ABC и PSO используют принципы социального взаимодействия в рое для эффективного исследования пространства решений.

Среди алгоритмов, вдохновлённых природными механизмами, PSO считается одним из наиболее эффективных подходов, способных находить

оптимальные решения с высокой скоростью сходимости [100]. Кроме того, PSO обладает низкой чувствительностью к начальным условиям и хорошо адаптируется к различным структурам среды [59]. Эффективность алгоритма достигается за счёт баланса между личным опытом каждого объекта и коллективным разумом всего роя, что позволяет выявлять перспективные области в пространстве решений. В контексте планирования траектории были разработаны различные модификации PSO, включая дискретный PSO (DPSO), PSO с квантовым поведением (QPSO) и PSO на основе сферических векторов (SPSO) [22, 66, 67]. Однако большинство этих алгоритмов формулируют задачу как одномерную, объединяя все цели в одну функцию затрат с помощью взвешенной суммы. Хотя такой метод прост в реализации, он приводит к общей целевой функции, оптимизация которой не гарантирует достижения оптимума по каждой из составляющих целей. На практике одновременное достижение всех целей затруднено, так как они могут конфликтовать между собой. В таких случаях требуется иной подход – многокритериальная оптимизация.

В этой области были предложены различные методы для управления положением, основанные на многокритериальном подходе, включая алгоритм светлячков (MOFA), многокритериальный вариант PSO (MOPSO) и алгоритм недоминируемой сортировки второго поколения (NSGA-II) [1, 27, 97]. Эти методы используют общий механизм – принцип недоминирования, который направляет процесс поиска к оптимальному по Парето решению. Так, NSGA-II применяет оператор сравнения на основе двух параметров – недоминируемого ранга и расстояния перегруженности, что помогает равномерно распределять решения в потенциальных областях [15]. MOFA использует стратегию поиска, заимствованную из алгоритма светлячков, для нахождения недоминируемых решений, а затем выполняет трансформацию, чтобы сохранить разнообразие вдоль фронта Парето. MOPSO, в свою очередь, применяет недоминируемые решения для исследования пространства, при этом разнообразие обеспечивается с помощью механизма обновления позиции и оператора трансформации.

Преимущество таких методов заключается в получении множества решений, образующих фронт Парето – совокупность лучших компромиссных результатов. Тем не менее, современные многокритериальные алгоритмы, как правило, не учитывают динамические возможности АМО [111]. Поскольку учёт этих ограничений критичен для построения реалистичных траекторий, их необходимо интегрировать в алгоритм.

В рамках данных исследований предлагается новый подход – многокритериальный алгоритм системы группового управления положением, предназначенный для организации распределенного взаимодействия, соответствующий требованиям АМО и формирующий оптимальные по Парето маршруты. В первую очередь определяется множество целевых функций и переменных, отражающих как требования к траектории, так и ограничения, налагаемые кинематикой объектов. Далее, для нахождения множества решений, наилучшим образом соответствующих заданным целевым функциям, применяется многокритериальный алгоритм УП. С целью повышения эффективности поиска и предотвращения преждевременной сходимости был добавлен механизм трансформации. Для проверки работоспособности предложенного подхода было смоделировано четыре сценария с использованием реальных цифровых моделей рельефа, отличающихся по степени сложности.

Основные вклады данной работы включают:

- разработку алгоритма, который учитывает множество целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий, для организации распределенного взаимодействия АМО;
- интеграцию адаптивного оператора трансформации для улучшения характеристик роя;
- вывод аналитической формулы на основе представления Денавита-Хартенберга для достижения наибольшей точности и эффективности оценки траекторий;

– оценка предлагаемого алгоритма путем анализа нескольких сценариев моделирования. На основе полученных результатов можно наглядно убедиться в эффективности предлагаемого подхода по сравнению с исследованиями других авторов, что говорит о его превосходстве.

1.4 Информационное взаимодействие автономных мобильных объектов в сценариях гибридных сред

Системы гибридной работы находят всё более широкое применение в различных областях (например, оказание помощи при чрезвычайных ситуациях, экологический мониторинг, наблюдение, сбор данных), поскольку они позволяют осуществлять скоординированные действия, используя сильные стороны каждой из платформ для достижения общей цели [158]. Гибридные среды, объединяющие ВАМО и НАМО, привлекают все больший интерес ученых. Возможность объединения преимуществ этих платформ в единые кооперативные системы открыла новые перспективы для решения сложных задач, требующих комбинации воздушного наблюдения и наземного взаимодействия. Каждый тип систем обладает уникальными характеристиками: ВАМО обеспечивают оперативное развертывание, могут быстро оценивать недоступные зоны и доставлять необходимые грузы, в то время как НАМО предоставляют возможности детального наземного взаимодействия, манипулирования автономными мобильными объектами, а также обеспечивают надежную логистическую поддержку на местах [112-113]. Интеграция этих двух систем в единые рабочие схемы создала новые возможности для выполнения комплексных миссий, требующих как воздушных, так и наземных средств.

1.4.1 Распределение задач

Эффективное распределение задач имеет важное значение для обеспечения оптимального использования имеющихся ресурсов [159]. Различные подходы, такие как GA, PSO, FA и ACO, были тщательно изучены на предмет их способности динамически распределять задачи в неопределенных и быстро меняющихся условиях.

Планирование перемещений и оптимизация маршрута также важны для повышения безопасности и эффективности миссий с участием нескольких автономных мобильных объектов [143]. Известные подходы, такие как RRT*, вероятностная дорожная карта (PRM) и поиск A*, широко используются для создания безопасных маршрутов в условиях сложных препятствий. В работе [45] авторы расширили RRT*, чтобы учесть ограничения движения нескольких АМО при выполнении скоординированных операций. Другие стратегии, такие как PRM, были дополнены методами оптимизации – например, в [37] предложен гибридный подход, сочетающий оптимизацию искусственных пчелиных семей с PRM. Кроме того, для улучшения качества перемещений, сокращения расстояний и времени выполнения миссий были использованы методы уточнения маршрутов, такие как эволюционная стратегия адаптации ковариационной матрицы (CMA-ES). Таким образом, интеграция четкого распределения задач и усовершенствованного планирования маршрута имеет решающее значение для успеха совместных миссий с участием нескольких объектов.

Несмотря на прогресс в области взаимодействия нескольких АМО, распределения задач и оптимизации траектории движения остается несколько важных проблем:

- частое использование однородных групп АМО, ориентированных исключительно на ВАМО. Это не учитывает преимущества интеграции разнородных платформ;

- зависимость от статичных сред и предопределенных наборов задач. Многие из существующих подходов к распределению задач не учитывают непредсказуемую природу реальных условий, когда задачи могут возникать внезапно, а условия окружающей среды могут быстро меняться;

- при оптимизации траектории, как правило, делается упор только на практическую осуществимость или минимизацию длины пути, однако не учитываются плавность хода, непрерывность и энергоэффективность.

Для решения этих проблем в данной работе представлена новая интегрированная система, разработанная специально для совместных операций гибридной среды. Ниже кратко излагаются основные результаты этой работы:

- разрабатывается усовершенствованный генетический алгоритм, позволяющий динамически распределять задачи между разнородными группами ВАМО и НАМО. Это значительно повышает эффективность выполнения задач и межплатформенную координацию;

- сочетание планирования траектории с использованием информированного подхода iRRT* и стратегии СМА-ES для создания эффективных траекторий без столкновений в динамичных средах;

- введен специальный механизм постобработки траектории, обеспечивающий плавность и непрерывность перемещения, а также решающий проблемы практической реализации;

- с помощью обширных имитационных экспериментов, основанных на реалистичных сценариях, демонстрируется эффективность, надежность и быстроедействие предлагаемого подхода, а также достигается заметный прирост производительности по сравнению с существующими методами.

1.4.2 Сбор и обработка информации с применением беспроводных сенсорных сетей

В последние годы беспроводным сенсорным сетям уделяется все больше внимания. Благодаря быстрому развитию информационных технологий узловые терминалы БСС стали более интеллектуальными, легкими и с низким энергопотреблением, и обладают функциями измерения, зондирования и сбора внешней экологической информации [91, 98]. БСС имеет большое практическое значение в области технологий умного дома, совместной экономики, ликвидации последствий пожаров и других сферах [26].

Беспроводная сенсорная сеть – это самоорганизующаяся сеть, состоящая из большого количества сенсорных узлов, размещенных в зоне мониторинга с помощью технологий беспроводной связи [36, 69, 75]. Одной из основных проблем в БСС остаётся ограниченная энергия сенсорных узлов, так как замена или зарядка батарей зачастую затруднена или невозможна [32]. Когда ВАМО используются в одиночку для сбора данных, могут возникать проблемы, связанные с ограничениями по высоте полета, зонами запрета полетов и слабым сигналом от удалённых узлов [90]. При этом важным критерием эффективности системы является минимизация времени сбора данных, поскольку новые данные в СУ могут генерироваться постоянно [44]. Хотя НАМО может перемещаться ближе к удалённым узлам, его низкая скорость передвижения делает этот процесс медленным. С другой стороны, ВАМО обеспечивают быструю доставку и наличие линии прямой видимости, но ограничены грузоподъемностью и высотой полета. Объединение ВАМО и НАМО в единую систему позволяет сочетать воздушную мобильность с наземной выносливостью и функциональностью, обеспечивая более эффективное выполнение задач, которые невозможно решить с использованием только одной системы [56].

Взаимодополняемость ВАМО и НАМО открывает множество новых возможностей для построения эффективных совместных систем [119]. В данном

контексте особое внимание уделяется совместному планированию траекторий при сборе данных с СУ, поскольку именно планирование движения является основой для эффективного сбора информации разнородными АМО [55].

С учетом гетерогенной и взаимодополняющей природы ВАМО и НАМО, в литературе подробно рассматриваются два подхода к организации сбора данных с их участием [130].

Первый подход основан на разделении функциональных обязанностей. Например, НАМО используется в качестве зарядной станции для ВАМО с целью увеличения радиуса их действия. В таких сценариях ВАМО периодически посещает стационарную или мобильную зарядную станцию, управляемую НАМО, чтобы пополнить запас энергии – через систему замены батарей или контактной подзарядки [46]. В работе [73] исследуется использование ВАМО в качестве мобильных зарядных станций для преодоления проблемы ограниченной энергии других ВАМО. Чтобы избежать задержек, связанных с этим подходом, применяются гибридные решения, сочетающие классические алгоритмы с эволюционными методами, что позволяет минимизировать расстояния полета ВАМО при сохранении необходимого покрытия сенсорных узлов и выполнении требований по зарядке [114, 145]. В работе [51] изучается задача планирования маршрутов нескольких АМО воздушного базирования, выступающих в роли зарядных станций для других объектов и действующих в зонах с распределенными сенсорами. Известен сценарий, при котором наземный объект служит мобильной зарядной станцией для нескольких небольших ВАМО, при этом производится совместная оптимизация траекторий всех аппаратов для сокращения времени выполнения задачи и обеспечения возможности полной зарядки каждого ВАМО [71]. В [52] изучается случай, в котором НАМО передвигается по дорожной сетке и заряжает один ВАМО с ограниченным запасом энергии, выполняющий задачи сбора данных. Для этого используется двухэтапный алгоритм: сначала определяются допустимые локации зарядки с

учетом дальности полета ВАМО, затем формулируется задача смешанного целочисленного линейного программирования для построения траекторий.

Второй подход заключается в том, что ВАМО и НАМО выполняют одинаковые функциональные задачи. Существенные различия в их конструкции, такие как точность обнаружения, угол зрения и подвижность, позволяют эффективно координировать их действия при выполнении операций сбора данных, наблюдения и сопровождения целей [39, 128]. ВАМО обеспечивает быстрый обзор больших территорий, тогда как НАМО может приближаться к целям и выполнять более точные действия. В работе [61] предложена схема сбора данных, в которой НАМО используется в качестве главного элемента мобильного кластера в БСС, помогая ВАМО экономить энергию и время. Наземный объект отвечает за непосредственный сбор данных с сенсоров, а ВАМО извлекает информацию от него. Маршрут НАМО при этом оптимизируется в зависимости от плотности узлов в сети. Также известен алгоритм линейного программирования, учитывающий ограничения связи между ВАМО и НАМО, что позволяет гарантировать мгновенную передачу данных с ВАМО на НАМО [54]. В работе [72] описана совместная система мониторинга окружающей среды, в которой ВАМО и НАМО функционируют как мобильные СУ: ВАМО отвечает за анализ состояния атмосферы на высоте, а НАМО – за измерения на уровне земли. В [62] представлена гетерогенная система мониторинга, в которой и ВАМО, и НАМО оснащены камерами для визуального обследования местности вдоль заданного маршрута. Это позволяет повысить точность картографирования за счёт объединения данных с воздуха и земли. Задачи построения маршрутов в подобных системах часто сводятся к модифицированной задаче коммивояжера, где критерием оптимизации служит минимизация длины пути, и могут быть решены с помощью классических эвристических алгоритмов [21].

Несмотря на достижения в информационно-телекоммуникационной области, большинство работ предполагают, что ВАМО всегда способны напрямую собирать данные с сенсорных узлов, что не отражает реалий

практического применения. На практике эффективный сбор информации может быть затруднён из-за таких факторов как ограниченная передающая мощность сенсорных узлов, минимальная безопасная высота полета ВАМО и наличие бесполетных зон [31, 88]. В таких случаях возникает необходимость учитывать наличие удалённых сенсорных узлов, не способных напрямую передать данные ВАМО. Однако во многих исследованиях не предусмотрено совместное планирование маршрутов для разнородных объектов в условиях наличия подобных ограничений.

В данной работе рассматривается система гибридного сбора и обработки информации, при которой миссии выполняются координированно с участием ВАМО и НАМО. Вклад работы заключается в следующем:

- разработка двух стратегий взаимодействия гетерогенных АМО для эффективного сбора и обработки информации с минимальным временем завершения миссии, при этом учитывается оставшийся уровень энергии СУ;
- формулировка задачи поиска оптимальных точек сбора данных и времени пребывания в них;
- предложение алгоритма принятия решения информационного взаимодействия, основанного на многоэтапном объединении сенсорных узлов и комбинировании методов выпуклой оптимизации и генетического алгоритма;
- проведение имитационного моделирования. Результаты показали эффективность предложенного подхода по сравнению с известными решениями.

1.5 Постановка задач работы

Целью работы является разработка средств специального математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием АМО.

Для достижения цели необходимо решить следующие **задачи**:

- проведение системного анализа существующих подходов к решению задач группового управления информационным взаимодействием систем АМО, а также рассмотрение вариантов их модификаций, направленных на их качественные улучшения;
- разработка децентрализованной структуры группового управления локальным информационным взаимодействием АМО с использованием фильтрации больших данных для избегания столкновений в единой точке, организации распределенного обмена информацией, а также уменьшения воздействия неблагоприятных факторов;
- представление алгоритмов группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред на основе усовершенствованного генетического алгоритма, информированного подхода iRRT* и эволюционной стратегии адаптации ковариационной матрицы для динамического распределения задач между разнородными группами АМО;
- предложение многокритериального алгоритма системы группового управления положением АМО, учитывающего множество целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий, для организации распределенного взаимодействия АМО;
- разработка алгоритма принятия решения информационного взаимодействия АМО, основанного на многоэтапном объединении сенсорных узлов в беспроводной сенсорной сети, для энергоэффективного сбора и обработки информации;
- представление структуры подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта на основе радиальной базисной функции, обеспечивающего получение комплексной информации о состоянии АМО и устраняющего динамические неопределенности;
- подведение итогов проведенных исследований.

ГЛАВА 2. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

2.1 Математическое обеспечение распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта

2.1.1 Предварительные критерии

2.1.1.1 Теория графов

Ориентированный граф $G = \{V, A, E\}$ представляет собой непустое множество, которое применяется для описания взаимодействия подсистемы с N агентами ($N \in \mathbb{N}^*$), где $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ является узлом-множеством, переменная $A = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{N \times N}$ – это взвешенная матрица смежности, а $E = \{e_{ij} = (v_i, v_j) : a_{ij} \neq 0, i \neq j, i, j \in \{1, 2, \dots, N\}\}$ представляет собой множество ребер. Обозначим матрицу степеней как $D = \text{diag}\{deg_{in}(v_i), i = 1, 2, \dots, N\}$, где $deg_{in}(v_i), i = (1, 2, \dots, N)$ является степенью узла v_i , которая, в свою очередь, задается как $deg_{in}(v_i) = \sum_{j=1}^N a_{ij}$. Матрица Лапласа определяется как $L = D - A$.

$$L = \text{diag}\left\{\sum_{j=1}^N a_{1j}, \dots, \sum_{j=1}^N a_{nj}\right\} - A, \quad (2.1.1)$$

При конечном количестве узлов $(v_{n_1}, v_{n_2}, \dots, v_{n_l})$ ($l \leq N, l \in \mathbb{N}, n_1, n_2, \dots, n_l \in \{1, 2, \dots, N\}$) переменная L будет являться направленным путем от узла v_i к узлу v_j . При этом, если узел $v_i (i \in \{1, 2, \dots, N\})$ имеет направленные пути к любому узлу в графе, то ориентированный граф содержит дерево (рисунок 2.1) [155].

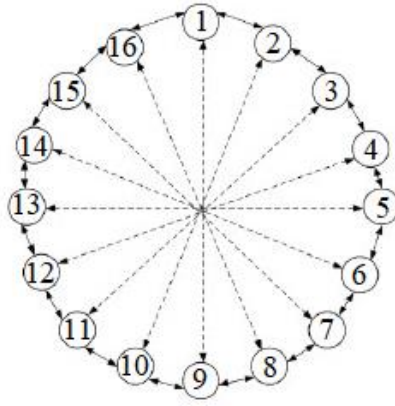


Рисунок 2.1 – Топология направленного взаимодействия

Лемма 1. Обозначим матрицу Лапласа ориентированного графа G через $L \in \mathbb{R}^{N \times N}$. Таким образом:

1) Если граф G соединен, получим нулевое значение матрицы Лапласа L , а все остальные $N - 1$ значения положительны $a_{ij} > 0$.

2) Матрица L будет симметрична и положительно определена, соответственно, $L^T = L, L \geq 0$.

$$L = \begin{bmatrix} L_{11} & 0 & \dots & 0 \\ L_{12} & L_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{n1} & L_{n2} & \dots & L_{nn} \end{bmatrix}. \quad (2.1.2)$$

Лемма 2. Представим переменные $D \in \mathbb{R}^{N \times N}$ и $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$ как матрицу степени и матрицу смежности неориентированного графа G . Таким образом, получим:

1) Матрица смежности A симметрична;

2) $\forall i \in N^*, (D^{-1}A)^i \geq 0$ и $(D^{-1}A)^{i+1} \geq 0$;

3) Последовательность матриц $(D^{-1}A)^k$ сходится к постоянной матрице в виде $k \rightarrow \infty$.

2.1.1.2 Нейронные сети

Нейронные сети используются в качестве общего инструмента для аппроксимации гладких функций и состоят из трех частей: входной уровень (x_i, v_i) , скрытые уровни $h (h \in N^*)$ и выходной уровень u_i . НС характеризуется весовым вектором W , базовой функцией Φ и ошибкой аппроксимации b .

Нейронной сетью можно аппроксимировать гладкую функцию $g(\chi): R^k \rightarrow R^l (k, l \in N^*)$ только в том случае, если входной вектор χ ограничен компактным набором $S \subseteq R^k$. Обозначим это приближение как:

$$g(\chi) = W^T \Phi(\chi) + b(\chi), \quad (2.1.3)$$

где $W \in R^h, \Phi(\cdot) \in R^h$ состоят из весового вектора W и базовой функции Φ , а оценочная ошибка ограничивается положительной постоянной $\forall \chi \in R^k, |b(\chi)| \leq b_M$.

Лемма 3. Предположим, что $g(\xi_i, t)$ является гладкой функцией, тогда НС может аппроксимировать $g(\xi_i, t)$ с h нейронами в ее скрытом уровне.

$$g(\xi_i, t) = W_i^T \Phi(\xi_i, t) + b_i. \quad (2.1.4)$$

где $\Phi(\xi_i, t) \in R^h$ является основной функцией, $W_i = \arg \min_{w \in R^{q \times h}} \left\{ \sup_{x \in \Omega} f(x) - w_i^T \Phi \right\}$,

$W_i \in R^h$ представляет собой вес вектора, а $b_i \in R$ — это ошибка оценки, ограниченная постоянной $b_M (b_M \in R, b_M \geq 0)$.

2.1.2 Постановка задач исследований

Рассмотрим нелинейную подсистему, состоящую из N агентов $(N \in N^*)$.

Динамика i -го агента $(i \in \{1, 2, \dots, N\})$ может быть представлена так:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) = f(x_i, v_i) + u_i(t) \end{cases} \quad (2.1.5)$$

где $x_i(t) = [x_{i1}, \dots, x_{iN}]^T \in \mathbb{R}^N$ – это положение, $v_i(t) = [v_{i1}, \dots, v_{iN}]^T \in \mathbb{R}^N$ представляет собой скоростное состояние мобильных агентов, $f(\xi_i, t) \in \mathbb{R}^N$ является неизвестной гладкой и ограниченной нелинейной функцией, а $u_i \in \mathbb{R}^N$ – управляющий вход.

Требуемые опорные сигналы описываются динамикой независимого виртуального ведущего агента, а именно:

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}_i(t) = \bar{v}(t) \\ \dot{\bar{v}}(t) = h(t) \end{cases} \quad (2.1.6)$$

где $\bar{x} \in \mathbb{R}^N$ принимает значение начального положения траектории, $\bar{v} \in \mathbb{R}^N$ обозначается как начальная скорость, а $h(\cdot)$ – гладкая и ограниченная функция при условии $h_i(t) = [h_{ix}(t), h_{iv}(t)]^T$.

Формирование модели «ведущий-ведомые объекты» достигается при удовлетворении следующих условий подсистемы АМО:

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} x_i(t) - \bar{x}(t) - p_i = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} v_i(t) - \bar{v}(t) = 0 \end{cases} \quad (2.1.7)$$

где $i = 1, 2, \dots, N$, $p_i = [p_{i1}, \dots, p_{iN}]^T \in \mathbb{R}^N$ – постоянный вектор, описывающий желаемое относительное положение между ведущим мобильным агентом и агентом i .

Проведем следующие преобразования координат:

$$\begin{cases} z_{xi}(t) = x_i(t) - \bar{x}(t) - p_i \\ z_{vi}(t) = v_i(t) - \bar{v}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.1.8)$$

Согласно выражениям (2.1.3-2.1.4) получим такую динамику ошибок:

$$\begin{cases} \dot{z}_{xi}(t) = z_{vi}(t) \\ \dot{z}_{vi}(t) = u_i + f(x_i, v_i) - h(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2.1.9)$$

Динамика ошибок, описанная выражением (2.1.7), примет следующий вид:

$$\dot{z}(t) = \begin{bmatrix} z_v(t) \\ u + F(z) - h(t) \otimes I_N \end{bmatrix}, \quad (2.1.10)$$

где $z(t) = [z_x^T(t), z_v^T(t)]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$ с $z_x(t) = [z_{x1}^T, \dots, z_{xN}^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$ и $z_v(t) = [z_{v1}^T, \dots, z_{vN}^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$, $u = [u_1^T, \dots, u_N^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$, $F(z) = [f_1^T, \dots, f_n^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$, $\otimes$ – произведение Кронекера.

Определим ошибки определения положения и скорости следующим образом [157]:

$$e_{xi}(t) = \sum_{j \in \Lambda_i} a_{ij} (x_i(t) - p_i - x_j(t) + p_j) + d_i (x_i(t) - \bar{x}(t) - p_i), \quad (2.1.11)$$

$$e_{vi}(t) = \sum_{j \in \Lambda_i} a_{ij} (v_i(t) - v_j(t)) + d_i (v_i(t) - \bar{v}(t)), i = 1, \dots, m, \quad (2.1.12)$$

Выражения (2.1.11-2.1.12) можно преобразовать так:

$$\begin{cases} e_{xi}(t) = \sum_{j \in \Lambda} a_{ij} (z_{xi}(t) - z_{xj}(t)) + d_i z_{xi}(t), \\ e_{vi}(t) = \sum_{j \in \Lambda} a_{ij} (z_{vi}(t) - z_{vj}(t)) + d_i z_{vi}(t). \end{cases} \quad (2.1.13)$$

где $e(t) = [e_x^T(t), e_v^T(t)]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$ с $z_x(t) = [z_{x1}^T, \dots, z_{xN}^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$ и $z_v(t) = [z_{v1}^T, \dots, z_{vN}^T]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$, $d = [d_1, \dots, d_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times D}$.

Дальнейшие исследования предлагаемого подхода путем представления структур данных и проведения компьютерного моделирования представлены в следующих главах.

2.2 Исследование одновременного прибытия АМО к финальной точке с использованием анализа больших данных

Большие данные характеризуются высокой скоростью, множеством типов, ценностью и достоверностью. Большие данные – это самый популярный термин в индустрии информационных технологий, и последующее использование хранилищ данных, защита данных, интеллектуальный анализ данных, связанные с коммерческой ценностью больших данных, постепенно стали предметом использования различными областями применения [81, 99]. С популяризацией технологии больших данных они постепенно внедряются в работу автономных мобильных объектов. При одновременной работе нескольких АМО возникает множество проблем из-за неправильной координации [160]. Например, при выполнении задач координации несколькими АМО часто требуется одновременно достичь одинаковых/разных целевых местоположений, или несколькими АМО приходится перемещаться из разных мест. АМО собираются в определенном месте, образуя плотный рой. Эта проблема изучалась во многих областях, однако, по сравнению с другими аппаратными средствами, АМО имеют свои уникальные характеристики и области применения. Они перемещаются в трехмерном пространстве, у них есть определенный предел скорости, и они не могут останавливаться, ждать или отступить. Имеется возможность увеличить длину траектории, а также регулировать скорость перемещения в пределах допустимого диапазона. В работе [14] предлагается подход, основанный на усилении обратной связи по ускорению. Благодаря данному методу реализовано взаимодействие с обратной связью по угловой и линейной скоростям на основе оригинальной структуры контроллера АМО, что улучшает возможности АМО по подавлению помех. Однако эффективность этого метода по-прежнему нуждается в дальнейшем совершенствовании.

Чтобы решить проблему одновременного прибытия АМО, была внедрена структура группового управления информационным взаимодействием АМО. В

ней используются основные конструктивные идеи децентрализованного управления, эксплуатации, многоуровневой иерархической системы взаимодействия и автономной структуры. Ее главной особенностью является централизованное управление и децентрализованный контроль. Одновременное прибытие нескольких АМО – это типичная проблема совместного взаимодействия, которая обычно включает в себя два аспекта исследовательского содержания: первый – планирование траектории, то есть маршрут планируется для каждого АМО в условиях ограничений окружающей среды и ограничений кооперации; второй – управление траекторией, то есть курсом и скоростью АМО, чтобы он мог одновременно достичь заданной позиции по запланированному пути [160]. Этот подход позволяет получить глобальное оптимальное решение, но, по сути, реализует централизованное взаимодействие. При расчете параметров управления необходимо получить информацию о функциях всех АМО. Когда некоторые АМО подвергаются внезапным угрозам, они должны пересматривать свой план маршрута.

2.2.1 Разработка децентрализованной структуры группового управления локальным информационным взаимодействием АМО

Предполагается, что в ходе выполнения определенной миссии n АМО одновременно прибудут в заранее определенные целевые позиции k , где $n \leq k \leq 1$. Начальное положение АМО – это фактическое положение его в текущий момент времени, которое может быть произвольно распределено в пространство. Каждый АМО имеет определенную целевую позицию. Целевые позиции различных АМО могут быть одинаковыми или разными. Кроме того, предполагается, что АМО может получать информацию об угрозах и препятствиях заранее или в режиме реального времени, а также может самостоятельно планировать траекторию в автономном режиме или онлайн, давать оценки длины пути и автономно перемещаться по запланированному маршруту [161]. Цель роя АМО – найти

метод или стратегию для достижения вышеуказанных целей и избегать воздействия неблагоприятных факторов (например, ошибки в траектории, внезапные угрозы) [3]. Поскольку траектория и скорость перемещения АМО не являются фиксированными, можно гарантировать, что он прибудет в одно и то же время, регулируя длину траектории и скорость перемещения. АМО рассматривается как частица, движущаяся в двумерной плоскости. Упрощенная модель движения АМО представлена следующим образом:

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ \theta_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta_i \\ \sin\theta_i \\ 0 \end{pmatrix} v_i + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} w_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}, \quad (2.2.1)$$

где $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ – номер АМО, (x_i, y_i) – положение АМО i , а θ_i – угол направления движения АМО i . Входными управляющими переменными являются линейная скорость v_i и угловая скорость $\dot{\theta}_i$ АМО i . Пусть $r_i = (x_i, y_i)$, $u_i = (u_{xi}, u_{yi})$, тогда уравнение системы может быть линеаризовано с помощью обратной связи, и может быть получена модель системы в виде интеграла первого порядка.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_i \\ \dot{y}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{xi} \\ u_{yi} \end{bmatrix}, \quad (2.2.2)$$

где u_i – это виртуальный управляющий вход АМО. Взаимосвязь между виртуальными и фактическими управляющими входными переменными выглядит следующим образом:

$$v_i = \sqrt{u_{xi}^2 + u_{yi}^2}, \quad (2.2.3)$$

$$w_i = \frac{u_{xi}\dot{u}_{yi} - u_{yi}\dot{u}_{xi}}{u_{xi}^2 + u_{yi}^2}. \quad (2.2.4)$$

Децентрализованная структура, основанная только на управлении локальным информационным взаимодействием АМО, показана на рисунке 2.2, где $\theta_i (i \in V)$ – координационная переменная i АМО, и каждый АМО получает

только информацию о координационных переменных от своих соседних объектов.

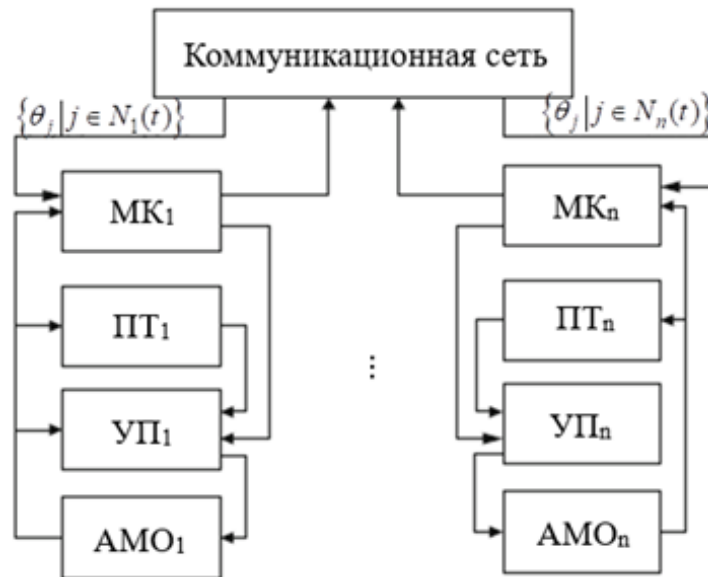


Рисунок 2.2 – Децентрализованная структура, где МК – модуль координации, ПТ – планирование траектории, УП – управление перемещением

В децентрализованной структуре, показанной на рисунке 2.2, все АМО расположены одинаково и соединены направленными коммуникационными соединениями [86]. Среди них самый нижний модуль АМО представляет собой объект, который выводит информацию о состоянии наружу. Модуль УП представляет собой систему управления перемещением с функциями поддержания курса и скорости. Он предоставляет интерфейс модулям ПТ и координации. Модуль ПТ может выполнять планирование в соответствии со статусом АМО и информацией об окружающей среде, выводить инструкции по углу наклона курса в модуль УП, чтобы позволить АМО перемещаться по запланированному пути, а также выводить расчетное значение оставшейся длины траектории в текущий момент времени в МК.

Модуль координации получает информацию о координационных переменных всех соседних объектов, затем вычисляет инструкции по скорости на основе алгоритма согласованности и выводит их в модуль УП, а также обновляет локальные координационные переменные.

2.2.1.1 Децентрализованное объединение информации

Для децентрализованного взаимодействия АМО, прежде всего, необходимо собирать, подсчитывать и обрабатывать информацию о перемещениях всех целевых АМО, которые должны прибыть в одно и то же время. Параметры АМО, которые необходимо подсчитать, приведены в таблице 2.1.

Таблица 2.1

Параметры объединения информации о АМО

Параметр	Информация
Модель АМО	Wing Flying Kenong A6-160 (АМО для защиты сельскохозяйственных растений), Phantom 3 SE, Eagle Trimble UX5
Режим перемещения	Режим GPS: позиционирование с фиксированной точкой, режим ориентации NAZA не оснащен GPS, может перемещаться только в этом режиме. Уровень использования является общим, не может быть фиксированным, но может быть установлен на высоком уровне. Ручной режим позволяет определить, является ли центр тяжести АМО подходящим, при этом нет фиксированной точки и автоматической коррекции ориентации

Продолжение таблицы 2.1

Батарея	Тип и заряд батареи
Параметры перемещения	Поддерживаемое время, диапазон скоростей, траектория
DTM	Расстояние между точками, точность определения плоскости

Основная информация о АМО обрабатывается путем фильтрации информации. В зависимости от типа и характеристик, информация делится на линейный и нелинейный анализы [77]. Линейная информация выражается в виде:

$$x(k) = F(k)x(k-1) + G(k)w(k), \quad (2.2.5)$$

где $x(k)$ – вектор состояния псевдослосля, $F(k)$ – матрица передачи состояния, $G(k)$ является матрицей передачи входного сигнала с псевдошумами, а $w(k)$ псевдонулевое среднее значение некоррелированного гауссовского белого шума [47]. Нелинейная информация выражается в виде:

$$z(k) = h(kx(k)) + v(k), \quad (2.2.6)$$

где $z(k)$ – измеренное значение; $v(k)$ – нулевое значение, дисперсия которого равна $r(k)$ белого шума Гаусса; $h(kx(k))$ – псевдонелинейная модель измерения.

Фильтр Калмана получает оценку целевого состояния χ^2 с отклонением P , в то время как информационный фильтр получает информацию о состоянии y и информацию Фишера Y , удовлетворяющую соотношению.

$$y = P^{-1}x, \quad (2.2.7)$$

$$Y = P^{-1}, \quad (2.2.8)$$

$$I(k) = H^T(k)B^{-1}(k)H(k), \quad (2.2.9)$$

$$i(k) = H^T(k)R^{-1}(k)\left(z(k) - h(x(k|k-1))\right) + H(k)x(k|k-1). \quad (2.2.10)$$

где $i(k)$ – это распределение информационного состояния вектора наблюдений $z(k)$ и псевдоинформационная матрица $I(k)$. $i(k)$ и $I(k)$ относятся только к измерению целевого состояния, но не к измерению датчика. При обновлении $y(k|k)$ и $Y(k|k)$ децентрализованный алгоритм объединения информации учитывает не только $I(k)$ и $i(k)$ самого АМО, но и коммуникационную информацию близлежащего АМО. Децентрализованный алгоритм объединения информации, основанный на фильтрации информации, может объединять информацию других АМО путем простой алгебраической суммы, поэтому он обладает хорошей масштабируемостью, неоднородностью и возможностью динамической реконфигурации. Алгоритм фильтрации информации обладает хорошей устойчивостью к выбору начальных значений. Когда точные исходные статистические характеристики системы не получены, то для итеративного вычисления могут быть выбраны небольшие ненулевые начальные значения, что позволяет преодолеть проблему чувствительности алгоритма фильтрации Калмана к выбору начальных значений [13].

2.2.1.2 Децентрализованная координация формирования

Во время перемещения участники роя АМО могут присоединиться в любое время, а АМО может выйти из строя из-за столкновения в одной точке. В этом случае все оборудование АМО необходимо согласовать и сформировать вовремя, чтобы гарантировать, что все АМО смогут прибыть одновременно. Децентрализованное взаимодействие подразделяется на децентрализованное взаимодействие внутри формирования и децентрализованное взаимодействие между отдельными группами. Ее принцип показан на рисунке 2.3.

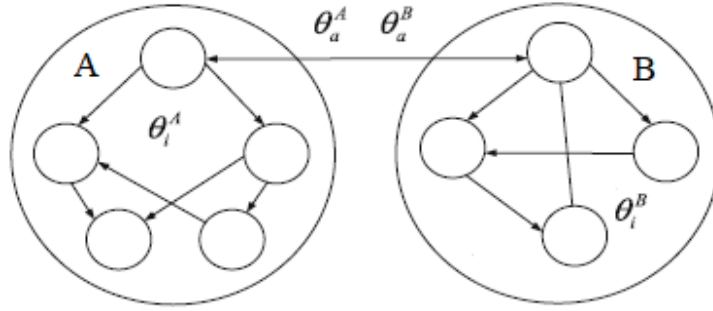


Рисунок 2.3 – Принцип децентрализации

Предположим, что $\theta_i(t) (i=1,2,\dots,n)$ – это согласованная информация о платформе i в момент времени t , то есть согласованная переменная, если она удовлетворяет требованиям:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \theta_i(t) - \theta_j(t) = 0 \quad (\forall \theta_i(0), \theta_j(0), i, j \in n), \quad (2.2.11)$$

Платформа i и платформа j называются информационными парами. Ниже приведены стратегии децентрализованной координации.

$$\theta_i(t) = - \frac{1}{\sum_{j \in \Omega_i(t)} \alpha_{ij}(t) g_{ij}(t)} \cdot \sum_{j \in \Omega_i(t)} \alpha_{ij}(t) g_{ij}(t) \left\{ \theta_i(t) - [\theta_i(t - \tau_{ij}) + v_{ij}] \right\}. \quad (2.2.12)$$

где $\Omega_i(t)$ – это набор всех платформ, которые отправляют информацию на платформу i в момент времени t ; $g_{ij}(t)$ – топология связи в момент времени t ; $\alpha_{ij}(t) > 0$ – надежность передачи информации с платформы j на платформу i в момент времени t ; а τ_{ij} – это коммуникационный шум между платформой j и платформой i . Процесс координации распределенной информации в системе платформы, по сути, является достижимым условием согласованности динамической децентрализованной координации и скорости сходимости, которые связаны с топологией связи и коммуникационным шумом [34, 78, 159]. Децентрализованная координация между формированиями – это координация между A и B на рисунке 2.3, которая выводится в соответствии со способом децентрализации внутри формирований. На рисунке 2.3 A и B являются корневыми узлами внутренней коммуникационной топологии формирований A и

B , а связь между формированиями A и B осуществляется посредством связи между платформами A и B .

2.2.1.3 Выбор оптимального пути

После формирования АМО маршрут каждого из них планируется отдельно. При планировании маршрута необходимо соблюдать несколько принципов – недопущения столкновений АМО и отсутствия препятствий на маршруте. На основе этих принципов определяется направление перемещения и рассчитывается траектория. Чтобы не нарушать этот принцип, по возможности выбирается маршрут с меньшим потреблением энергии, то есть путь с меньшим расстоянием. Учитывая характеристики АМО предлагается децентрализованная стратегия перемещения в составе группы, основанная на согласованности информации и контроле относительного положения, в предположении, что положение, скорость и курс АМО практически одинаковы в начальный момент времени [157].

$$v_i^c = \bar{v}_i^c \delta_i \Delta v_i^c, \quad (2.2.13)$$

$$\psi_i^c = \bar{\psi}_i^c \delta_i \Delta \psi_i^c, \quad (2.2.14)$$

Стратегия перемещения децентрализованного формирования состоит из двух частей: первая часть – v_i^c и ψ_i^c , которые синхронизируют скорость и курс, используя информацию об относительной скорости и курсе между АМО, вторая часть – Δv_i^c и $\Delta \psi_i^c$, которые используют информацию об относительном местоположении между АМО для поддержания формирования. В выражениях (2.2.13-2.2.14) $\delta_i \in \{0,1\}$ является двоичной переменной переключения.

При $\delta_i = 0$ синхронизируются только положение или курс, а управление формированием не запускается; при $\delta_i = 1$ синхронизируются как положение, так и курс, и начинается управление формированием.

Когда $\delta_i = 0$, $v_i^c = \bar{v}_i^c$, $\psi_i^c = \bar{\psi}_i^c$, то цель состоит в том, чтобы скорость и курсовой угол всех АМО совпадали. Для этой цели используется следующая децентрализованная синхронизация курса:

$$\bar{v}_i^c = v_i + \frac{1}{\alpha_{v,i}} \sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} (v_j - v_i), \quad (2.2.15)$$

$$\bar{\psi}_i^c = \psi_i + \frac{1}{1 + |N_i|} \sum_{j \in N_i} (\psi_j - \psi_i). \quad (2.2.16)$$

Из выражений видно, что команда скорости $\bar{v}_i^c$ АМО 1 и команда курсового угла $\bar{\psi}_i^c$ относятся только к его соседним объектам и могут быть получены только путем относительных скоростей и курсовых углов всех соседних АМО. Если набор соседних объектов пуст, скорость и курсовой угол АМО останутся прежними без изменений [80]. Можно видеть, что выражение представляет собой децентрализованную стратегию, использующую только обратную связь с информацией о локальном относительном состоянии.

По команде курсового угла v_i^c АМО 1 может повернуть с текущего угла на заданный командой курсовой угол по часовой стрелке вдоль траектории 1 или против часовой стрелки вдоль траектории 2. На графике угол отклонения по траектории 1 меньше ожидаемого значения π , в то время как угол отклонения по траектории 2 больше ожидаемого значения π . Для того, чтобы заставить АМО перемещаться по запланированному маршруту, иногда требуется ввести внешний опорный сигнал или виртуального лидера. Когда АМО находится далеко от цели, необходимо скорректировать длину траектории с помощью ее планирования, чтобы он мог перемещаться с соответствующей скоростью для сохранения большого запаса регулировки скорости и лучшего реагирования на ошибки траектории и внезапные угрозы. Когда АМО приближается к заданной точке, управление скоростью является основным методом, который может обеспечить точное и одновременное прибытие.

2.2.1.4 Расчет скорости сходимости

При минимальной скорости задействованы как продольное, так и поперечное перемещения АМО [156]. АМО должен не только соответствовать условиям одновременного прибытия, но и превышать минимальную скорость перемещения. Угловая скорость перемещения выражается формулой (2.2.17).

$$v \geq \frac{V}{\sqrt{nw}}, \quad (2.2.17)$$

где v – это скорость, полученная при первом максимуме, когда ускорение подъемной силы составляет менее 11 с на узел, а коэффициент загрузки АМО скорректирован на скорость, полученную при первом максимуме; n – найденный коэффициент перегрузки в путевой системе координат V ; w – масса АМО; S – динамическая контрольная площадь. Начальная скорость АМО составляет не менее 1,13. Предварительные оценки скорости АМО приведены ниже.

$$v = \sqrt{\frac{2W}{\rho SC}}. \quad (2.2.18)$$

где ρ – плотность окружающей среды, а C – критический коэффициент подъемной силы АМО. Рассчитываются угол, отклонения элемента АМО, перемещающегося при скорости 1,13. При неизменном положении элемента конечная скорость сходимости может быть достигнута путем отклонения от положения балансировки на один градус.

2.2.1.5 Ограничения по задержке связи для децентрализованной структуры

С момента, когда АМО обновляет координационную переменную, до момента, когда его соседние объекты используют информацию об этой переменной для расчета команды скорости, должна существовать разница во времени, что эквивалентно введению временной задержки [6, 48]. Временная

задержка определяется временем вычисления, периодом вычисления и временем передачи. Эффект временной задержки эквивалентен введению отклонения, которое не позволяет АМО прибыть в одно и то же время. Сокращение времени вычисления, прогнозирования и компенсации могут ослабить эффект временной задержки [29].

АМО 2 значительно увеличивает скорость перемещения и увеличивает запас регулировки скорости. При возникновении внезапной угрозы АМО по-прежнему достигают заданной позиции одновременно.

2.2.2 Имитационный эксперимент

Для проверки эффективности децентрализованного подхода АМО, прибывающих в одно и то же время, были проведены имитационные эксперименты [162]. Чтобы обеспечить уникальность тестовых переменных, предполагается, что все модели АМО одинаковы, имеют одинаковые параметры и начальные состояния, как показано в таблице 2.2.

Таблица 2.2

Характерные параметры и начальные состояния АМО

	АМО 1	АМО 2	АМО 3	АМО 4
Местоположение (м, м)	(0, 0)	(-1000, 2000)	(1000, 1000)	(1000, 0)
Скорость (м/с)	165	212	198	201
Курсовой угол, рад	$\pi / 4$	$\pi / 6$	$3\pi / 8$	$\pi / 8$
Мин. скорость	150	150	150	150
Макс. скорость	250	250	250	250
Мин. ускорение	-8	-8	-8	-8
Макс. ускорение	8	8	8	8

Для обеспечения точности исследования подсчитывается ошибка в направлении x и сравнивается с ошибкой в эксперименте без использования предлагаемого метода. Результаты показаны на рисунке 2.4.

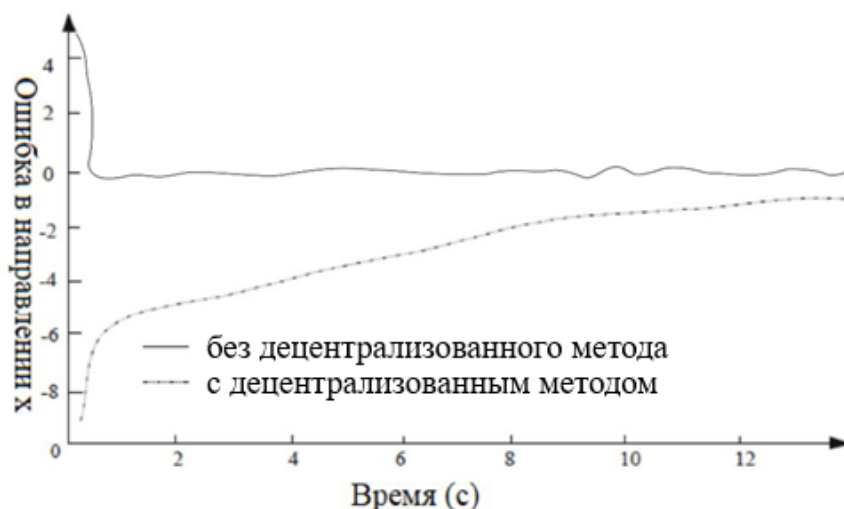


Рисунок 2.4 – Экспериментальное сравнение методов

Из результатов моделирования видно, что децентрализованный метод оказывает значительное влияние на результаты определения цели АМО и сходимость ошибок. Ошибка в направлении x делится на положительную и отрицательную. В начале перемещения независимо от того, используется ли данный метод, будет наблюдаться определенная величина ошибки. Величина ошибки будет постепенно уменьшаться по мере прохождения времени перемещения. Ошибка может быть скорректирована до значения, близкого к нормальному, в течение 2 с и может поддерживаться до тех пор, пока значение ошибки не станет приблизительно равным 0.

Для получения более полных экспериментальных результатов в вышеуказанных условиях эксперимента в качестве параметра экспериментального сравнения используется скорость сходимости. Результаты сравнения скорости сходимости предложенного метода и без него приведены на рисунке 2.5.

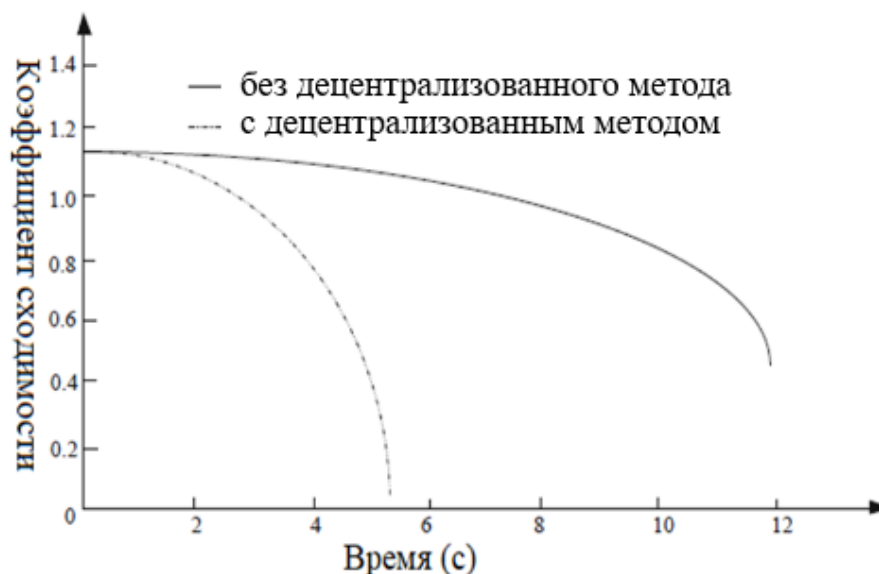


Рисунок 2.5 – Результаты сравнения скорости сходимости

На рисунке 2.5 показано, что при децентрализованном методе эффект контроля скорости сходимости лучше, что указывает на то, что децентрализованный метод обладает лучшей эффективностью, в то время как результаты сходимости без децентрализованного метода очень неудовлетворительны и требуют много времени.

Таким образом, использование децентрализованной структуры группового управления локальным информационным взаимодействием организует распределенный обмен данными и позволяет избежать столкновения в одной точке. Сочетание планирования маршрута и контроля скорости позволяет получить дополнительные преимущества, лучше справляться с воздействием неблагоприятных факторов, такие как ошибки на маршруте и неожиданные препятствия, чтобы гарантировать одновременное прибытие АМО, а также имеет определенную практическую осуществимость.

2.3 Математическое обеспечение системы группового управления положением автономных мобильных объектов

В этом разделе представлено математическое обеспечение системы группового управления положением автономных мобильных объектов и целевые функции, определённые для задачи планирования перемещений.

2.3.1 Предварительные критерии и накладываемые ограничения

Объект рассматривается как материальная точка, перемещающаяся в трёхмерном пространстве. Согласно работе [41], его движение описывается следующими уравнениями:

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \alpha \cos \beta \\ \dot{y} = V \cos \alpha \sin \beta, \\ \dot{z} = V \sin \alpha \end{cases} \quad (2.3.1)$$

где $[x, y, z]^T$ – координаты положения АМО, V – линейная скорость, а α и β – углы подъема и поворота. Из-за физических ограничений на движение АМО его скорость и углы перемещения ограничены следующими условиями:

$$\begin{cases} V_{\min} \leq V \leq V_{\max} \\ |\Delta \alpha| = |\theta| \leq \theta_{\max} \\ |\Delta \beta| = |\psi| \leq \psi_{\max} \end{cases} \quad (2.3.2)$$

где $V_{\min}$ и $V_{\max}$ обозначают минимальную и максимальную линейные скорости, а $\theta_{\max}$ и $\psi_{\max}$ – максимальные допустимые изменения углов поворота и подъема. Учет этих ограничений необходим для формирования реалистичных маршрутов, пригодных для фактического выполнения перемещения АМО.

2.3.2 Целевые функции для группового управления положением

Траектория оценивается с помощью набора целевых функций, формализующих требования к её характеристикам. Функции разработаны на основе существующих исследований [66], однако были модифицированы и нормированы в диапазоне $[0, 1]$ для соответствия требованиям многокритериальной оптимизации.

2.3.2.1 Длина маршрута

В автономном режиме перемещения в мобильном объекте заранее загружается последовательность контрольных точек, через которые он должен пройти. Таким образом, траектория перемещения p_i может быть описана множеством n точек маршрута: $p_i = \{P_{i1}, \dots, P_{in}\}$, где каждая точка P_{ij} представлена координатами (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) , как показано на рисунке 2.6.

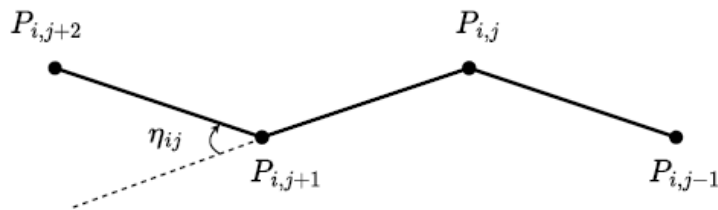


Рисунок 2.6 – Параметры траектории перемещения

Евклидово расстояние между двумя соседними точками обозначается как $\overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}}$. Затраты по длине пути определяются следующим выражением:

$$F_1 = \begin{cases} 1 - \frac{\overrightarrow{P_{i1}P_{in}}}{\sum_{j=1}^{n-1} \overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}}}, & \text{если } \overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}} \geq R_{\min} \\ \infty, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2.3.3)$$

где $R_{\min}$ – минимально допустимое расстояние между путевыми точками. Задача нахождения кратчайшего маршрута сводится к минимизации функции F_1 , заданной в (2.3.3).

2.3.2.2 Избегание препятствий

Траектория должна быть построена таким образом, чтобы избежать столкновений с препятствиями. В данном случае каждое препятствие представлено в виде цилиндра с центром C_k и радиусом R_k (рисунок 2.7).

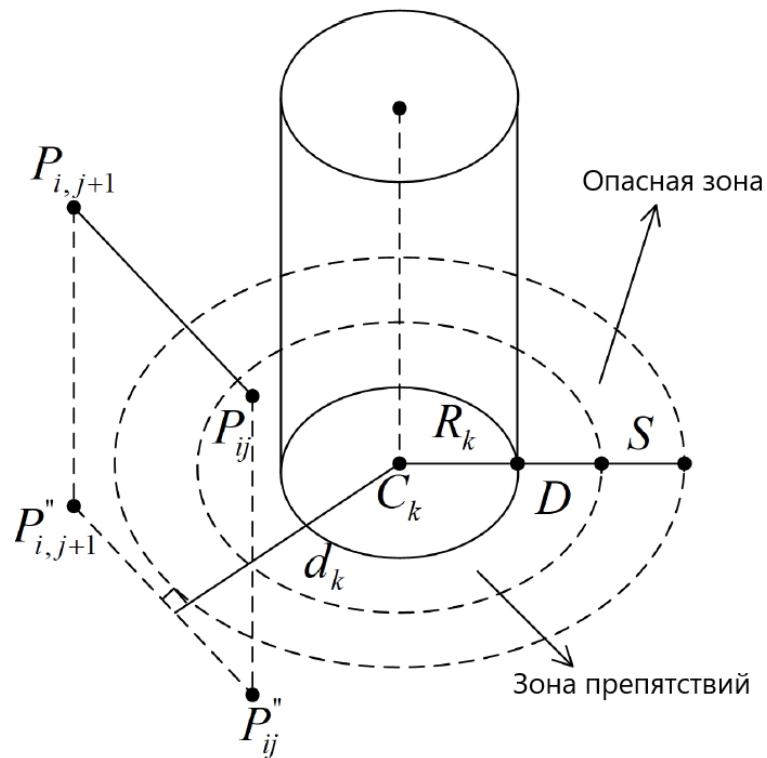


Рисунок 2.7 – Иллюстрация обхода препятствий

Расстояние от препятствия до отрезка пути между точками P_{ij} и $P_{i,j+1}$ обозначается как d_k . Пусть D – размер АМО, а S – необходимое безопасное расстояние. Целевая функция, отвечающая за предотвращение столкновений, формулируется следующим образом:

$$F_2 = \frac{1}{K(n-1)} \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{k=1}^K T_k \left(\overrightarrow{P_{ij} P_{i,j+1}} \right), \quad (2.3.4)$$

где K – общее число препятствий в зоне перемещения, а T_k вычисляется по формуле:

$$T_k \left(\overrightarrow{P_{ij} P_{i,j+1}} \right) = \begin{cases} 0, & \text{если } d_k \geq D + R_k + S \\ 1 - \frac{d_k - D - R_k}{S}, & \text{если } D + R_k < d_k < D + R_k + S. \\ \infty, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2.3.5)$$

Из уравнения (2.3.5) следует: если участок маршрута находится вне опасной зоны (рисунок 2.7), то он не влечёт дополнительных затрат. Если же путь пересекает опасную зону, стоимость обратно пропорциональна расстоянию до центра препятствия. При прямом столкновении к функции добавляется бесконечная стоимость, указывающая на недопустимость траектории.

2.3.2.3 Поддержание высоты

Для энергоэффективной работы предпочтительно, чтобы АМО двигался на стабильной высоте. Обозначим $h_{\max}$ и $h_{\min}$ – максимальную и минимальную допустимые высоты перемещения, а h_{ij} – текущую высоту в точке маршрута. Предпочтительная высота рассчитывается как $h_{\text{mean}} = (h_{\max} + h_{\min}) / 2$. Целевая функция, отражающая отклонения от желаемой высоты, задаётся следующим образом:

$$F_3 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n H_{ij}, \quad (2.3.6)$$

где:

$$H_{ij} = \begin{cases} \frac{2|h_{ij} - h_{\text{mean}}|}{h_{\max} - h_{\min}}, & \text{если } h_{\min} \leq h_{ij} \leq h_{\max}. \\ \infty, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2.3.7)$$

2.3.2.4 Плавность перемещений

Еще одним важным критерием является минимизация резких изменений направления движения, так как они напрямую влияют на потребление энергии. Угол поворота определяется как угол между двумя последовательными векторами траектории $\overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}}$ и $\overrightarrow{P_{i,j+1}P_{i,j+2}}$:

$$n_{ij} = \arctan \left(\frac{\overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}} \times \overrightarrow{P_{i,j+1}P_{i,j+2}}}{\overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}} \cdot \overrightarrow{P_{i,j+1}P_{i,j+2}}} \right), \quad (2.3.8)$$

Учитывая, что n_{ij} отражает степень отклонения направления движения, функция F_4 , отвечающая за плавность, вычисляется по формуле:

$$F_4 = \frac{1}{n-2} \sum_{j=1}^{n-2} \frac{|n_{ij}|}{\pi}. \quad (2.3.9)$$

где π – максимальный угол поворота, применяемый для нормализации значения.

2.3.3 Подход к многокритериальной оптимизации

Учитывая целевые функции от F_1 до F_4 , идеальный маршрут должен минимизировать их одновременно. Однако в реальности не существует единственного решения, которое сводило бы к минимуму все функции одновременно, так как между ними могут возникать противоречия: улучшение одного критерия может повлечь ухудшению другого. Наиболее распространённый способ обхода этой проблемы – объединение всех функций в одну обобщённую целевую функцию через взвешенную сумму [66, 22].

Хотя этот подход прост в реализации, он требует точного подбора весов для каждой функции, что затрудняет достижение истинной оптимальности. В связи с этим в данных исследованиях предлагается использование методов многокритериальной оптимизации [125].

2.3.3.1 Эффективность Парето

Пусть X – маршрут, построенный для АМО. Задача управления заключается в нахождении такой траектории $\hat{X}$, которая одновременно минимизирует все целевые функции F_i .

$$F(\hat{X}) \rightarrow \min[F_1, F_2, F_3, F_4]. \quad (2.3.10)$$

Согласно теории многокритериальной оптимизации, не всегда возможно найти единственное решение $\hat{X}$, минимизирующее все функции одновременно. Вместо этого ищется множество решений X^* , которые обеспечивают наилучший возможный компромисс между функциями. Такие решения называются оптимальными по Парето и определяются следующим образом [142]:

Определение 1. Решение $X \in X \subset R^4$ не является доминируемым, если не существует такого решения $X' \in X$, что $F_i(X') \leq F_i(X)$ для $i=1, \dots, 4$, но при этом существует хотя бы один j , для которого $F_j(X') < F_j(X)$.

Определение 2. Пусть F – допустимая область решений, следовательно, $X^* \in F \subset R^4$ будет являться оптимальным решением по Парето в том случае, если оно недоминируемое относительно других элементов из множества F .

Определение 3. Множество Парето-оптимальных решений P^* можно определить как совокупность всех решений $X^* \in F | X^*$, являющихся оптимальными по Парето.

Таким образом, Парето-оптимальное решение – это решение, при котором невозможно добиться улучшения одного критерия без ухудшения другого. По сравнению с оптимизацией только одного компонента, может существовать несколько оптимальных решений по Парето, которые в совокупности образуют фронт Парето. Среди подходов к построению таких решений можно выделить взвешивание, лексикографическую оптимизацию и целевое программирование [25, 146]. В настоящей работе выбран метод оптимизации роя АМО, благодаря его высокой эффективности и стабильности.

2.3.3.2 Многокритериальная оптимизация роя

Оптимизация роя объектов представляет собой широко используемый метод, изначально предназначенный для задач с одной целевой функцией, реализуемый через механизмы роевого интеллекта. На начальном этапе инициализируется множество объектов, где каждый из них соответствует потенциальному решению. Далее рассчитывается функция стоимости, оценивающая пригодность каждого АМО. Объекты обновляют своё положение, ориентируясь на индивидуальный лучший результат и на лучшее глобальное решение, пока не достигнута сходимость или заданное число итераций.

Пусть x_i^t и v_i^t – положение и скорость объекта i на итерации t . Обозначим $x_{pbest,i}^t$ как индивидуально лучшее положение объекта, а x_{gbest}^t – глобально лучшее положение роя. Тогда перемещение объекта описывается следующими уравнениями:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(x_{pbest,i}^t - x_i^t) + c_2r_2(x_{gbest}^t - x_i^t), \quad x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}, \quad (2.3.11)$$

где w – инерционный вес, c_1 и c_2 – коэффициенты когнитивной и социальной составляющих, а r_1 и r_2 – случайные значения из равномерного распределения на $[0, 1]$.

При решении многокритериальных задач с помощью PSO необходимо управлять распределением объектов таким образом, чтобы они могли находить недоминируемые решения. Для этого используется концепция лидеров – объектов, не доминируемых над другими. АМО должны развиваться под их руководством, чтобы обеспечить разнообразие в пространстве решений. Один из популярных подходов заключается в создании хранилища недоминируемых решений, из которых затем выбираются лидеры [10].

Пусть P – множество решений из хранилища. Создаётся гиперсеть, в которую помещаются объекты на основе значений целевых функций (рисунок 2.8).

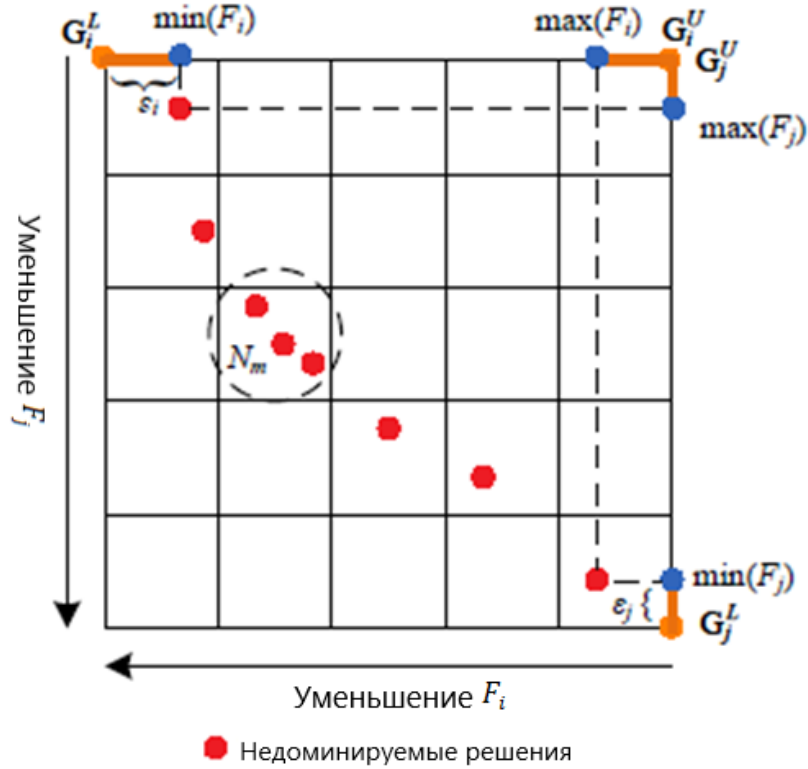


Рисунок 2.8 – Наглядное изображение гиперсети и распределения недоминируемых решений

Нижняя и верхняя границы гиперсети по измерению i задаются как:

$$G_i^L = \min_{x \in P} F_i(x) - \epsilon_i, \quad (2.3.12)$$

$$G_i^U = \max_{x \in P} F_i(x) + \epsilon_i, \quad (2.3.13)$$

где ϵ_i – размер ячейки, вычисляемый по числу делений M :

$$\epsilon_i = \frac{1}{2(M-1)} \left(\max_{x \in P} F_i(x) - \min_{x \in P} F_i(x) \right), \quad (2.3.14)$$

Координата гиперкуба, в котором находится объект x в измерении F_i , вычисляется по формуле:

$$c_i = \left\lfloor M \frac{F_i(x) - G_i^L}{G_i^U - G_i^L} \right\rfloor, \quad (2.3.15)$$

где $\lfloor \cdot \rfloor$ означает округление до ближайшего целого. Пусть N_m – число объектов в гиперкубе m .

Массовость этого гиперкуба рассчитывается по формуле:

$$\gamma_m = e^{-kN_m}, \quad (2.3.16)$$

где k – коэффициент масштабирования. Лидер выбирается случайным образом из гиперкубов с вероятностью, пропорциональной массовости:

$$p_m = \frac{\gamma_m}{\sum_{i=1}^L \gamma_i}, \quad (2.3.17)$$

где L – общее число гиперкубов. Обозначим $x_{lbest,i}^t$ – позицию выбранного лидера для объекта i . Тогда обновление положения объекта записывается так:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(x_{lbest,i}^t - x_i^t) + c_2r_2(x_{lbest,i}^t - x_i^t), \quad x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}. \quad (2.3.18)$$

Основное отличие многокритериального PSO от классического заключается в замене глобального лучшего положения x_{gbest}^t на положение выбранного лидера $x_{lbest,i}^t$. Это позволяет объектам двигаться в различных направлениях, исследуя фронт Парето.

2.3.3.3 Переменные для представления положения объектов

При применении алгоритма PSO к задаче планирования перемещений, положение каждого объекта интерпретируется как потенциальное решение, соответствующее конкретной траектории перемещения [157]. Для маршрута p_i , включающего n путевых точек $P_{ij} = [x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}]^T$, положение объекта X_i , представляющее этот маршрут, можно выразить в виде:

$$X_i = (x_{i1}, y_{i1}, z_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, z_{i2}, \dots, x_{in}, y_{in}, z_{in}), \quad (2.3.19)$$

Однако использование декартовых координат, как в выражении (2.3.19), не позволяет учесть маневренные характеристики АМО. Это затрудняет получение недоминируемых решений и мешает соблюдению ограничений, предъявляемых к допустимым траекториям.

Траектория АМО моделируется как цепь, состоящая из n сегментов. Каждый сегмент описывается набором параметров, аналогичных параметрам Денавита-Хартенберга, включая:

- угол подъема θ ;
- угол поворота ψ ;
- длину сегмента r .

Конечное положение каждого сегмента определяется путем последовательного применения матриц преобразования, соответствующих предыдущим сегментам траектории.

Для реализации этой идеи в каждой точке задается локальная система координат, связанная с ориентацией АМО (рисунок 2.9):

- ось x направлена вперёд по линии $P_{i,j-1}$ и P_{ij} ;
- ось y – влево относительно направления движения;
- ось z – вертикально вверх, перпендикулярно плоскости x и y .

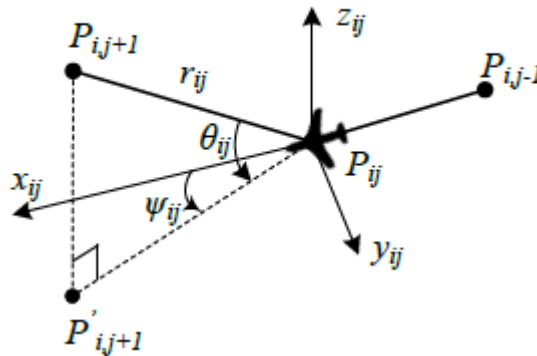


Рисунок 2.9 – Переменные для представления объектов

В этой системе используются три переменные:

- r_{ij} – расстояние между последовательными путевыми точками $\overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}}$,
 $r_{ij} = \overrightarrow{P_{ij}P_{i,j+1}}$;
- ψ_{ij} – угол подъема между отрезками $\overrightarrow{P_{i,j-1}P_{ij}}$ и проекцией точки $\overrightarrow{P_{ij}P'_{i,j+1}}$ на плоскость $Ox_{ij}y_{ij}$;
- θ_{ij} – угол поворота между тем же отрезком и его проекцией.

Эти параметры (r, θ, ψ) называются навигационными переменными [135-136]. Совокупность этих переменных для маршрута p_i формирует вектор Γ_i в пространстве:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Gamma_i = (r_{i1}, \theta_{i1}, \psi_{i1}, r_{i2}, \theta_{i2}, \psi_{i2}, \dots, r_{in}, \theta_{in}, \psi_{in}) \\ |\theta_{ij}| \leq \theta_{max} \text{ при } \forall j \in \{1, \dots, n\} \\ |\psi_{ij}| \leq \psi_{max} \text{ при } \forall j \in \{1, \dots, n\} \end{array} \right. , \quad (2.3.20)$$

В отличие от (2.3.19), представление траектории с использованием навигационных переменных позволяет учитывать маневренность АМО и направленно ограничивать пространство поиска. Ограничения на углы θ и ψ , определённые в (2.3.2), могут быть включены напрямую через допустимые диапазоны этих переменных, что повышает вероятность нахождения выполнимых и недоминируемых решений.

Для оценки пригодности объектов необходимо преобразовать параметры Γ_i обратно в декартовое представление X_i , что достигается с помощью последовательных матриц преобразования. Перемещение АМО от точки P_{ij} к $P_{i,j+1}$ включает три операции:

- поворот на угол ψ_{ij} вокруг оси z_{ij} ;
- поворот на угол θ_{ij} вокруг оси y_{ij} ;
- смещение на расстояние r_{ij} вдоль оси x_{ij} .

Матрица преобразования между двумя путевыми точками определяется как:

$$T_{i,j+1}^j = R_z(\psi_{ij}) R_y(\theta_{ij}) M_x(r_{ij}), \quad (2.3.21)$$

где:

- R_y и R_z – матрицы поворота вокруг осей z и y ;
- M_x – матрица смещения вдоль оси x .

Пусть T_{iS}^0 – матрица преобразования, задающая начальное положение и ориентацию АМО в глобальной системе координат. Тогда положение и ориентация точки $(Oxyz)_{ij}$ в инерциальной системе отсчета выражаются как:

$$T_{ij}^0 = T_{iS}^0 T_{ij}^S, \quad (2.3.22)$$

где:

$$T_{ij}^S = T_{i1}^S T_{i2}^1 \dots T_{ij}^{j-1}, \quad (2.3.23)$$

Наконец, декартовы координаты путевой точки P_{ij} восстанавливаются по формуле:

$$\tilde{P}_{ij} = T_{ij}^0 \tilde{I}. \quad (2.3.24)$$

где $\tilde{I} = [0001]^T$, а $\tilde{P}_{ij} = [P_{ij}1]^T$.

2.3.3.4 Механизм адаптивной трансформации

В процессе поиска недоминируемых решений отдельные объекты роя могут застревать в локальных оптимумах, что снижает общую эффективность алгоритма. Особенно это актуально для MOPSO, где объекты распределяются по различным областям пространства решений [10]. Для устранения этой проблемы реализован механизм адаптивной трансформации, уровень которой зависит от плотности распределения объектов.

Для случайно выбранного объекта x_i на итерации t , трансформация выполняется по следующему правилу:

$$x_{ij}^t = x_{ij}^t + N_{ij} G^t x_{pbest,i}^t, \quad (2.3.25)$$

где:

- j – случайно выбранный индекс;
- N_{ij} – случайная величина с нормальным распределением;
- G – коэффициент усиления трансформации.

Чтобы адаптировать значение G к задаче многокритериальной оптимизации, его величина изменяется в зависимости от распределения недоминируемых решений во фронте Парето. Плотность этих решений оценивается через количество занятых гиперкубов в гиперсети. Пусть N_r^t – число таких гиперкубов на итерации t . Тогда усиление трансформации задается функцией:

$$G^t = \tanh\left(\frac{\Delta}{N_r^t}\right). \quad (2.3.26)$$

где Δ – предварительно заданная константа, определяемая как количество гиперкубов, занятых на момент инициализации роя. Чем меньше N_r^t , тем выше концентрация объектов и, следовательно, тем больше значение G , способствующее выходу из локального экстремума. И, наоборот, при широком распределении объектов трансформация становится менее интенсивной, что позволяет проводить локальный поиск.

В главах 3-4 подробно описан предлагаемый алгоритм и приведены результаты компьютерного моделирования.

2.4 Исследование распределения задач в гибридной среде нестационарных автономных объектов

2.4.1 Постановка задач исследований

Система использует разнородный рой, состоящий из воздушных и наземных АМО. В свою очередь, гетерогенный рой V состоит из ВАМО, которые сгруппированы в набор $U = \{U_1, \dots, U_{N_u}\}$ и НАМО $Y = \{Y_1, \dots, Y_{N_y}\}$. Каждая категория АМО имеет свои особенности и эксплуатационные ограничения, которые необходимо учитывать для обеспечения реалистичного и эффективного планирования.

ВАМО обладают значительными преимуществами в маневренности и скорости благодаря своей подвижности в воздухе. Однако ВАМО по своей сути ограничены максимальной грузоподъемностью $W_{ВАМО,max}$ и ограниченным ресурсом, который обычно определяется временем автономной работы или запасами топлива. Эти факторы накладывают ограничения либо на общую дальность перемещения $D_{ВАМО,max}$, либо на продолжительность перемещения $T_{ВАМО,max}$. Следовательно, любой запланированный маршрут перемещения ВАМО должен удовлетворять следующему ограничению:

$$\sum_{i=0}^{n-1} d(P_i, P_{i+1}) \leq D_{ВАМО,max}, \quad (2.4.1)$$

где P_i обозначаются путевые точки, а d представляет собой евклидово расстояние между последовательными путевыми точками. Кроме того, на ВАМО накладываются различные ограничения, такие как ограничения скорости, радиуса поворота и ускорения. Обычно они решаются либо с помощью упрощенных моделей движения, либо с помощью последующей обработки для сглаживания траекторий. Крайне важно, чтобы ВАМО также соблюдали безопасную дистанцию от препятствий окружающей среды и других объектов, чтобы избежать столкновений.

В отличие от этого, НАМО работают исключительно на земле и должны полностью обходить все определенные препятствия, часто на более низких скоростях, чем их воздушные аналоги. Их основные преимущества заключаются в большей грузоподъемности $W_{НАМО,max}$ и повышенной долговечности, что позволяет преодолевать большие расстояния $D_{НАМО,max}$ или время работы $T_{НАМО,max}$. Планирование маршрута НАМО также должно соответствовать следующему ограничению:

$$\sum_{i=0}^{n-1} d(P_i, P_{i+1}) \leq D_{НАМО,max}, \quad (2.4.2)$$

Как и ВАМО, НАМО подвержены ограничениям, например, связанными с движением и проходимость по местности. Обеспечение предотвращения столкновений как со статическими препятствиями, так и с другими объектами остается фундаментальным требованием.

Успешная работа этой разнородной гибридной среды зависит от разумного использования преимуществ каждой платформы – скорости и доступности ВАМО, а также грузоподъемности и долговечности НАМО [158]. Эффективные стратегии группового управления обменом данными необходимы для оптимального распределения задач и их эффективного и бесконфликтного выполнения в общей среде. Такая координация предполагает наличие надежных каналов связи между транспортными средствами и базовой станцией (БС) для поддержки мониторинга и обмена информацией.

Основная цель предлагаемой системы состоит в том, чтобы рассчитать оптимальное распределение задач между ВАМО и НАМО и спланировать безопасные, эффективные и выполнимые траектории каждого автономного объекта для выполнения поставленных перед ним задач.

Первая задача – минимизировать общее время выполнения миссии $T_{\text{выполн.}}$, определяемое как время, необходимое последнему АМО для завершения своего маршрута и возвращения на базу:

$$\min T_{\text{выполн.}} = \min \left(\max_{V_i \in V} \{T_{\text{миссия}, i}\} \right), \quad (2.4.3)$$

где $T_{\text{миссия}, i}$ обозначает продолжительность миссии для объекта V_i .

Вторая задача – минимизировать общее расстояние перемещения $L_{\text{общ.}}$, представляющее совокупную длину пути для всех АМО:

$$\min L_{\text{общ.}} = \min \left(\sum_{V_i \in V} L_i \right). \quad (2.4.4)$$

где L_i – расстояние, пройденное объектом V_i . Этот показатель напрямую связан с потреблением энергии и износом системы.

Хотя желательно минимизировать как время, так и расстояние, на практике они могут противоречить друг другу. Таким образом, эта система поддерживает многокритериальную оптимизацию с помощью таких методов, как формулирование взвешенной суммы или определение приоритетности одной задачи при одновременном рассмотрении других в качестве ограничений.

Важно отметить, что все разработанные алгоритмы должны удовлетворять строгим требованиям безопасности и технико-экономического обоснования, включая координацию без столкновений (как со статическими препятствиями, так и с другими объектами), а также соблюдение всех ограничений, характерных для конкретного транспортного средства, таких как выносливость, грузоподъемность и кинематические ограничения [151].

Следовательно, проблема сформулирована как сложная задача по распределению для нескольких АМО и оптимизации траектории движения.

2.4.2 Распределение задач с помощью усовершенствованного генетического алгоритма

В разрабатываемой среде существует несколько отдельных местоположений задач M , определенных набором $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$. Каждая точка выполнения задания представляет собой место, требующее вмешательства, например, при доставке или оценке обстановки на месте. Для целей данного исследования места выполнения задания рассматриваются как статичные в процессе планирования.

Задача динамического распределения сформулирована как проблема комбинаторной оптимизации, в которой набор T должен быть распределен между разнородным роом объектов $V = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$. Каждая задача V_i должна быть возложена только на один мобильный объект, а общая цель состоит в том, чтобы минимизировать затраты на выполнение миссии при соблюдении всех ограничений.

Цель оптимизации выражается следующим образом:

$$\min_X \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=0}^{n_i-1} d(P_{ij}, P_{i(j+1)}) \right), \quad (2.4.5)$$

где X представляет собой полное решение задачи, P_{ij} – местоположение j -й задачи назначенному АМО V_i (где P_{i0} обозначает базовую станцию), а d – евклидово расстояние между двумя точками.

Каждое решение должно соответствовать следующим условиям:

$$\bigcup_{i=1}^N T_i = T, \quad T_i \cap T_j = \emptyset \quad \forall i \neq j, i=1, \quad (2.4.6)$$

где T_i является обеспечением уникального назначения каждой задачи.

Для решения этой проблемы используется усовершенствованный генетический алгоритм EGA. Каждая частица в популяции кодирует возможное назначение задачи в виде последовательности индексов, разделенных в соответствии с назначениями АМО. Функция пригодности оценивает общую стоимость пути на основе уравнения (2.4.5):

- выбор проводится с использованием стратегии конкурентного отбора, чтобы продвигать объекты с более низкой стоимостью при сохранении генетического разнообразия;

- переход осуществляется путем частичного обмена подмножествами задач между двумя объектами. Для сохранения уникальности задач после перехода применяется механизм восстановления;

- трансформация включает случайную замену задач между АМО или перестановку задач в рамках маршрута одного объекта.

Чтобы динамически сбалансировать поиск и эксплуатацию, вероятность трансформации μ уменьшается в соответствии с выражением (2.4.7):

$$\mu(g) = \mu_0 \times \exp\left(-\alpha \frac{g}{G}\right). \quad (2.4.7)$$

где μ_0 – начальная вероятность трансформации, g – номер текущего поколения, G – максимальное число поколений, а α – коэффициент затухания.

Алгоритм EGA выполняется итеративно до тех пор, пока не будет выполнено условие завершения (например, достижение заданного числа поколений или наблюдение за сходимостью показателей). Благодаря этим усовершенствованиям алгоритм грамотно использует обширное и сложное пространство решений, присущее распределению задач между несколькими АМО, создавая высокоэффективные планы, которые сводят к минимуму продолжительность перемещения и энергопотребление.

2.4.3 Формирование траектории с помощью информированного подхода iRRT*

После динамического распределения задач каждый АМО должен проложить возможный маршрут, по которому он последовательно посещает назначенные ему места выполнения задач, избегая при этом препятствия [152]. Для эффективного планирования этих путей в условиях беспорядка и ограничений, а также группового управления обменом данными используется информированный подход iRRT* – усовершенствованное планирование на основе выборки, которое ускоряет сходимость, фокусируя усилия на поиске перспективных областей конфигурационного пространства.

Учитывая начальную точку $P_{нач.}$ и конечную точку $P_{кон.}$, задача состоит в том, чтобы найти траекторию, свободную от столкновений:

$$P = \{P_0, P_1, \dots, P_k\}, P_0 = P_{нач.}, P_k = P_{кон.}, \quad (2.4.8)$$

при соблюдении ограничения: $P_i \notin O, \forall i = 0, \dots, k$, где O обозначает множество областей препятствий.

Информированный подход iRRT* улучшает классический алгоритм RRT*, ограничивая выборку узлов эллипсоидальной областью после того, как найдено первоначальное приемлемое решение. Эта область определяется начальной и конечной позициями, минимально возможной стоимостью пути $c_{мин.}$ и текущей стоимостью наилучшего решения $c_{луч.}$:

$$X_{инф.} = \left\{ x \in R^2 \mid x - x_{нач.} \cdot x - x_{кон.} \leq c_{луч.} \right\}, \quad (2.4.9)$$

Это ограничение фокусирует выборку в областях, где вероятны улучшения текущего наилучшего пути, что значительно сокращает вычислительные затраты и повышает эффективность.

Для каждой пары последовательных заданий, назначенных АМО, вычисляется локальная траектория с использованием информированного подхода iRRT*. Затем путем обмена и объединения всей информации строится полный маршрут миссии для каждого объекта. Общая стоимость траектории для транспортного средства V_i выражается как:

$$C_i = \sum_{j=0}^{n_i-1} c(P_{ij}, P_{i(j+1)}). \quad (2.4.10)$$

где c обозначает функцию стоимости – евклидово расстояние между двумя последовательными путевыми точками.

Для повышения плавности траектории и соответствия реальным условиям применяется этап последующей обработки. Этот процесс устраняет лишние путевые точки и слегка сглаживает траекторию, сохраняя при этом возможность обхода препятствий. В результате получается траектория, которая является не только приемлемой с точки зрения безопасности и кинематики, но и практичной для использования автономными мобильными объектами. Используя информированный подход iRRT*, предлагаемая система обеспечивает эффективное и надежное формирование траектории, обеспечивая прочную основу для последующих этапов уточнения и выполнения траектории.

2.4.4 Оптимизация траектории с помощью стратегии CMA-ES

Как только будут сгенерированы возможные траектории, соединяющие назначенные точки задачи, начнется дальнейший этап оптимизации для повышения общей эффективности миссии. Важным фактором на этом этапе является порядок выполнения задач, поскольку он напрямую влияет на общее

пройденное расстояние, время выполнения задания и потребление энергии. Для решения этой проблемы используется эволюционная стратегия адаптации ковариационной матрицы, позволяющая оптимизировать последовательность выполнения задач для каждого объекта.

Задача оптимизации траектории для АМО V_i сформулирована как задача оптимизации перестановок, цель которой состоит в определении последовательности задач π_i , которая минимизирует общую стоимость траектории:

$$\min_{\pi_i} C_i(\pi_i) = \sum_{j=0}^{n_i-1} d(P_{\pi_i(j)}, P_{\pi_i(j+1)}), \quad (2.4.11)$$

где $\pi_i(j)$ указывает индекс j -й задачи в последовательности, а d обозначает евклидово расстояние между двумя последовательными местоположениями задач. Расчет проводился в АО «Научно-исследовательский институт механотронных технологий – Альфа – Научный центр».

Поскольку СМА-ES работает в непрерывном пространстве поиска, в то время как проблемная область дискретна (ввиду перестановок), применяется стратегия непрерывной релаксации. Каждое возможное решение кодируется в виде вещественного вектора, а порядок π_i определяется путем сортировки элементов вектора – сопоставления непрерывного представления с определенной перестановкой.

СМА-ES итеративно уточняет многомерное нормальное распределение в пространстве решений. Этот подход используется для адаптации ковариационной матрицы и вектора среднего значения на основе выбранных решений, что позволяет осуществлять эффективный поиск и эксплуатацию. В данном случае отбирается совокупность векторов отдельно для каждого поколения, далее они оцениваются с помощью $C_i(\pi_i)$ и в конечном итоге происходит обновление параметров m и C :

$$m_{g+1} = \sum_{k=1}^{\lambda} w_k x_k^{(g)}, \quad (2.4.12)$$

$$c_{g+1} = (1 - c_1 - c_\mu)C_g + c_1 p_c p_c^T + c_\mu \sum_{k=1}^{\mu} w_k (x_k^{(g)} - m_g)(x_k^{(g)} - m_g)^T. \quad (2.4.13)$$

где $x_k^{(g)}$ – выбранные потомки в поколении g , w_k – веса рекомбинации, а c_1 , c_μ – скорости обучения для обновлений первого ранга и μ -ранга. Траектории развития и коэффициенты обучения позволяют алгоритму динамически адаптировать свою стратегию выборки в зависимости от условий пригодности [49].

Процесс оптимизации продолжается до тех пор, пока не будет выполнен критерий остановки – например, не будет достигнуто максимальное количество поколений или не будет наблюдаться стагнация в повышении производительности [153-154]. Затем для восстановления траектории движения АМО используется окончательная оптимизированная последовательность задач π_i^* . Применяя СМА-ES для оптимизации последовательности выполнений задач АМО, система эффективно сокращает количество лишних путей, уменьшает продолжительность миссии и повышает эффективность траектории перемещения, тем самым повышая общую эффективность гибридной среды в различных операциях.

2.4.5 Интегрированная система группового управления обменом данными

Предлагаемая система начинается с определения набора областей препятствий O , мест выполнения задач T и базовой станции B . Первый этап включает в себя использование усовершенствованного генетического алгоритма для распределения набора задач среди разнородного роя V , состоящего из ВАМО U и НАМО Y , с целью максимизации общей эффективности миссии.

Как только динамическое распределение задач завершено, информированный подход iRRT* используется для генерации начальных траекторий без столкновений $P_i(t)$ для каждого объекта, обеспечивая соответствие пространственным ограничениям и особенностям АМО. За этим

следует применение стратегии CMA-ES, которая уточняет последовательность выполнения задачи π_i для каждого транспортного средства, чтобы минимизировать общее время выполнения миссии $T_{общ.}$ и совокупные затраты на маршрут или потребление энергии $\sum C(P_i)$. Затем окончательное решение проверяется на соответствие всем эксплуатационным ограничениям, включая минимальные безопасные расстояния $d_{безоп.}$, динамику АМО, энергетические ограничения E_i и полный охват задач.

Преимущество этого подхода заключается в структурированной интеграции специализированных компонентов, каждый из которых решает отдельную подзадачу:

- алгоритм EGA выполняет глобальное распределение задач, учитывая неоднородность роя, включая параметры, характерные для конкретного объекта (например, скорость, дальность перемещения, полезную нагрузку). Итоговые задания X могут служить исходными данными для следующих этапов планирования;

- информированный подход iRRT* действует как уровень технико-экономического обоснования, создавая пути обхода препятствий на основе объединенной информации, учитывающие ограничения окружающей среды и возможности движения АМО. Стоимость этих маршрутов также может использоваться для первоначальных оценок при распределении задач, хотя в текущей реализации эта обратная связь необязательна;

- стратегия CMA-ES выполняет локальную оптимизацию, точно настраивая порядок выполнения задач для каждого объекта, чтобы сократить количество лишних путей и повысить эффективность траектории. В основе оптимизации лежит базовая геометрия и, где это применимо, информация о возможностях подключения от iRRT*.

Такая последовательная декомпозиция – от глобального назначения задач до локального планирования траектории и уточнения ее параметров – позволяет

системе решать многомерные задачи мультиагентного планирования простым и масштабируемым способом.

На рисунке 2.10 представлена структурная схема алгоритмов группового управления обменом данными АМО.

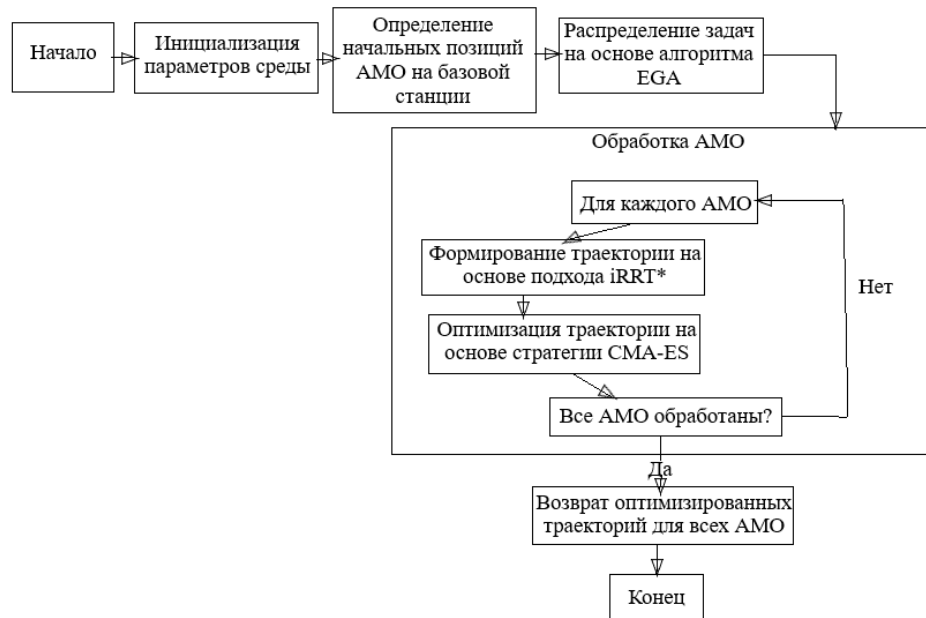


Рисунок 2.10 – Структурная схема алгоритмов группового управления обменом данными АМО

Система разработана для группового управления обменом данными между ВАМО и НАМО. При динамическом распределении задач алгоритм EGA учитывает уникальные возможности каждой платформы, позволяя ВАМО выполнять срочные доставки и поиск, в то же время, поручая НАМО более сложные задачи, требующие больших затрат времени. Это позволяет системе в полной мере использовать взаимодополняющие преимущества двух платформ, повышая адаптивность и эффективность выполнения задач.

Для правильного группового управления обменом данными между АМО в гибридной среде используется информированный подход iRRT*, который обеспечивает обход препятствий, в то время как неявное пространственно-временное устранение столкновений достигается за счет обеспечения безопасных границ разделения.

2.5 Математическое обеспечение сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов

2.5.1 Описание проблемы

Как показано на рисунке 2.11, один ВАМО и один НАМО назначаются для сбора данных из K сенсорных узлов.

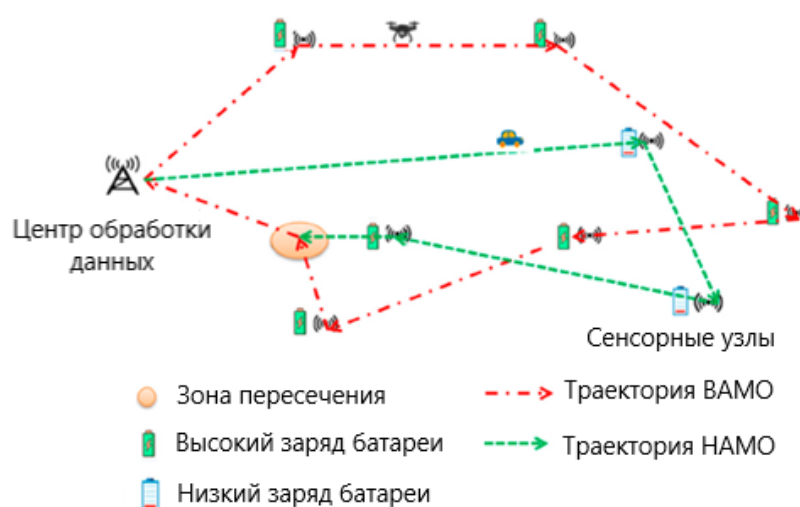


Рисунок 2.11 – Концептуальная модель системы сбора и обработки информации

Некоторые сенсорные сети не могут загружать данные из-за ограниченной мощности передачи и ограничений, связанных с минимальной безопасной высотой полета ВАМО. В данной работе рассматриваются две стратегии координации: без обмена информацией и с информационным взаимодействием. В рамках первой стратегии НАМО собирает данные из удалённых СУ (то есть таких, которые не могут напрямую передать данные ВАМО) и из части обычных СУ (которые могут загружать данные в ВАМО), тогда как сам ВАМО осуществляет сбор только из оставшихся СУ. После завершения миссии АМО возвращаются в центр обработки данных (ЦОД), не осуществляя обмена информацией между собой. Во второй стратегии НАМО собирает данные исключительно из удалённых СУ и передаёт собранную информацию в зоне

пересечения ВАМО, после чего именно ВАМО доставляет все данные (включая свои) обратно в ЦОД. Целью обеих стратегий является минимизация времени завершения миссии – времени, необходимого для доставки всех данных в ЦОД.

2.5.2 Предварительные критерии

Для проведения исследований необходимо задаться начальными условиями, а именно:

- ВАМО перемещается на фиксированной безопасной высоте;
- АМО отправляются из ЦОД с достаточным запасом энергии для завершения миссии;
- положение всех СУ, оставшийся энергетический ресурс и объём данных, подлежащих передаче, известны до начала выполнения задания;
- гибридная среда использует ортогональные частотные каналы. Сенсорные узлы активируются только при планировании передачи для экономии энергии.

Положения АМО во временном интервале n обозначаются как $q_{ВАМО}[n] = (x_{ВАМО}[n], y_{ВАМО}[n], H)^T$ и $q_{НАМО}[n] = (x_{НАМО}[n], y_{НАМО}[n], 0)^T$. Тогда траектории могут быть обозначены как $\{q_{ВАМО}[n]\}$ и $\{q_{НАМО}[n]\}$. Кроме того, местоположение каждого СУ известно заранее, а координаты узла s_k обозначаются как $w_k = (x_k, y_k, 0)^T$. Предполагается, что канал между СУ s_k и ВАМО является каналом прямой видимости. Усиление канала от СУ s_k к ВАМО:

$$h_{k, ВАМО}[n] = \frac{\rho_0}{q_{ВАМО} - w_k^2}, \quad \forall n, \quad (2.5.1)$$

где ρ_0 – коэффициент усиления мощности канала на опорном расстоянии 1 м. Тогда скорость передачи данных от СУ к ВАМО (в бит/с/Гц) может быть выражена следующим образом:

$$R_{k, BAMO}[n] = \log_2 \left(1 + \frac{P_k \rho_0}{\sigma^2 (q_{BAMO}[n] - w_k^2)^{\frac{\alpha_1}{2}}} \right), \forall n, \forall k, \quad (2.5.2)$$

где σ^2 – мощность аддитивного гауссовского белого шума, принимаемого приемником на расстоянии 1 м, P_k – мощность передачи, а α – показатель потерь сигнала. Аналогично, скорость загрузки с СУ на НАМО и скорость передачи с НАМО на ВАМО определяются выражениями с учётом соответствующих расстояний:

$$R_{k, HAMO}[n] = \log_2 \left(1 + \frac{P_k \rho_0}{\sigma^2 (q_{HAMO}[n] - w_k^2)^{\frac{\alpha_2}{2}}} \right), \forall n, \forall k, \quad (2.5.3)$$

$$R_{HAMO, BAMO}[n] = \log_2 \left(1 + \frac{P_{HAMO} \rho_0}{\sigma^2 (q_{HAMO}[n] - q_{BAMO}[n])^{\frac{\alpha_1}{2}}} \right), \forall n, \forall k, \quad (2.5.4)$$

Минимальная энергия, необходимая СУ s_k для передачи своих данных в ВАМО: $E_k^{min} = D_k P_k / R^{завис.}$, где $R^{завис.} = \log_2 (1 + P_k \rho_0 / \sigma^2 H^2)$, D_k – объем данных, передаваемых узлом s_k , а E_k – оставшаяся энергия СУ. Если $E_k < E_{min}$, то данные от СУ s_k могут быть собраны только НАМО.

Прослушивание в режиме ожидания – одна из главных причин потерь энергии в сенсорных сетях. Для борьбы с этим была предложена схема контроля режима сна и пробуждения [12], позволяющая регулировать соотношение между временем сна и активностью каждого узла. Обозначим бинарную переменную $a_{m,k} \in \{0,1\}$, $\forall u_m \in M$, $s_k \in K$, где $a_{m,k} = 1$, если СУ s_k активируется объектом u_m и передаёт ему данные; в противном случае – $a_{m,k} = 0$. Таким образом, можно определить множество $G_m = \{s_k | a_{m,k} = 1, \forall k\}$, $\forall m$, то есть множество узлов, обслуживаемых объектом u_m . Далее, введём $\Gamma_m = \{\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{|G_m|}\}$ – метки порядка

доступа к объекту u_m , что задаёт конкретную последовательность передачи: $(s_{\varepsilon_1}, \dots, s_{\varepsilon_{|G_m|}})$. Например, если $G_m = \{s_2, s_4, s_6\}$, а $\Gamma_m = \{4, 2, 6\}$, то порядок доступа будет (s_4, s_2, s_6) . Чтобы гарантировать успешную загрузку данных с учётом оставшегося запаса энергии, область допустимых местоположений объекта u_m определяется соответствующими энергетическими условиями:

$$q_{m,k}[t] \in \left\{ \frac{D_k P_k}{R_{k,m}} \leq E_k, s_k \in G_m, 0 \leq t \leq t_k \right\}. \quad (2.5.5)$$

2.5.3 Формулировка задачи

Задача заключается в совместной оптимизации связи между СУ и гетерогенными АМО, а также их траекторий, с целью минимизации общего времени выполнения миссии. Обозначим это время как T_k . При использовании стратегии без обмена информацией:

$$\min_{\{a_{k,m}\}, \{q_m[n]\}, \{\Gamma_m\}} T_k, \quad (2.5.6)$$

$$\frac{q_m[n+1] - q_m[n]}{\delta_t} \leq V_{max}^m, \forall m, \quad (2.5.7)$$

$$a_{m,k} \in \{0, 1\}, \forall k, m, \quad (2.5.8)$$

$$\sum_{m=1}^M a_{k,m} = 1, \forall k, \quad (2.5.9)$$

$$q_{m,k}[t] \in \left\{ \frac{D_k P_k}{R_{k,m}} \leq E_k, s_k \in G_m, 0 \leq t \leq t_k \right\}, \forall k, m, \quad (2.5.10)$$

$$\sum_{t=0}^{t_k} R_{k,m}(t) \geq D_k, \forall k, m. \quad (2.5.11)$$

где V_{max}^m – максимальная скорость перемещения u_m , $M = \{u_m, 1 \leq m \leq 2\}$ – набор ВАМО и НАМО.

Целевая функция задачи (уравнение 2.5.6) отражает стремление минимизировать общее время доставки данных в ЦОД. Ограничение (2.5.9) указывает, что каждому СУ может быть назначено только один объект – либо ВАМО, либо НАМО. Ограничения (2.5.10) и (2.5.11) обеспечивают, что запас энергии СУ будет достаточным для успешной передачи данных. Из-за наличия целочисленных переменных и дискретного характера порядка доступа Γ_m , задача относится к классу NP-сложных.

Дальнейшие исследования предлагаемого решения путем представления алгоритмов работы и проведения имитационного моделирования представлены в главах 3-4.

2.6 Выводы

В данной главе представлено математическое обеспечение процессов группового управления информационным взаимодействием нестационарных автономных объектов, а именно – были рассмотрены различные структуры, системы, стратегии и модели.

1. Рассматривается механизм распределенного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта. Для определения местоположения и скорости были использованы наблюдатели, что позволило получить комплексной информации о состоянии ведущего и ведомых АМО. Для устранения динамической неопределенности использовалась технология нейронной сети с радиальной базисной функцией, что улучшило адаптивность и надежность подсистемы.

2. Представлена децентрализованная структура группового управления локальным информационным взаимодействием. В результате организован распределенный обмен информацией и увеличена вероятность избегания столкновений в единой точке. Для гарантированного одновременного прибытия АМО были интегрированы алгоритмы планирования перемещений и контроля

скорости, что позволило лучше справляться с воздействием неблагоприятных факторов (например, ошибок на маршруте и неожиданных препятствий).

3. Разработана система группового управления положением АМО, которая учитывает множество целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий, для организации распределенного взаимодействия АМО. Для улучшения характеристик роя интегрирован адаптивный оператор трансформации. Также выведены аналитические формулы на основе представления Денавита-Хартенберга, что позволило повысить эффективность и точность оценки траекторий.

4. Для совместных операций гибридной среды представлена улучшенная стратегия распределения задач на основе генетических алгоритмов, позволяющая динамически распределять задачи между разнородными группами ВАМО и НАМО. Это значительно повысило эффективность выполнения задач и межплатформенную координацию.

Интегрированная система группового управления обменом данными состоит из:

- усовершенствованного генетического алгоритма, который выполняет глобальное распределение задач, учитывая неоднородность роя, включая параметры, характерные для конкретного АМО (например, скорость, дальность перемещения, полезную нагрузку);

- информированного подхода iRRT*, который создает пути обхода препятствий, учитывающие ограничения окружающей среды и возможности движения АМО. Стоимость этих маршрутов может использоваться для первоначальных оценок при распределении задач, хотя в текущей реализации эта обратная связь необязательна;

- эволюционной стратегии адаптации ковариационной матрицы CMA-ES, выполняющей локальную оптимизацию, точно настраивая порядок выполнения задач для каждого объекта, чтобы повысить эффективность траектории.

5. Описана математическая модель гибридной системы сбора и обработки информации АМО и рассмотрены две стратегии координации: без обмена информацией и с информационным взаимодействием. Сформулирована задача совместной оптимизации связи между сенсорными узлами БСС и гетерогенными АМО, а также их траекторий, с целью минимизации общего времени выполнения миссии. Заданы начальные условия и ограничения, накладываемые на АМО и СУ.

ГЛАВА 3. АЛГОРИТМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ НЕСТАЦИОНАРНЫХ АВТОНОМНЫХ ОБЪЕКТОВ

3.1. Структура данных подсистемы АМО с применением технологий искусственного интеллекта

Рассмотрим нелинейную функцию и введем подходящие структуры нейронных сетей, необходимые для эффективного распределенного межобъектного взаимодействия АМО [140-141] (рисунок 3.1).

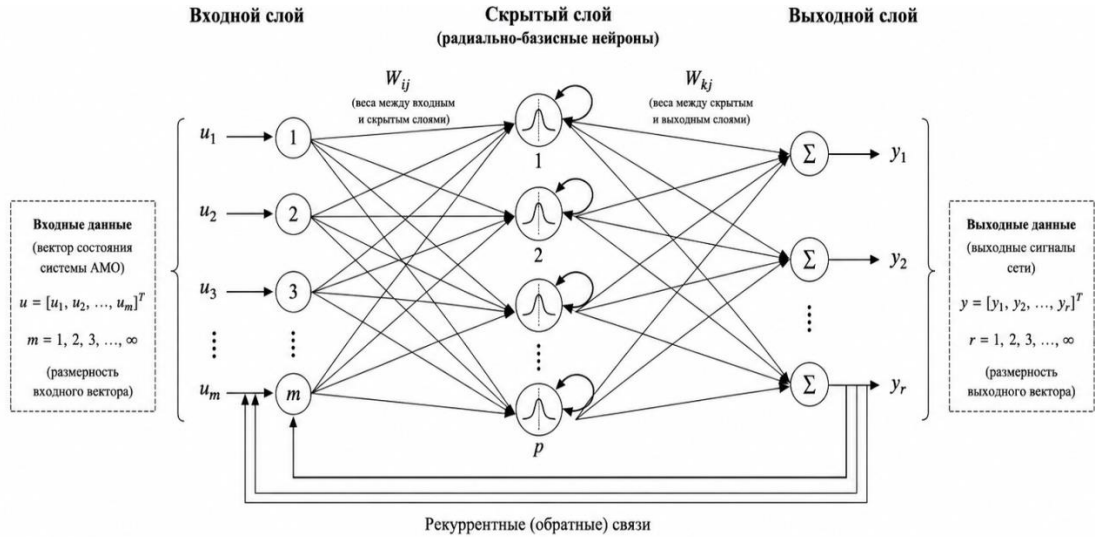


Рисунок 3.1 – Структура рекуррентных нейронных сетей

Нелинейная функция $f_i(x_i, v_i)$ является неизвестной и непрерывной, что приводит к образованию компактного множества $\Omega_i \in \mathbb{R}^2$ для $[x_i^T, v_i^T]^T \in \Omega_i$. Представим эту функцию, используя её НС-аппроксимацию:

$$f_i(x_i, v_i) = W_i^{*T} \Phi_i(x_i, v_i) + b_i(x_i, v_i), \quad (3.1.1)$$

где $W_i^* \in \mathbb{R}^{q_i \times N}$ – это вес матрицы с количеством нейронов q_i , $\Phi_i(x_i, v_i) \in \mathbb{R}^{q_i}$ является основной векторной функцией, переменная $b_i(x_i, v_i) \in \mathbb{R}^N$ описывает аппроксимацию ошибки $b_i(x_i, v_i) \leq \delta_i$, а δ_i – постоянная величина.

Рассмотрим u_i для каждого агента $i (i \in \{1, 2, \dots, N\})$ согласно выражению (2.1.9). Так как в матрице (2.1.2) идеальная весовая матрица W_i^* является неизвестной постоянной, то она недоступна для фактического проектирования. Возьмем оценку $W_i(t)$ идеального веса W_i^* , тогда:

$$u_i(t) = -\gamma_x e_{xi}(t) - \gamma_v e_{vi}(t) - W_i^T(t) \times \Phi_i(x_i, v_i), i = 1, 2, \dots, N, \quad (3.1.2)$$

где $\gamma_x > 0, \gamma_v > 0$ являются расчетными постоянными, а $W_i(t) \in \mathbb{R}^{m \times N}$ – это оценка W_i^* .

Закон обновления НС для настройки W_i^* имеет вид:

$$\dot{W}_i(t) = \Gamma_i(\Phi_i(x_i, v_i)(e_{xi}(t) + e_{vi}(t))^T - \sigma_i W_i(t)), i = 1, 2, \dots, N, \quad (3.1.3)$$

где $\Gamma_i \in \mathbb{R}^{m \times m}, m = N - 1$ описывает положительно определенную матрицу, а $\sigma_i > 0$ является расчетной постоянной.

Рассмотрим динамическую подсистему согласно теории устойчивости по Ляпунову:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) = f(x_i, v_i) + u_i(t) \end{cases}, t > 0, \quad (3.1.4)$$

При условии существования скалярной функции $V(x)$ точка равновесия $x^* = 0$ устойчива и $f(x_0, v_0) = \varepsilon_i(0)$. Эта функция имеет непрерывную производную первого порядка и соответствует $V(0) = 0$, при этом любая ненулевая точка x в пространстве состояний удовлетворяет следующие условия:

1. Функция $V(x)$ является положительной;
2. Функция $\dot{V}(x)$ является отрицательной;
3. При $t \rightarrow \infty, V \rightarrow \infty$.

Соответственно, стабильность подсистемы обеспечивается в случае, когда исходная точка сбалансирована в широком диапазоне значений, которые становятся все более стабильными.

В сценарии применения нелинейной подсистемы координация роя выполняется согласно закону обновления веса НС, при этом постоянные выбираются следующим образом:

$$\gamma_x > 1, \gamma_v > 1.5 + 1/2 \left(\lambda_{\min}^L \right)^2, \gamma_x + \gamma_v > \frac{1}{\lambda_{\min}^L}, \quad (3.1.5)$$

где $\lambda_{\min}^L$ представляет собой минимальное собственное значение матрицы Лапласа L .

Для доказательства устойчивости нелинейной подсистемы АМО применим теорию Ляпунова:

$$V(t) = \frac{1}{2} z^T(t) \left(\begin{bmatrix} (\gamma_x + \gamma_v) \hat{L} \hat{L} & \hat{L} \\ \hat{L} & \hat{L} \end{bmatrix} \otimes I_N \right) \times z(t) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \text{Tr} \left\{ \hat{W}_i^T(t) \Gamma_i^{-1} \hat{W}_i(t) \right\}, \quad (3.1.6)$$

где $\hat{L} = L + D$, а $W_i(t) = \hat{W}_i(t) - W_i^*$.

С учетом выражения (3.1.2) $(\gamma_x + \gamma_v) \hat{L} \hat{L} - \hat{L} > 0$, можно утверждать, что матрица $\begin{bmatrix} (\gamma_x + \gamma_v) \hat{L} \hat{L} & \hat{L} \\ \hat{L} & \hat{L} \end{bmatrix}$ является положительно определенной. В этом случае функцию $V(t)$ можно рассматривать как функцию Ляпунова при условии, что $V(t) > 0$.

Производная функции $V(t)$ по времени будет иметь следующий вид:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & z^T(t) \left(\begin{bmatrix} (\gamma_x + \gamma_v) \hat{L} \hat{L} & \hat{L} \\ \hat{L} & \hat{L} \end{bmatrix} \otimes I_N \right) \times \begin{bmatrix} z_v(t) \\ u + F(z) - h(t) \otimes I_N \end{bmatrix} + \\ & + \sum_{i=1}^N \text{Tr} \left\{ \hat{W}_i^T(t) \right\} \times \left(\Phi_i(x_i, v_i) \times (e_{xi}(t) + e_{vi}(t))^T - \sigma_i W_i(t) \right), \end{aligned} \quad (3.1.7)$$

При $e_x(t) = \hat{L} z_x(t)$, $e_v(t) = \hat{L} z_v(t)$:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & \sum_{i=1}^N \left((\gamma_x + \gamma_v) e_{xi}^T(t) e_{vi}(t) + e_{vi}^T(t) \times z_{vi}(t) \right) + \sum_{i=1}^N \left(e_{xi}^T(t) + e_{vi}^T(t) \right) \times \\ & \times \left(u_i + f(x_i, v_i) - h(t) \right) + \sum_{i=1}^N \text{Tr} \left\{ \hat{W}_i^T(t) \left(\Phi_i(x_i, v_i) (e_{xi}(t) + e_{vi}(t))^T - \sigma_i W_i(t) \right) \right\}, \end{aligned} \quad (3.1.8)$$

С учетом аппроксимации нейронной сетью:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & \sum_{i=1}^N \left((\gamma_x + \gamma_v) e_{xi}^T(t) e_{vi}(t) + e_{vi}^T(t) \times z_{vi}(t) \right) + \sum_{i=1}^N \left(e_{xi}^T(t) + e_{vi}^T(t) \right) \times \\ & \times \left(-\gamma_x e_{xi}(t) - \gamma_v e_{vi}(t) - W_i^T(t) \Phi_i(x_i, v_i) + W_i^{*T} \Phi_i(x_i, v_i) + b_i(x_i, v_i) - h(t) \right) + \\ & + \sum_{i=1}^N \text{Tr} \left\{ \hat{W}_i^T(t) \Phi_i(x_i, v_i) (e_{xi}(t) + e_{vi}(t))^T - \sigma_i \hat{W}_i^T(t) W_i(t) \right\}, \end{aligned} \quad (3.1.9)$$

При $\hat{W}_i(t) = W_i(t) - W_i^*$:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & -\sum_{i=1}^N \gamma_x e_{xi}^T(t) e_{xi}(t) - \sum_{i=1}^N \gamma_v e_{vi}^T(t) e_{vi}(t) + \sum_{i=1}^N e_{vi}^T(t) z_{vi}(t) - \\ & - \sum_{i=1}^N \left(e_{xi}^T(t) + e_{vi}^T(t) \right) \hat{W}_i^T(t) \times \Phi_i(x_i, v_i) + \sum_{i=1}^N \left(e_{xi}^T(t) + e_{vi}^T(t) \right) b_i(x_i, v_i) - \\ & - \sum_{i=1}^m \left(e_{xi}^T(t) + e_{vi}^T(t) \right) h(t) + \sum_{i=1}^N \text{Tr} \left\{ \Phi_i(x_i, v_i) \right\} \times W_i^T(t) (e_{xi}(t) + e_{vi}(t)) - \\ & - \sum_{i=1}^m \text{Tr} \left\{ \sigma_i \hat{W}_i^T(t) W_i(t) \right\}, \end{aligned} \quad (3.1.10)$$

Таким образом, получим:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) \leq & - \left(\frac{\lambda_{min}^a}{\lambda_{max}^b} \right) z^T(t) \left(\begin{bmatrix} (\gamma_x + \gamma_v) \hat{L} \hat{L} & \hat{L} \\ \hat{L} & \hat{L} \end{bmatrix} \otimes I_N \right) \times \\ & \times z(t) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \frac{\sigma_i}{\Gamma_i^{-1}} \text{Tr} \left\{ \hat{W}_i^T(t) \times \Gamma_i^{-1} \hat{W}_i(t) \right\} + c, \end{aligned} \quad (3.1.11)$$

где λ_{min}^a представляет собой минимальное собственное значение матрицы a , а λ_{min}^b является максимальным собственным значением матрицы b .

Выражения, описанные выше, можно более кратко переписать следующим образом:

$$\dot{V}(t) \leq -aV(t) + c. \quad (3.1.12)$$

где переменные a и c являются постоянными. При этом, если $t \rightarrow \infty$, $\dot{V}(t) \rightarrow \infty$, то $V(t) \rightarrow \infty$.

Таким образом, из выражений (3.1.2) и (3.1.4) видно, что за счет использования весового закона НС удалось добиться стабильности и надежности подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО.

3.2 Алгоритмизация системы группового управления положением автономных мобильных объектов

Реализация предлагаемого подхода представлена в алгоритме 3.1, включающем все ключевые компоненты, разработанные в рамках данной работы.

Алгоритм 3.1. Система группового управления положением АМО

/ Инициализация */*

1. Загрузить карту местности и начальные данные;
2. Инициализировать параметры роя: w – инерционный вес, c_1 и c_2 – коэффициенты когнитивной и социальной составляющих;
3. Установить параметры гиперсети: число делений M , коэффициент масштабирования k , коэффициент трансформации Δ ;
4. Для каждого объекта i в рое:
 - а) Сгенерировать случайную траекторию Γ_i^0 ;
 - б) Получить декартово представление X_i^0 из Γ_i^0 ;
 - в) Оценить целевые функции $F_j(X_i^0)$;
 - г) Установить $pbest_i$ как лучшее найденное решение;
5. Инициализировать хранилище недоминируемых решений P ;
6. Построить гиперсеть и определить координаты c_i для всех решений в P (уравнение (2.3.15));

/ Основной цикл оптимизации */*

7. Повторять до достижения максимального количества итераций:
 - а) Для каждого объекта i :

- i. Выбрать лидера из хранилища P (уравнение (2.3.17));
- ii. Обновить скорость v_i^t и траекторию Γ_i^t (уравнение (2.3.18));
- iii. Преобразовать Γ_i^t в декартово представление X_i^t (уравнения (2.3.21-2.3.24));
- iv. Повторно вычислить $F_i(X_i^t)$ (уравнения (2.3.3-2.3.9));
- v. Обновить $pbest_i$ при необходимости;
- vi. Применить трансформацию (уравнение (2.3.25));
- б) Обновить хранилище P и координаты гиперсети (уравнение (2.3.15));
- /* Завершение */
- 8. Принять хранилище P как Парето-оптимальный фронт P^* ;
- 9. Сгенерировать финальные траектории из недоминируемых решений P^* .

В отличие от традиционного PSO, предлагаемый многокритериальный алгоритм содержит следующие расширения:

- использование навигационных переменных вместо декартовых координат;
- поддержка многокритериального поиска с хранением и обновлением недоминируемых решений в специальном хранилище;
- внедрение гиперсети для оценки плотности распределения решений;
- адаптивный выбор лидеров на основе оценки «перенаселенности» гиперкубов;
- механизм адаптивной трансформации, направленный на расширение охвата пространства решений.

Поиск продолжается до достижения заданного количества итераций. На выходе формируется набор решений, лежащих во фронте Парето, каждое из которых соответствует допустимой и оптимизированной траектории перемещения АМО.

3.3 Алгоритмизация сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов

В рамках данной работы предлагается система, при которой разнородные АМО осуществляют сбор данных только во время нахождения в непосредственной близости к СУ. Для данного режима пребывания, с целью нахождения оптимальных точек остановки рядом с СУ и определения последовательности доступа ко всем точкам, предлагается энергоэффективный алгоритм, опирающийся на задачу коммивояжера по минимизации времени, а также методы выпуклой оптимизации.

Пусть начальная и конечная точки миссии определяются как $q_{\varepsilon_0} = q_{\varepsilon_{|G_m|+1}} = q_I$. Время завершения миссии состоит из времени перемещения и времени сбора данных. Поскольку используется режим пребывания, эти временные затраты касаются исключительно стоянок. Чтобы минимизировать время перемещения, АМО двигаются между точками стоянки с максимально возможной скоростью. Общая продолжительность перемещения и пребывания определяется как $T_m^f = \sum_{l=1}^{|G_m|+1} q_{\varepsilon_l} - q_{\varepsilon_{l-1}} / V_{max}^m$, $T_m^h = \sum_{l=1}^{|G_m|} \tau_l^h$, где $\tau_l^h = D_l / R_{m,l}$ – это время, необходимое на сбор данных с СУ s_l , где $1 \leq l \leq |G_m|$.

3.3.1 Алгоритм оптимизации для стратегии 1

Данная задача разбивается на два этапа. На первом этапе устанавливаются связи между СУ $\{G_m\}$ и порядок доступа $\{\Gamma_m\}$ посредством решения уравнения (3.3.1). На втором этапе, основываясь на полученных $\{G_m\}$ и $\{\Gamma_m\}$, осуществляется оптимизация точек стоянки q_{ε_l} с целью минимизации общего времени завершения миссии.

3.3.1.1 Определение объединений СУ и порядка доступа

На первом этапе, при фиксированном значении $\{q_{\varepsilon_l}^0\} = \{w_{\varepsilon_l}\}$, задача формулируется следующим образом:

$$\min_{\{a_{m,k}\}, \{G_m\}, \{\Gamma_m\}} T_k, \quad (3.3.1)$$

$$T_m^f + T_m^h \leq T_k, \quad \forall m, \quad (3.3.2)$$

$$K_{HAMO} \in G_{HAMO} \in K. \quad (3.3.3)$$

Определить объединения СУ и порядок доступа можно путем решения задачи коммивояжера по минимизации времени. Хотя данная задача относится к классу NP-сложных, существует множество эффективных приближенных методов решения, включая генетические алгоритмы [79].

3.3.1.2 Оптимизация траектории гибридной среды

Так как τ_l^h является невыпуклой функцией, то и сумма этих функций также невыпукла. Таким образом, уравнение (2.5.6) представляет собой невыпуклую задачу оптимизации. Для её решения вводятся релаксационные переменные $\{z_l\}$.

$$B \log_2 \left(1 + \frac{\gamma \varepsilon_l}{q_{\varepsilon_l} - w_{\varepsilon_l}^2} \right) \geq z_{\varepsilon_l}, \quad \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \quad \forall m, \quad (3.3.4)$$

Левая часть ограничения (3.3.4) – выпуклая функция, а, следовательно, всё ограничение (3.3.4) – невыпуклое. С помощью разложения Тейлора первого порядка левая часть выражения аппроксимируется вогнутой нижней границей с использованием локальной точки $q_{\varepsilon_l}^r$ [94].

$$R_{\varepsilon_l} \geq A_{\varepsilon_l}^r - I_{\varepsilon_l}^r \left(q_{\varepsilon_l} - w_{\varepsilon_l}^2 - q_{\varepsilon_l}^r - w_{\varepsilon_l}^2 \right) \square R_{\varepsilon_l}^{lb}, \quad (3.3.5)$$

$$A_{\varepsilon_l}^r = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{\varepsilon_l} \rho_0}{\sigma^2 (H^2 + q_{\varepsilon_l}^r - w_{\varepsilon_l}^2)^{\frac{\alpha_1}{2}}} \right), \quad (3.3.6)$$

$$I_{\varepsilon_l}^r = \frac{(\alpha_1 / 2) P_{\varepsilon_l} \rho_0 \log_2 e}{\sigma^2 (q_{\varepsilon_l}^r - w_{\varepsilon_l}^2) \left((q_{\varepsilon_l}^r - w_{\varepsilon_l}^2)^{\frac{\alpha_1}{2}} + \frac{P_{\varepsilon_l} \rho_0}{\sigma^2} \right)}, \quad (3.3.7)$$

Получаем линейную функцию $R_{\varepsilon_l}^{lb}$, одновременно выпуклую и вогнутую. Уравнение выполняется при $q_{\varepsilon_l} = q_{\varepsilon_l}^r$, при этом $R_{\varepsilon_l}^{lb}$ обладает таким же градиентом, как и R_{ε_l} . Для заданной точки $\{q_{\varepsilon_l}^r\}$ уравнение аппроксимируется, и в итоге задача становится выпуклой и может быть эффективно решена стандартными средствами выпуклой оптимизации, такими как CVX [24].

$$\min_{\{a_{m,k}\}, \{G_m\}, \{\Gamma_m\}, \{z_l\}} T_k, \quad (3.3.8)$$

$$T_m^f + T_m^h \leq T_k, \quad \forall m, \quad (3.3.9)$$

$$\frac{P_{\varepsilon_l} D_{\varepsilon_l}}{z_{\varepsilon_l}} \leq E_{\varepsilon_l}, \quad \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \quad \forall m, \quad (3.3.10)$$

$$\tau_{\varepsilon_l}^h \geq \frac{D_{\varepsilon_l}}{z_{\varepsilon_l}}, \quad \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \quad \forall m, \quad (3.3.11)$$

$$R_{\varepsilon_l}^{lb} \geq z_{\varepsilon_l}, \quad \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \quad \forall m. \quad (3.3.12)$$

Оригинальную невыпуклую задачу можно решить итеративно, применяя метод последовательных выпуклых приближений [43], обновляя $\{q_{\varepsilon_l}^r\}$ на каждой итерации до достижения сходимости. Общий алгоритм стратегии 1 представлен ниже.

Алгоритм 3.2. Общий алгоритм для стратегии 1

1. Инициализировать $\{q_{\varepsilon_l}^0\} = \{w_{\varepsilon_l}\}$;
2. Решить (3.3.1) с использованием генетического алгоритма для получения $\{G_m\}$ и $\{\Gamma_m\}$;

3. Установить $r \leftarrow 0$, $\{q_{\varepsilon_l}^r\} \leftarrow \{q_{\varepsilon_l}^0\}$;
4. Пока $(Obj(r) - Obj(r-1)) \leq tol$ выполнять:
5. С учётом $\{q_{\varepsilon_l}^r\}$ решить (3.3.8) и обозначить результат как $\{q_{\varepsilon_l}^{r+1}\}$;
6. Обновить $\{q_{\varepsilon_l}^r\} \leftarrow \{q_{\varepsilon_l}^{r+1}\}$, $r \leftarrow r + 1$;
7. Завершить цикл.

3.3.2 Алгоритм оптимизации для стратегии 2

Для стратегии 2 предполагается, что $G_{HAMO} = K_{HAMO} G_{BAMO} = K - G_{BAMO}$. Задача делится на три этапа. Первый – определение порядка доступа $\{\Gamma_m\}$. Второй – определение точек взаимодействия $\{q_c^m\}$. Порядок доступа и точки пересечения уточняются итеративно. Третий этап – оптимизация стоянок $\{q_{\varepsilon_l}\}$ и взаимодействий $\{q_c^m\}$. Общее время завершения миссии:

$$T_K = T_{BAMO} = \max\{T_c^{BAMO}, T_c^{HAMO}\} + \tau_{HAMO}^h + \frac{q_c^{BAMO} - q_I}{V_{max}^{BAMO}}, \quad (3.3.13)$$

$$T_c^m = \frac{q_c^m - q_{\varepsilon_m, |G_m|} + \sum_{l=1}^{|G_m|} q_{\varepsilon_m, l} - q_{\varepsilon_m, l-1}}{V_{max}^m} + \sum_{l=1}^{|G_m|} \tau_l^h, \quad \forall m, \quad (3.3.14)$$

$$\tau_{HAMO}^h = \sum_{l=1}^{|G_{HAMO}|} D_l / R_{HAMO, BAMO}. \quad (3.3.15)$$

3.3.2.1 Определение объединений СУ и порядка доступа

На первом этапе порядок доступа находится через решение задачи коммивояжера по $\varepsilon_{|G_m|}$. Используются стандартные методы, включая генетические алгоритмы.

3.3.2.2 Определение точек взаимодействия

На втором этапе точки взаимодействия между гетерогенными АМО определяются с использованием результатов первого этапа. Так как ограничение (3.3.15) является выпуклым, аналогично решению задачи (3.3.8), вводятся релаксационные переменные x и производится разложение Тейлора для $R_{HAMO, BAMO}$. Нижняя аппроксимация $R_{HAMO, BAMO}^{lb}$ вычисляется в заданной локальной точке $(q_c^m)^r$. Получаем выпуклую задачу, которую можно эффективно решать стандартными методами.

$$\min_{\{q_c^m\}, x} T_{BAMO}, \quad (3.3.16)$$

$$\{T_c^{BAMO}, T_c^{HAMO}\} + \tau_{HAMO}^h + \frac{q_c^{BAMO} - q_l}{V_{max}^{BAMO}} \leq T_{BAMO}, \quad (3.3.17)$$

$$\tau_{HAMO}^h \geq \sum_{l=1}^{|G_{HAMO}|} \frac{D_l}{x}, \quad (3.3.18)$$

$$R_{HAMO, BAMO}^{lb} \geq x. \quad (3.3.19)$$

3.3.2.3 Оптимизация траектории гибридной среды и точек взаимодействия АМО

Оптимальные значения $\{q_{\varepsilon_l}\}$ и $\{q_c^m\}$ находятся на третьем этапе. Вводятся релаксации x , c_k и применяется разложение Тейлора для $R_{HAMO, BAMO}$ и R_{ε_l} в локальных точках $\{(q_c^m)^r\}$ и $\{q_k^r\}$.

$$\min_{\{q_c^m\}, \{q_k^r\}, \{c_k\}, x} T_{BAMO}, \quad (3.3.20)$$

$$P_{\varepsilon_l} \tau_{\varepsilon_l}^h \leq E_{\varepsilon_l}, \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \forall m, \quad (3.3.21)$$

$$\tau_{\varepsilon_l}^h \geq \frac{D_{\varepsilon_l}}{c_{\varepsilon_l}}, \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \forall m, \quad (3.3.22)$$

$$R_{\varepsilon_l}^{lb} \geq c_{\varepsilon_l}, \forall s_{\varepsilon_l} \in G_m, \forall m. \quad (3.3.23)$$

Полученная задача является выпуклой и решается инструментами выпуклой оптимизации. Общий алгоритм стратегии 2 приведён ниже.

Алгоритм 3.3. Общий алгоритм для стратегии 2

1. $k_{HAMO} = 1, T = \infty$;
2. **Пока** $(k_{HAMO} \leq |G_{HAMO}|)$ **выполнять:**
3. $k_{HAMO} = 1$
4. **Пока** $(k_{BAMO} \leq |G_{BAMO}|)$ **выполнять:**
5. $\varepsilon_{|G_{HAMO}|} \leftarrow G_{HAMO}(k_{HAMO})$;
6. $\varepsilon_{|G_{BAMO}|} \leftarrow G_{BAMO}(k_{BAMO})$;
7. Решить задачу коммивояжера с помощью генетического алгоритма и получить $\{\Gamma_m\}$;
8. Подставить $\{\Gamma_m\}$, $(q_c^m)^0 \leftarrow w_{\varepsilon_{|G_{HAMO}|}}$ и найти $\{q_c^m\}$, решив выпуклую задачу (3.3.16);
9. **Если** $T_{BAMO} < T$ **выполнять:**
10. Обновить: $T \leftarrow T_{BAMO}$, $(q_c^m)^0 \leftarrow \{q_c^m\}$, $\{\Gamma_m^0\} \leftarrow \{\Gamma_m\}$;
11. **Завершить цикл.**
12. $k_{BAMO} \leftarrow k_{BAMO} + 1$;
13. **Завершить цикл.**
14. $k_{HAMO} \leftarrow k_{HAMO} + 1$;
15. **Завершить цикл.**
16. Подставить $(q_c^m)^0$ и $\{\Gamma_m^0\}$ в выражение (3.3.20) и получить $\{q_{\varepsilon_l}\}$ и $\{q_c^m\}$.

3.3.3 Алгоритм принятия решения

На основе вышеописанных алгоритмов предлагается система принятия решения для уравнения (2.5.6).

Алгоритм 3.4. Общий алгоритм принятия решения

1. Инициализировать $\{q_{\varepsilon_{m,l}}^0\} = \{w_{\varepsilon_{m,l}}\}$;
2. Решить выражение (3.3.1) с использованием генетического алгоритма и получить $T_{НАМО}$ и $T_{ВАМО}$;
3. Если $T_{НАМО} \leq T_{ВАМО} + (\tau_{НАМО}^h)_{min}$ **выполнять:**
4. Применить алгоритм 3.2;
5. Иначе
6. Применить алгоритм 3.3;
7. Завершить цикл.

Таким образом, решив уравнение (3.3.1), получаем времена $T_{НАМО}$ и $T_{ВАМО}$. Если $T_{ВАМО} \leq T_{НАМО} + (\tau_{НАМО}^h)_{min}$, тогда ВАМО не требуется получать данные от НАМО, и применяется стратегия 1, где $(\tau_{НАМО}^h)_{min}$ – это минимальное время, за которое НАМО передает данные ВАМО. В противном случае, если $T_{НАМО} > T_{ВАМО} + (\tau_{НАМО}^h)_{min}$ и $G_{НАМО,k} = K_{НАМО}$, тогда выбирается стратегия 2.

3.4 Выводы

Данная глава посвящена исследованию и разработке алгоритмов и структур данных систем группового управления информационным взаимодействием АМО.

1. Введены подходящие структуры данных нейронных сетей, необходимые для эффективного распределенного межобъектного взаимодействия АМО. За счет использования весового закона удалось добиться стабильности и надежности

подсистемы АМО. Важным аспектом исследований являлось достижение необходимых условий для обеспечения взаимодействия АМО.

2. Представлен алгоритм системы группового управления положением нестационарных автономных объектов. Маршрут планируется как задача многокритериальной оптимизации с использованием набора целевых функций, отражающих условия оптимальности и безопасности координации АМО. Предлагаемый подход применяется для минимизации этих функций посредством поиска оптимальности по Парето. В алгоритме реализовано новое представление траекторий, позволяющее учитывать динамические возможности и организовать распределенное взаимодействие АМО. Кроме того, используется адаптивный механизм трансформации, направленный на расширение охвата пространства решений и получение более эффективных траекторий.

3. Реализованы две стратегии взаимодействия нестационарных автономных объектов и сенсорных узлов в БСС. В рамках первого подхода наземные средства собирают данные из удалённых СУ и из части обычных СУ, тогда как сами ВАМО осуществляют сбор только из оставшихся СУ. После завершения миссии все АМО возвращаются в ЦОД, не осуществляя обмена информацией между собой. Во второй стратегии НАМО собирают данные исключительно из удалённых СУ и передают собранную информацию в зоне пересечения, после чего ВАМО доставляют все данные обратно в ЦОД.

4. Разработана система, при которой разнородные АМО осуществляют сбор данных только во время нахождения в непосредственной близости к СУ. Для данного режима пребывания, с целью нахождения оптимальных точек остановки рядом с СУ и определения последовательности доступа ко всем точкам, реализован энергоэффективный алгоритм принятия решения взаимодействия, основанный на многоэтапном объединении сенсорных узлов и комбинировании методов выпуклой оптимизации и генетического алгоритма.

ГЛАВА 4. АПРОБАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ АВТОНОМНЫХ МОБИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

4.1. Исследование подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта

Рассмотрим подсистему, которая состоит из 16 мобильных агентов:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = v_i(t) \\ v_i(t) = u_i + \begin{bmatrix} x_{i1} + \alpha_i \cos^2(x_{i1} v_{i1}) \\ v_{i2} + \beta_i \sin^2(x_{i2} v_{i2}) \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (4.1.1)$$

где $x_i(t) = [x_{i1}, x_{i2}]$ представляет собой положение в направлении (x, y) , $v_i(t) = [v_{i1}, v_{i2}]^T$ описывает скорость в направлении (x, y) , $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{16}]^T$, а $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{16}]^T$.

Исходные данные выглядят следующим образом:

$$x_i(0) = [4; 6]^T, [5; 5; 1]^T, [2; 5; 5]^T, [8; 2]^T, [6; 5; 5; 5]^T, [1; 5; 4]^T, [1; 5; 6; 5]^T, [5; 6]^T, \\ [2; 7]^T, [6; 5]^T, [9; 7; 5]^T, [4; 5]^T, [3; 5; 4]^T, [5; 3; 5]^T, [1; 5; 2; 5]^T, [4; 7]^T.$$

$$v_i(0) = [5; 5]^T, [2; 3; 5]^T, [1; 5; 5]^T, [2; 6; 5]^T, [7; 2]^T, [2; 5; 3]^T, [3; 5]^T, [4; 5; 3]^T, \\ [5; 5; 7]^T, [1; 2]^T, [4; 5; 5]^T, [4; 5; 5]^T, [6; 4; 5]^T, [4; 5; 6]^T, [7; 3; 5]^T, [2; 4]^T.$$

$$\alpha = [0, 5; 0, 3; -0, 2; 0, 7; -0, 5; -0, 3; -0, 6; 0, 4; -0, 8; 0, 6; -0, 4; 0, 3; 0, 4; -0, 2; 0, 7; -0, 6]^T.$$

$$\beta = [0, 7; 0, 35; -0, 2; 0, 6; -0, 25; -0, 5; 0, 45; -0, 4; 0, 75; \\ -0, 6; -0, 3; -0, 4; 0, 65; -0, 25; 0, 8; -0, 45]^T.$$

Для апробации теоретических результатов, которые были описаны ранее, было проведено компьютерное моделирование в двух различных сценариях.

В первом сценарии было реализовано обеспечение подсистемы АМО с конкретными значениями параметров начального местоположения и скорости [117]. В этом сценарии также использовалась нейронная сеть с целью вычисления данных и регулирования подсистемы АМО на основе указанных параметров.

Во втором сценарии было проведено компьютерное моделирование практического применения, которое учитывает различные помехи, влияющие на подсистему. На основе такого эксперимента удалось получить представление о поведении подсистемы АМО, показать эффективность предложенного подхода при формировании и поддержании желаемой конфигурации с учетом возникающих внешних воздействий.

На рисунке 4.1 приведена структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением НС.

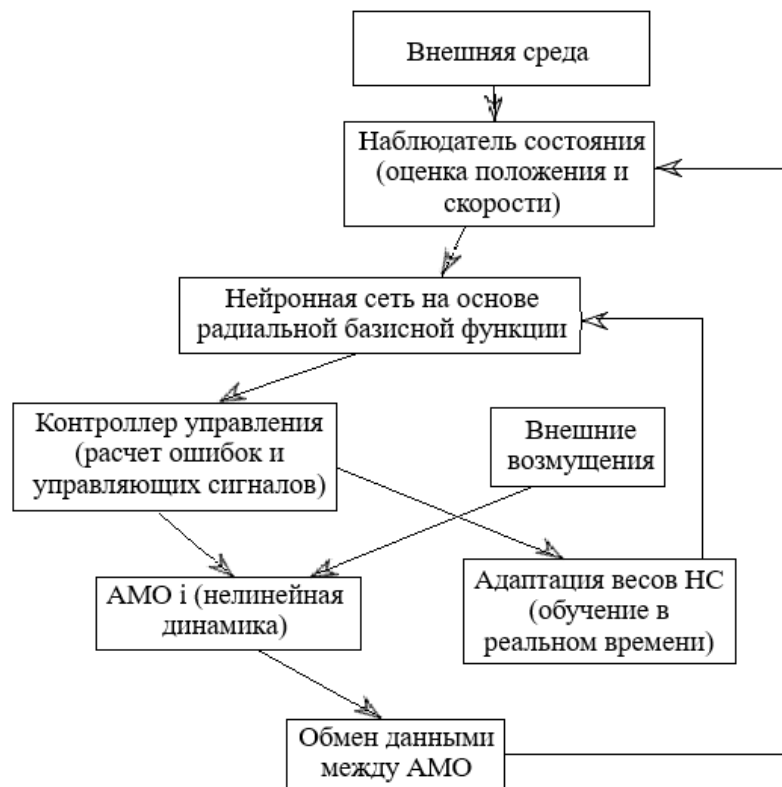


Рисунок 4.1 – Структура подсистемы распределенного взаимодействия АМО

Графики сходимости скоростей АМО показаны на рисунках 4.2-4.3.

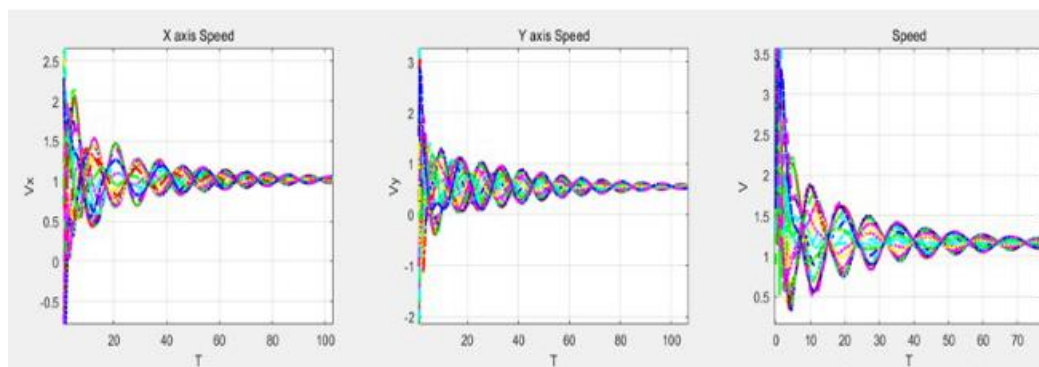


Рисунок 4.2 – Графики сходимости подсистемы АМО с применением НС

Результаты моделирования (рисунок 4.2) показали эффективность и стабильность предлагаемой подсистемы АМО при измерении положения и скорости каждого мобильного агента. Исследование состояний изменения положения и скорости показало, что постепенное преобразование при различных значениях этих параметров способствует согласованной работе всей подсистемы.

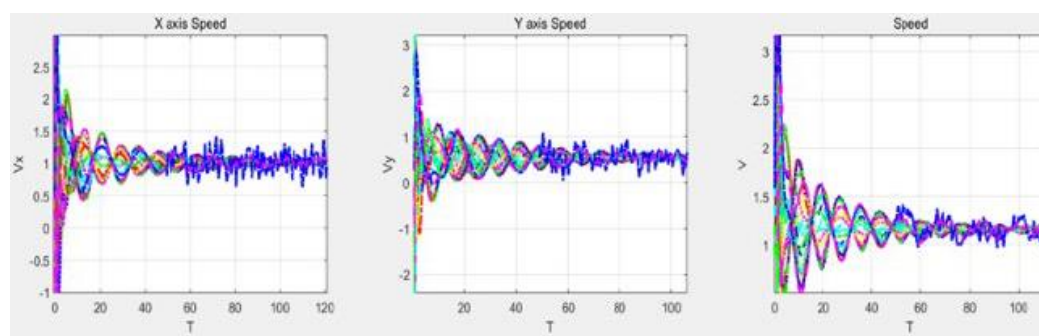


Рисунок 4.3 – Графики сходимости подсистемы АМО без применения НС

На рисунке 4.3 иллюстрируется, что под воздействием определенных помех на подсистему некоторые мобильные агенты или вся подсистема могут выйти из строя, что вызывает ошибки в их скоростях. Для решения этой проблемы используется нейронная сеть, за счет которой можно проводить корректировки, что положительно сказывается на положении подсистемы АМО, и, тем самым, обеспечивается ее стабильная работа.

Таким образом, была успешно продемонстрирована структура подсистемы распределенного взаимодействия АМО с применением технологий нейронных сетей, которая характеризуется нелинейной динамикой. Важным аспектом

исследований являлось достижение необходимых условий для обеспечения взаимодействия АМО [156]. Для апробации полученных результатов были представлены различные сценарии компьютерного моделирования, которые наглядно показали, что предлагаемый распределенный подход обеспечивает согласованность, надежность и точность при совместном взаимодействии подсистемы автономных мобильных объектов.

Следует отметить, что разработанный подход может быть модернизирован путем добавления в него различных усовершенствованных алгоритмов нейронных сетей и оптимизационных структур, что увеличит производительность и адаптивность в условиях динамических сред. Полученные результаты работы могут стать основой для будущих исследований в области распределенного взаимодействия АМО.

4.2 Реализация системы группового управления положением автономных мобильных объектов

4.2.1 Настройка сценария

Оценка производительности проводилась на основе реальных цифровых моделей рельефа, отличающихся по характеру местности. Для повышения сложности каждая карта была дополнена искусственными препятствиями, в результате чего были сформированы четыре сценария с возрастающим уровнем сложности.

В каждом из сценариев были зафиксированы начальная и конечная точки маршрута. Настройки параметров алгоритма УП во всех экспериментах сохранялись неизменными и задавались следующим образом:

- количество узлов в траектории: $n = 10$;
- инерционный вес: $w = 1$ с коэффициентом затухания 0,98;
- когнитивные и социальные коэффициенты: $c_1 = c_2 = 1,5$;
- деление гиперсети: $M = 7$;

- коэффициент масштабирования: $\kappa = 2$;
- коэффициент трансформации: $\Delta = 5$;
- пределы углов поворота и подъема: $\theta_{max} = \psi_{max} = \pi / 4$.

4.2.2 Результаты группового управления положением

На рисунках 4.4 и 4.5 представлены траектории, построенные с использованием УП для сценариев 1 и 4.

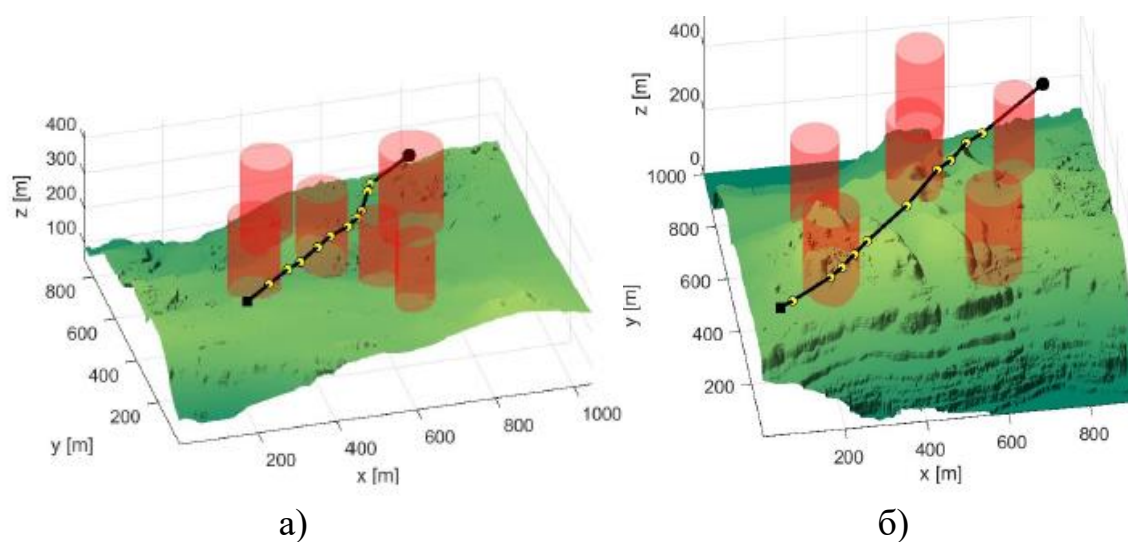


Рисунок 4.4 – Трехмерный вид перемещений по алгоритму УП:
а) сценарий 1 (простой рельеф местности); б) сценарий 4 (сложный рельеф местности)

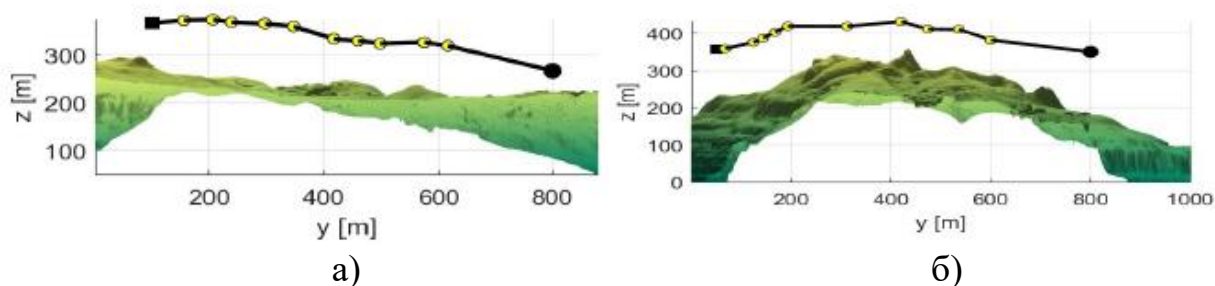


Рисунок 4.5 – Боковые проекции: а) сценарий 1; б) сценарий 4

Все полученные маршруты успешно достигают заданных целевых точек, не нарушая условий избегания препятствий. Боковая проекция демонстрирует, что траектории адаптируются к рельефу местности, однако резкие изменения высоты сглаживаются за счёт учёта требований к плавности движения. Это гарантирует, что такие маршруты являются выполнимыми и безопасными для АМО.

Следует отметить, что показанные траектории являются лишь отдельными представителями множества решений, сформировавших фронт Парето. Каждое из них оптимально с точки зрения определённой целевой функции. Это означает, что предпочтительность конкретного маршрута может варьироваться в зависимости от конкретных требований приложения.

4.2.3 Сравнение с другими вариантами PSO

Для оценки эффективности УП были выполнены сравнения с несколькими модификациями PSO, ориентированными на одноцелевую оптимизацию. В частности, рассматривались:

- классический алгоритм PSO;
- PSO с квантовым поведением;
- PSO с угловым кодированием (θ -PSO).

Во всех вариантах были использованы те же параметры, что и в УП. Однако, поскольку они являются одноцелевыми, целевые функции были объединены в единую функцию затрат с помощью взвешенной суммы:

$$F = \sum_{i=1}^4 w_i F_i. \quad (4.2.1)$$

где $w_i = 1$, поскольку все функции предварительно нормализованы в диапазоне $[0, 1]$.

На рисунках 4.6 и 4.7 представлены маршруты, сгенерированные данными алгоритмами на картах с различной сложностью рельефа. Все варианты продемонстрировали способность строить траектории, избегая препятствий.

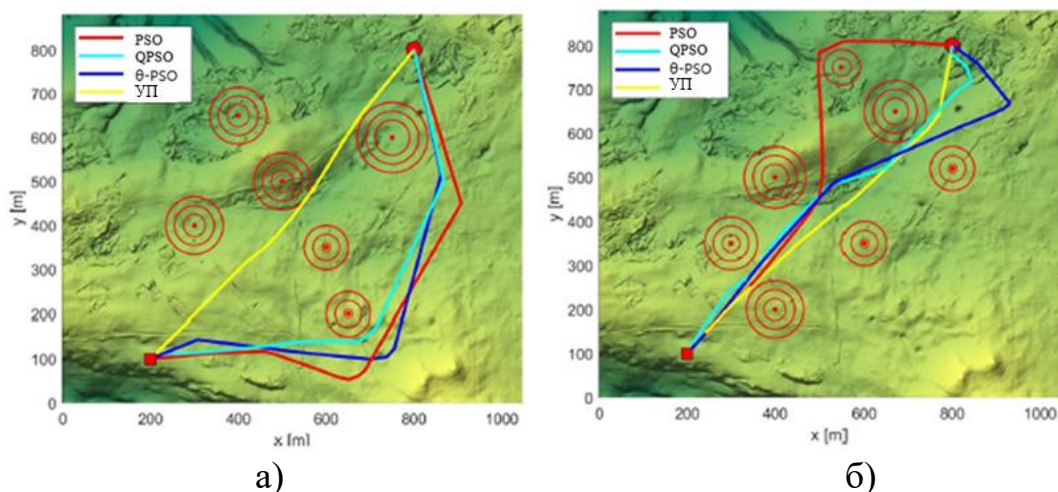


Рисунок 4.6 – Вид сверху маршрутов для различных алгоритмов на простых картах: а) сценарий 1; б) сценарий 2

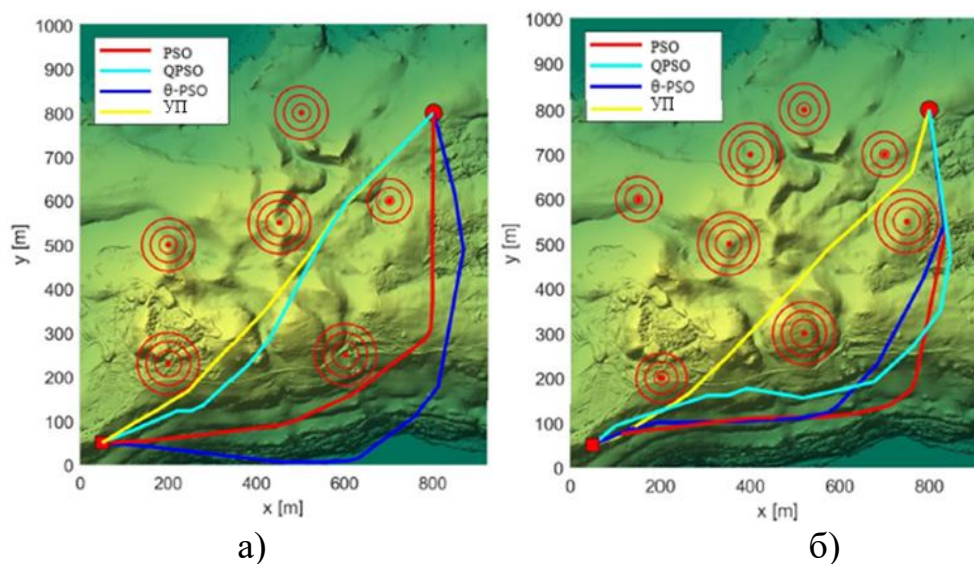


Рисунок 4.7 – Вид сверху маршрутов для различных алгоритмов на сложных картах: а) сценарий 3; б) сценарий 4

Тем не менее, УП показывает наилучшие результаты в плане длины и плавности траектории. УП формирует фронт Парето, содержащий как решения, доминируемые по конкретным критериям, так и сбалансированные решения с хорошими показателями по всем направлениям. В совокупности этот алгоритм превосходит альтернативные версии PSO в большинстве рассмотренных сценариев.

4.2.4 Сравнительный анализ с существующими метаэвристическими подходами

В научной литературе представлены следующие метаэвристические методы:

- подход дифференциальной эволюции;
- традиционный генетический алгоритм [139];
- метод искусственной пчелиной колонии [120, 148-149].

Далее проведем сравнительный анализ предлагаемого алгоритма УП с этими методами (рисунки 4.8-4.9).

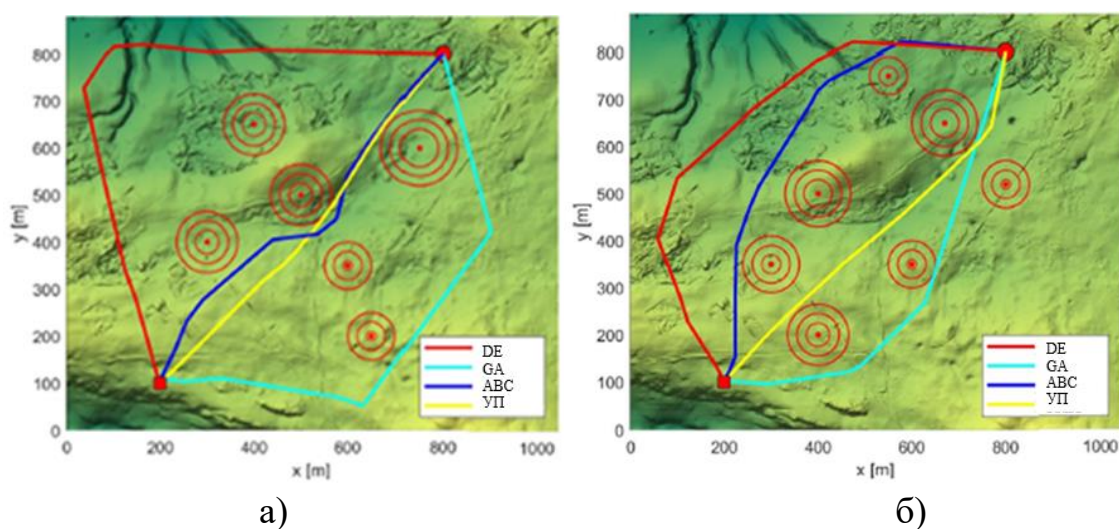


Рисунок 4.8 – Вид сверху траекторий для различных алгоритмов: а) сценарий 1;
б) сценарий 2

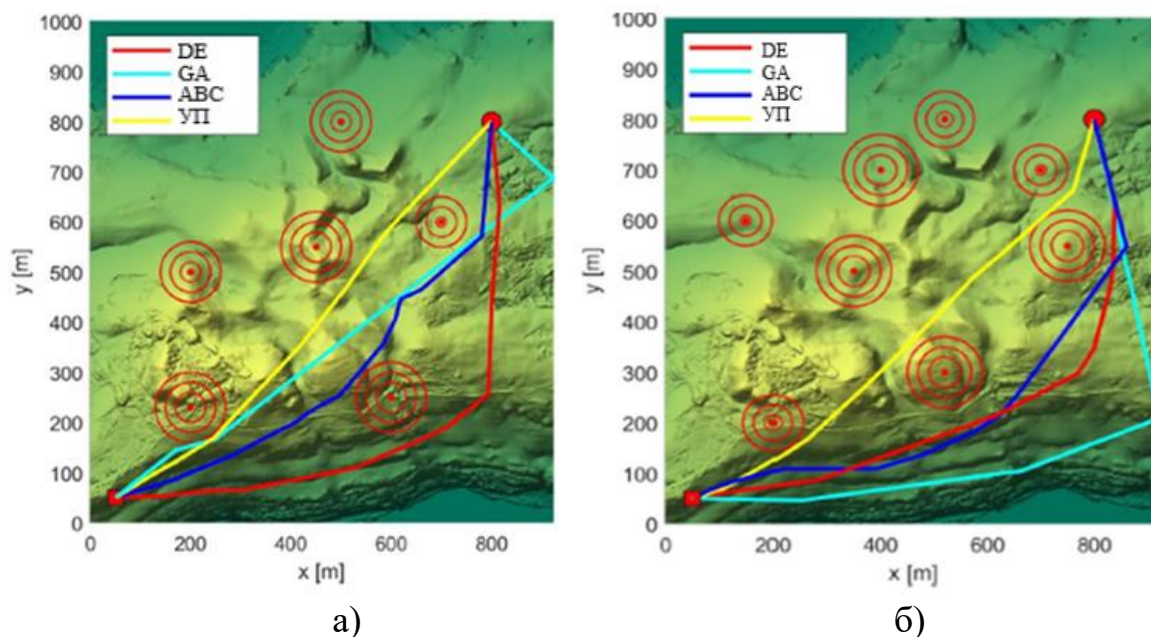


Рисунок 4.9 – Вид сверху траекторий для различных алгоритмов:

а) сценарий 3; б) сценарий 4

Результаты, представленные на рисунках, показывают, что все алгоритмы способны генерировать допустимые маршруты. Однако УП формирует наиболее компактные траектории с наименьшими углами поворота.

Сравнительный анализ по значениям целевых функций приведён в таблице 4.1.

Таблица 4.1

Результаты сравнения алгоритмов

Сценарий	Показатель	Алгоритм								
		УП			ABC	DE	GA	PSO	QPSO	Θ-PSO
1	F_1	0,013	0,016	0,04	0,125	0,399	0,269	0,271	0,254	0,278
	F_2	0,026	0,025	0	$5e^{-4}$	0	0,001	0	$2e^{-4}$	$4,1e^{-9}$
	F_3	0,289	0,086	0,07	0,176	0,015	0,278	$3e^{-4}$	0,155	0,085

Продолжение таблицы 4.1

	F_4	0,036	0,036	0,06	0,127	0,084	0,193	0,078	0,107	0,085
2	F_1	0,058	0,035	0,03	0,177	0,368	0,131	0,119	0,122	0,155
	F_2	0	0	0,02	$3e^{-4}$	0	0,004	$4,3e^{-5}$	0,001	$2e^{-4}$
	F_3	0,181	0,185	0,35	0,166	0,021	0,313	0,003	0,153	0,022
	F_4	0,047	0,049	0,03	0,137	0,089	0,136	0,115	0,164	0,12
3	F_1	0,026	0,046	0,02	0,274	0,308	0,21	0,317	0,165	0,35
	F_2	0,015	0	0,02	$1,3e^{-6}$	0	0,003	$7,4e^{-7}$	$6e^{-4}$	0
	F_3	0,094	0,118	0,16	0,167	0,016	0,266	$6,5e^{-5}$	0,119	$5,9e^{-5}$
	F_4	0,05	0,063	0,04	0,145	0,087	0,246	0,086	0,146	0,087
4	F_1	0,213	0,052	0,14	0,271	0,234	0,329	0,296	0,232	0,304
	F_2	0,015	0,006	0	$8,3e^{-6}$	$1,3e^{-7}$	0	$6,1e^{-5}$	$6e^{-4}$	$2,5e^{-7}$
	F_3	0,088	0,16	0,09	0,097	0,025	0,275	$2e^{-4}$	0,499	$5e^{-4}$
	F_4	0,094	0,074	0,15	0,115	0,092	0,218	0,089	0,13	0,092

Из анализа видно:

- ABC демонстрирует умеренные результаты по всем метрикам;
- DE обеспечивает хорошие значения по функциям F_2 и F_3 (избегание препятствий и высота), но не оптимизирует длину маршрута (F_1);
- GA показывает слабую производительность в сложных сценариях, что связано с уменьшением числа узлов;
- предлагаемый алгоритм достигает наилучших значений по F_1 (длина) и F_4 (плавность) в большинстве случаев. Показатели по высоте (F_3) уступают DE, но остаются в пределах допустимого.

Кроме того, возможность формировать множество недоминируемых решений делает подход УП универсальным инструментом, способным удовлетворять различные требования прикладных задач.

4.2.5 Сравнительный анализ с существующими методами многокритериальной оптимизации

В рамках данной работы целесообразно провести сравнительный анализ качества решений предлагаемого подхода УП с известными методами многокритериальной оптимизации:

- традиционный подход многокритериальной оптимизации роя объектов MOPSO [10];

- генетический алгоритм недоминируемой сортировки NSGA-II [15];

- алгоритм выбора на основе огибающей Парето II.

Сравнение проводилось по четырем метрикам для каждой целевой функции: максимальное значение (max), минимальное значение (min), среднее значение (mean) и стандартное отклонение (std). Также использовалась дополнительная метрика – распределение решений (s_d), характеризующая разнообразие найденных недоминируемых решений. Она определяется как:

$$s_d = \frac{n_p}{n_o}. \quad (4.2.2)$$

где:

- n_p – количество недоминируемых решений;

- n_o – число гиперкубов, занятых этими решениями в гиперсети.

Меньшее значение s_d указывает на более равномерное распределение решений, что желательно для задач многокритериальной оптимизации.

Результаты сравнений приведены в таблицах 4.2-4.3.

Таблица 4.2

Результаты сравнения для многокритериальных алгоритмов

Сценарий	Алгоритм	F_1				F_2			
		Max	Min	Mean	Std	Max	Min	Mean	Std
1	УП	0,062	0,011	0,018	0,01	0,043	0	0,014	0,012
	NSGA-II	0,31	0,033	0,123	0,08	0,05	0	0,007	0,009
	PESA-II	0,609	0,532	0,563	0,023	0,01	0	0,002	0,003
	MOPSO	0,373	0,204	0,283	0,041	0,03	0	0,009	0,008
2	УП	0,047	0,025	0,032	0,005	0,03	0	0,009	0,009
	NSGA-II	0,292	0,057	0,146	0,067	0,042	0	0,006	0,008
	PESA-II	0,625	0,571	0,586	0,013	0,003	0	6e⁻⁴	8e ⁻⁴
	MOPSO	0,209	0,19	0,196	0,005	0,031	0	0,009	0,008
3	УП	0,076	0,012	0,023	0,014	0,039	0	0,011	0,011
	NSGA-II	0,293	0,051	0,13	0,066	0,044	0	0,006	0,008
	PESA-II	0,482	0,444	0,465	0,011	0,006	0	0,002	0,002
	MOPSO	0,228	0,175	0,191	0,015	0,019	0	0,005	0,005
4	УП	0,32	0,08	0,162	0,06	0,03	0	0,007	0,008
	NSGA-II	0,398	0,108	0,242	0,072	0,034	0	0,004	0,006
	PESA-II	0,55	0,495	0,522	0,018	0,005	0	0,231	0,002
	MOPSO	0,275	0,185	0,237	0,025	0,025	0	0,007	0,007

Таблица 4.3

Результаты сравнения для многокритериальных алгоритмов

Сценари й	Алгорит м	F_3				F_4				s_d
		Ma x	Min	Mea n	Std	Max	Min	Mea n	Std	
1	УП	0,67	0,06	0,27	0,16	0,07	0,02	0,04	0,01	1,14
	NSGA-II	0,78	0,02	0,27	0,24	0,17	0,07	0,1	0,03	2,26
	PESA-II	0,26	0,18	0,21	0,03	0,51	0,36	0,42	0,04	2,84

Продолжение таблицы 4.3

	MOPSO	0,16	0,01	0,05	0,05	0,28	0,13	0,18	0,04	1,18
2	УП	0,66	0,09	0,27	0,15	0,06	0,03	0,04	0,01	1,08
	NSGA-II	0,8	0,02	0,23	0,24	0,19	0,07	0,12	0,03	2,21
	PESA-II	0,25	0,2	0,22	0,01	0,42	0,33	0,36	0,02	3,32
	MOPSO	0,05	0,01	0,03	0,01	0,41	0,11	0,12	0,01	1,09
3	УП	0,61	0,08	0,3	0,16	0,09	0,03	0,05	0,01	1,18
	NSGA-II	0,75	0,03	0,23	0,21	0,2	0,07	0,12	0,04	2,23
	PESA-II	0,29	0,19	0,25	0,03	0,4	0,35	0,38	0,02	3,09
	MOPSO	0,06	0,01	0,03	0,01	0,14	0,07	0,1	0,02	1,29
4	УП	0,77	0,08	0,33	0,19	0,16	0,07	0,1	0,02	1,16
	NSGA-II	0,81	0,04	0,29	0,23	0,25	0,09	0,15	0,05	2,26
	PESA-II	0,27	0,2	0,23	0,02	0,44	0,35	0,39	0,03	3,05
	MOPSO	0,22	0,02	0,08	0,05	0,18	0,09	0,12	0,02	1,24

Как видно, алгоритм системы группового управления положением показывает наилучшие результаты по метрикам $\max$, $\min$ и mean для цели F_1 (длина маршрута) и цели F_4 (плавность хода). По целям F_2 (избегание препятствий) и F_3 (высота) алгоритм PESA-II демонстрирует хорошие средние значения, однако уступает в разнообразии решений, что подтверждается его высоким значением s_d . Алгоритм NSGA-II обеспечивает сбалансированные, но недоминируемые результаты по отдельным критериям. Метод MOPSO показывает среднюю эффективность, подвержен проблеме локальных минимумов и менее стабилен. При этом предлагаемый подход УП успешно преодолевает эту проблему благодаря механизму адаптивной трансформации, который также способствует лучшему распределению решений – это подтверждается наименьшими значениями s_d во всех сценариях.

Таким образом, алгоритм УП демонстрирует высокую эффективность, масштабируемость и надёжность в задачах планирования перемещений и может

быть использован как основа для организации распределенного взаимодействия АМО.

4.3 Проектирование системы группового управления обменом данными в гибридной среде нестационарных автономных объектов

4.3.1 Представление гибридной среды

Зона выполнения миссии представляется как ограниченное двумерное евклидово пространство, обозначаемое как $\varepsilon \subset R^2$, представляющее городскую или полугородскую среду. В рамках этого пространства определено несколько ключевых компонентов.

Основным элементом является наличие N статических препятствий, представленных множеством $O = \{O_1, O_2, \dots, O_N\}$. Эти препятствия, описанные геометрически (например, в виде многоугольников или кругов), представляют собой различные участки, такие как здания, завалы или иные районы, которые ограничивают доступ АМО. Предполагается, что расположение и форма этих препятствий либо заранее нанесены на карту, либо их можно быстро идентифицировать [8].

По всей среде разбросаны несколько отдельных местоположений задач M , определенных набором $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$. Каждая точка выполнения задания представляет собой место, требующее вмешательства, например, при доставке или оценке обстановки на месте. Для целей данного исследования места выполнения задания рассматриваются как статичные в процессе планирования.

Кроме того, создана центральная базовая станция B , которая служит начальной точкой развертывания и конечным пунктом назначения для всех АМО. Эта базовая станция выполняет функции ЦУ и логистического узла миссии.

Множество пространств, свободных от препятствий, определяется как $\varepsilon_{tree} = \varepsilon / \bigcup_{i=1}^N O_i$. Все запланированные перемещения гибридной среды должны оставаться в пределах допустимого диапазона, чтобы избежать столкновений. Хотя реальные области по своей сути динамичны, в этом исследовании предполагается, что конфигурации статических препятствий и задач будут выполняться в течение одного периода времени для эффективного и надежного планирования [35].

4.3.2 Настройка параметров моделирования

Чтобы оценить эффективность и надежность предложенной совместной системы группового управления обменом данными и распределением задач между ВАМО и НАМО, было проведено комплексное моделирование в реалистично смоделированной обстановке [150].

Смоделированный сценарий состоит из двумерной области размером 20×20 км, представляющей собой плотно застроенную городскую среду. Статические препятствия встроены в окружающую среду, чтобы реалистично имитировать опасности, которые должны избегать как воздушные, так и наземные объекты. В частности, в среде определены пять основных областей препятствий. Каждое препятствие моделируется как круглая непроходимая область, определяемая координатами ее центра и радиусом. Эти препятствия, имитирующие здания или обширные поля, расположены случайным образом, но намеренно создают проблемы как для воздушной, так и для наземной координации. Их диаметр варьируется от 500 метров до 1,5 километров, что отражает сочетание среднемасштабных и крупномасштабных препятствий.

В рамках основного сценария 15 мест выполнения задач случайным образом распределены по всей среде. Каждая точка задачи T_j определяется уникальной координатой $T_j = (x_j, y_j)$, $j = 1, 2, \dots, 15$. Все АМО начинают и заканчивают свои

миссии на централизованной базовой станции, расположенной в геометрическом центре среды: $B = (0,0)$. Эта база действует как центр для отправки объектов, назначения задач и возвращения.

Моделируемый рой состоит из 15 объектов:

- 10 ВАМО;
- 5 НАМО.

Каждый тип АМО моделируется с параметрами, отражающими реальные возможности:

- конфигурация ВАМО обеспечивает максимальную скорость 60 км/ч, дальность действия 15 км (примерно 20 км в идеальных условиях), грузоподъемность 5 кг, что позволяет быстро доставлять легкие предметы;
- НАМО моделируются с учетом максимальной скорости 30 км/ч, увеличенного радиуса действия до 25 км (до 30 км в оптимальных условиях) и большой грузоподъемности (50 кг).

Предполагается, что все объекты оснащены автономными системами обхода препятствий, обеспечивающими безопасную координацию в динамичной среде [161]. Каждое транспортное средство должно придерживаться своих динамических ограничений, соблюдать энергетические ограничения $C(P_i) \leq E_i$ и поддерживать минимальную безопасную дистанцию $d_{безоп.}$ как от препятствий, так и от других АМО на протяжении всей миссии.

Такая разнородная конфигурация роя позволяет системе стратегически сочетать скорость и возможности доступа в воздушное пространство, присущие ВАМО, с выносливостью и транспортными возможностями НАМО, обеспечивая скоординированное, эффективное и реалистичное планирование операций в моделируемых сценариях.

4.3.3 Конфигурация системы и показатели оценки

При реализации моделирования параметры для каждого компонента оптимизации предложенной системы были тщательно настроены в соответствии с масштабом и сложностью проблемы. Для усовершенствованного генетического алгоритма, используемого при распределении задач, ключевые параметры, такие как размер популяции, количество поколений, вероятность скрещивания и вероятность трансформации, были выбраны на основе предварительной настройки и требований, специфичных для конкретной задачи. Для дальнейшего повышения эффективности поиска и качества решений были внедрены дополнительные механизмы, такие как адаптивное планирование частоты трансформаций [5]. Эти стратегии помогают поддерживать баланс между поиском и эксплуатацией на протяжении поколений. Аналогично, для оптимизации последовательности траекторий с использованием стратегии CMA-ES параметры алгоритма были определены в соответствии с характеристиками поискового радиуса. К ним относятся начальный вектор среднего значения, ковариационная матрица и размер выборки (размер популяции). Каждый параметр был выбран таким образом, чтобы обеспечить эффективную сходимость и при этом достаточное разнообразие в процессе оптимизации.

Для оценки эффективности предлагаемой системы группового управления обменом данными АМО были использованы следующие основные показатели:

- общее время выполнения миссии $T_{общ.}$: время, прошедшее до тех пор, пока последний объект не выполнит свою задачу и не вернется на базовую станцию. Это отражает общую эффективность выполнения скоординированной миссии;
- общая длина пути $\sum L_i$: сумма расстояний, пройденных всеми АМО. Этот показатель отражает общую стоимость мобильности роя и коррелирует с потреблением энергии и износом оборудования;
- расчетное потребление энергии $\sum C(P_i)$: потребление энергии оценивается на основе траекторий движения отдельных АМО с использованием

моделей энергопотребления для конкретных типов объектов, которые учитывают расстояние перемещения и характеристики системы (например, соотношение перемещения и движения по земле).

Все разработанные решения должны удовлетворять строгим критериям осуществимости, включая предотвращение столкновений, пределы выносливости транспортного средства, ограничения по полезной нагрузке и соблюдение запаса прочности. Только те решения, которые соответствуют этим ограничениям, считаются приемлемыми для оценки.

4.3.4 Анализ эффективности предлагаемой системы

Чтобы оценить эффективность предложенного подхода распределения задач на основе EGA, была проведена серия сравнительных экспериментов с несколькими базовыми стратегиями, включая случайное распределение и кластеризацию с использованием К-средних значений [11]. Цель состояла в том, чтобы оценить относительную эффективность EGA в минимизации ключевых показателей миссии в реалистичных условиях, связанных с ограничениями. На рисунке 4.10 показаны результаты сравнения длин траекторий для различных алгоритмов.

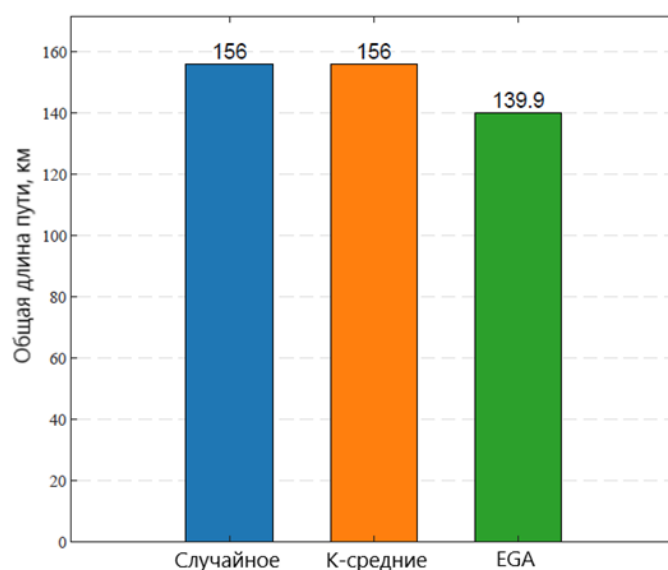


Рисунок 4.10 – Сравнение общих длин маршрутов

По полученным гистограммам видно, что предлагаемый алгоритм EGA значительно превосходит существующие методы. Общая длина маршрута стала меньше, что подчеркивает способность предлагаемого алгоритма более эффективно распределять задачи с учетом ограничений, особенно в сложных и разнородных условиях роя, где необходимо учитывать как ограничения АМО, так и экологические препятствия.

Рисунок 4.11 иллюстрирует поведение разработанного алгоритма в процессе оптимизации.

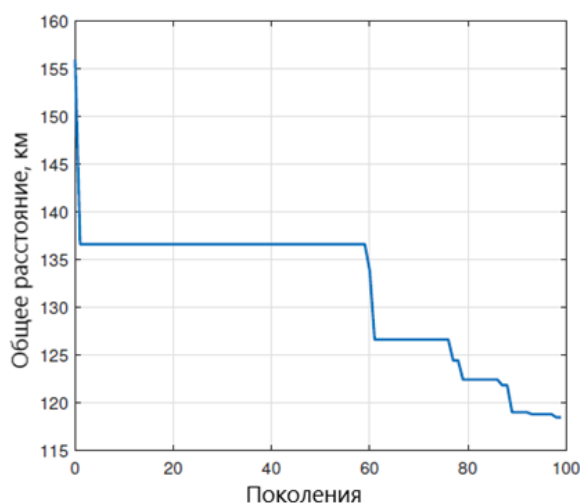


Рисунок 4.11 – Сходимость предлагаемого подхода при распределении задач

Примечательно, что наилучший показатель общего расстояния показывает резкое снижение в течение первых 1-2 поколений, что говорит о том, что алгоритм быстро избавляется от неудовлетворительных исходных решений. После этой начальной фазы кривая сходимости демонстрирует тенденцию к повышению, чередующуюся с резкими улучшениями. Кривая сходимости стабилизируется вблизи 92-го поколения, что указывает на то, что применяемый алгоритм EGA успешно нашел решение, близкое к оптимальному. Поэтапное улучшение отражает устойчивую динамику поиска алгоритма, при которой качество решения повышается на разных этапах оптимизации – сначала за счет широкого изучения, а затем более целенаправленной доработки.

В целом, эти экспериментальные результаты подтверждают эффективность и надежность предлагаемого алгоритма EGA для распределения задач с участием нескольких АМО. Подход демонстрирует высокую сходимость, превосходную производительность оптимизации и способность постоянно превосходить более простые или менее специализированные альтернативы.

Важнейшим компонентом предлагаемой системы является этап оптимизации траектории, реализуемый с помощью стратегии эволюции адаптации ковариационной матрицы. На этом этапе уточняется последовательность выполнения назначенных задач для каждого АМО для повышения общей эффективности маршрута. Чтобы оценить влияние этой оптимизации, был проведен сравнительный анализ.

Сравнение было сосредоточено на оценке эффективности конечных траекторий, сгенерированных после оптимизации CMA-ES, по сравнению с исходными возможными траекториями, созданными непосредственно информированным подходом iRRT* с использованием неоптимизированных последовательностей задач [70]. Результаты этого сравнения представлены на рисунке 4.12, который иллюстрирует ключевой показатель производительности – общую длину пути до и после применения стратегии CMA-ES.

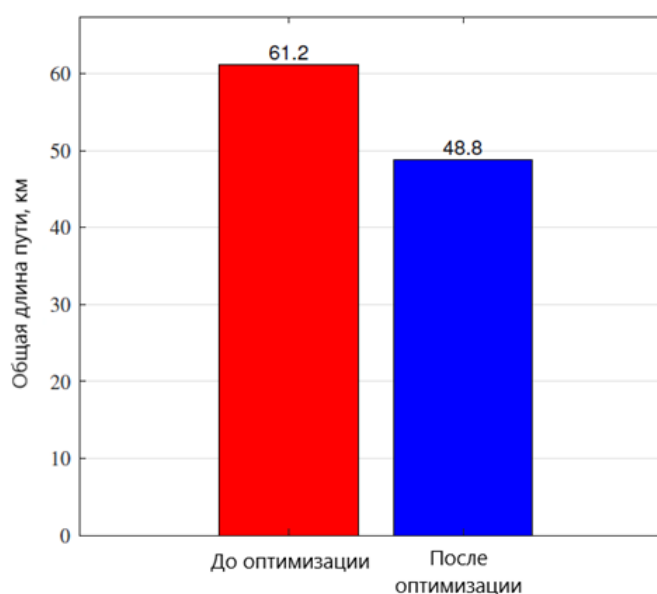


Рисунок 4.12 – Влияние оптимизации траектории на общую длину пути

Данные на рисунке 4.12 наглядно показывают, что СМА-ES позволяет значительно сократить общую длину пути, подтверждая свою эффективность в оптимизации порядка выполнения задач. Это улучшение подчеркивает дополнительную ценность интеграции в систему специальной фазы оптимизации последовательности помимо простого создания возможных траекторий.

В дополнение к количественному анализу, на рисунке 4.13 представлена наглядная сравнительная характеристика.

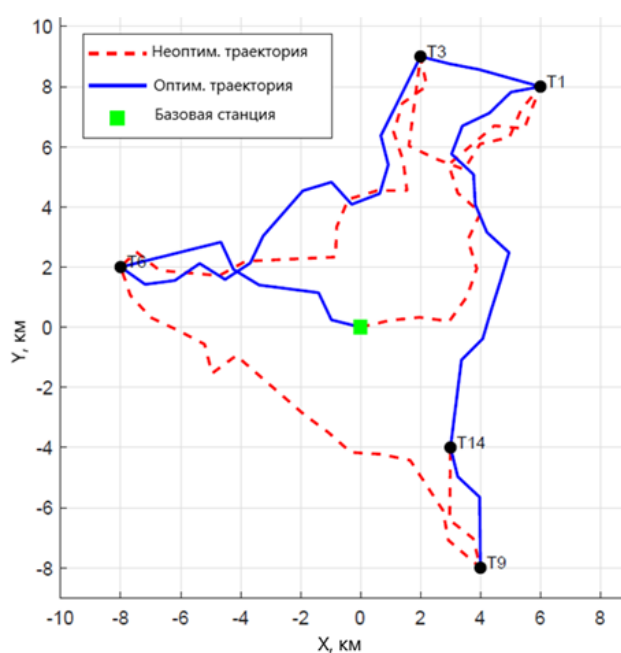


Рисунок 4.13 – Сравнение траекторий

На этом рисунке представлены графики траекторий для выбранных объектов до и после оптимизации СМА-ES. Траектории после оптимизации стали заметно более упорядоченными и прямыми, но при этом по-прежнему учитывают ограничения, связанные с препятствиями.

В совокупности рисунки 4.12 и 4.13 убедительно свидетельствуют о важности этапа оптимизации СМА-ES. Благодаря разумному изменению последовательности задач стратегия СМА-ES существенно сокращает общее расстояние, необходимое для каждого объекта. Это не только повышает эффективность маршрута, но и способствует снижению энергопотребления, делая

систему планирования миссий более эффективной и ресурсосберегающей по сравнению с использованием исключительно первоначальных маршрутов на основе iRRT*.

Последующий анализ подтверждает, что каждая траектория, построенная с помощью предлагаемой интегрированной системы, не допускает столкновений, поддерживает предписанные расстояния между препятствиями и пределы безопасности между АМО, а также соблюдает все ограничения, установленные для конкретного объекта (например, максимальную дальность перемещения). Этап доработки СМА-ES не только сокращает маршруты, но и делает их более плавными и удобными для перемещения, повышая их пригодность для использования в реальных условиях.

4.3.5 Быстродействие и визуализация

Для оценки быстродействия предложенной системы группового управления обменом данными АМО были проведены дополнительные эксперименты с различным количеством задач и размерами роя. Результаты данных исследований представлены в таблице 4.4.

Таблица 4.4

Анализ быстродействия

Количество задач	Количество объектов	Предлагаемый алгоритм	Метод К-средних	Случайное распределение
15	10 ВАМО и 5 НАМО	26,7 мин	100 мин	100 мин
30	10 ВАМО и 5 НАМО	39,8 мин	104,5 мин	68,2 мин
60	20 ВАМО и 10 НАМО	35 мин	116,3 мин	133,2 мин

Когда количество задач было удвоено с 15 до 30 при сохранении неизменного размера роя (10 ВАМО и 5 НАМО), предлагаемый алгоритм EGA

показал лишь незначительное увеличение времени выполнения миссии – с 26,7 минут до 39,8 минут – при сохранении явного преимущества перед методами К-средних значений и случайного распределения. Это отражает способность алгоритма эффективно распределять дополнительную нагрузку между имеющимися АМО, не перегружая ни одну единицу оборудования.

В более масштабном сценарии, включающем 60 задач и расширенный рой из 20 ВАМО и 10 НАМО, время выполнения миссии было дополнительно сокращено до 35 минут, что минимум в 3 раза меньше по сравнению с существующими методами. Этот результат сопоставим или лучше, чем в менее масштабных сценариях, и демонстрирует способность системы использовать параллелизм и неоднородность АМО для поддержания производительности. Напротив, базовые методы испытывали серьезное снижение производительности при увеличении нагрузки на задачи, что подчеркивает быстроедействие и эффективность использования ресурсов предлагаемой системы.

Для наглядной демонстрации результатов полного планирования миссии на рисунке 4.14 показано групповое управление обменом данными ВАМО и НАМО, работающих в моделируемой обстановке.

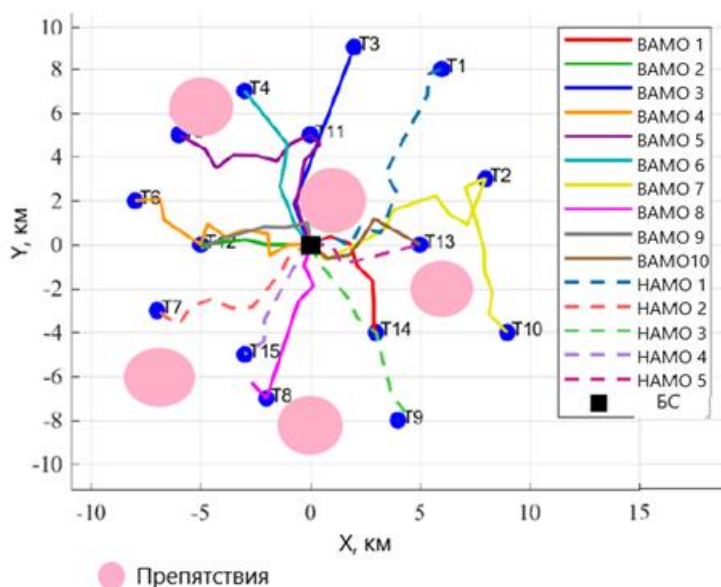


Рисунок 4.14 – Визуализация группового управления обменом данными АМО

Карта окружающей среды содержит четко обозначенные объекты:

- базовая станция в центре;
- места выполнения задач распределены по всему пространству;
- участки препятствий представлены в виде непроходимых зон.

Визуализированные траектории показывают весь процесс планирования в действии:

- каждый АМО перемещается от БС;
- посещает назначенные места выполнения задач в оптимальном порядке (определенном EGA и уточненном с помощью CMA-ES);
- возвращается на БС.

Важно отметить, что рисунок 4.14 подтверждает осуществимость разработанных траекторий. Все объекты успешно обходят участки с препятствиями, удовлетворяя ограничениям без столкновений, установленных информированным подходом iRRT*. Коллективный характер этого решения также очевиден – ВАМО, как показано, используют более прямые воздушные маршруты, в то время как НАМО следуют по более длинным наземным маршрутам, что отражает успешное разделение труда, основанное на преимуществах различных АМО.

В целом, сочетание количественных результатов и визуальных доказательств демонстрирует, что благодаря предлагаемой системе группового управления обменом данными не только удастся хорошо справляться с растущей сложностью задач, но и разрабатывать практичные, безопасные и скоординированные траектории перемещений, используя дополнительные возможности разнородного роя.

4.4 Реализация сбора и обработки информации в гибридной среде нестационарных автономных объектов

Оценка эффективности предложенного алгоритма была проведена в АО Концерн «Созвездие». Сенсорные узлы ($K=15$) равномерно и случайно размещены в квадратной области $0,8\text{ км} \times 0,8\text{ км}$. Предполагается равная мощность передачи у всех СУ. Остаточное время работы удалённых узлов – $2/3E_{\min}$, а у остальных СУ – $2E_{\min}$. Для сравнения моделируются две стратегии. Основные параметры приведены в таблице 4.5.

Таблица 4.5

Параметры моделирования

Параметр	Значение	Параметр	Значение
H	100 м	B	1 МГц
$V_{\max}^{BAMO}$	50 м/с	$V_{\max}^{HAMO}$	10 м/с
σ^2	-110 дБм	ρ_0	-60 дБ
P_{HAMO}	20 Вт	P_k	0,1 Вт

С целью оценки эффективности предложенного алгоритма, он сравнивается с тремя подходами – минимизацией времени пребывания, фиксированным взаимодействием и отсутствием кооперации:

- в первом подходе АМО движется к связанным СУ с максимальной скоростью и остаётся на месте для завершения сбора данных, используя задачу коммивояжера по минимизации времени;
- во втором случае точка взаимодействия задаётся на полпути между центром удалённой и обычной СУ;
- в третьем варианте НАМО самостоятельно собирает данные с удалённых СУ и возвращает их обратно.

На рисунках 4.15-4.16 представлены маршруты движения ВАМО и НАМО при различных объёмах данных.

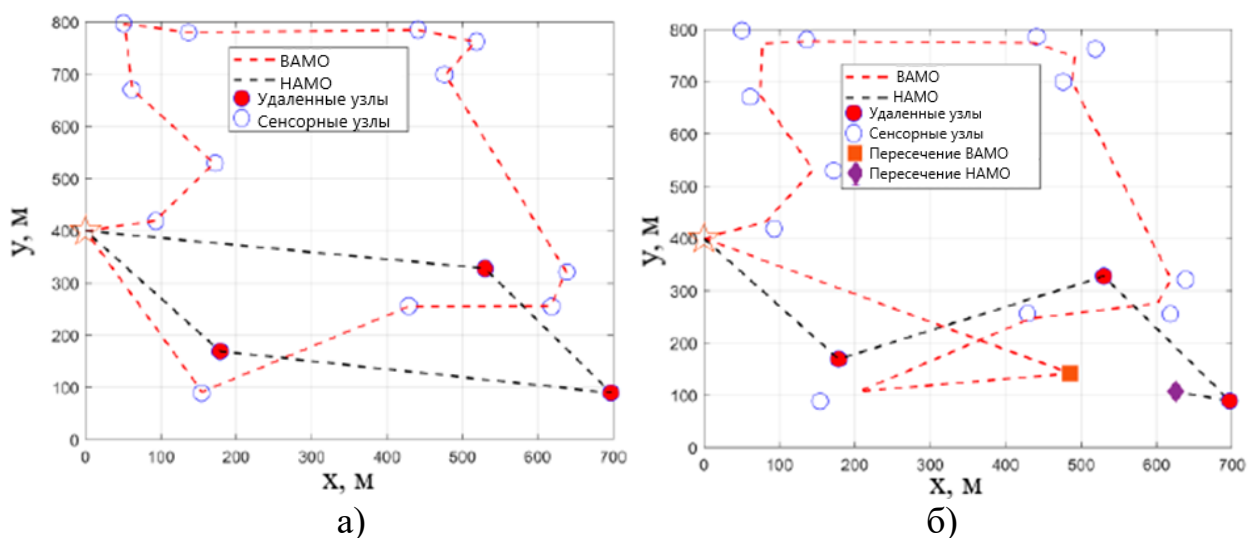


Рисунок 4.15 – Траектории ВАМО и НАМО при $D_k = 5$ Мбит/с: а) стратегия 1;
б) стратегия 2

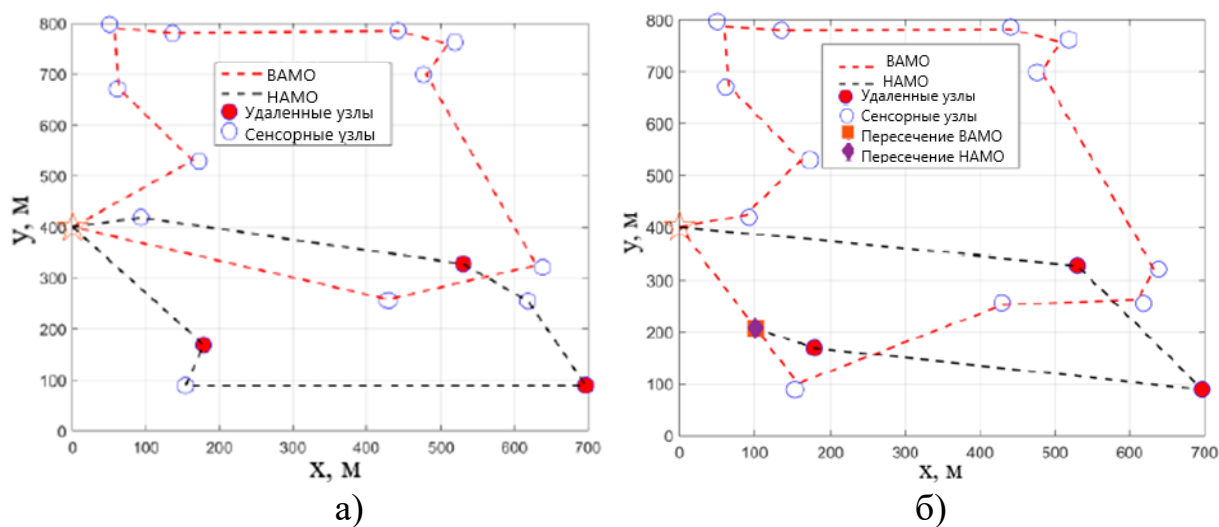


Рисунок 4.16 – Траектории ВАМО и НАМО при $D_k = 15$ Мбит/с: а) стратегия 1;
б) стратегия 2

По мере увеличения D_k ВАМО тратит больше времени на сбор информации, и становится очевидным преимущество НАМО, находящегося ближе к СУ. На рисунке 4.15а СУ имеют меньше данных, и разница во времени между ВАМО и НАМО минимальна, основное влияние оказывает путь. На рисунке 4.16а СУ имеют больше данных, и разница во времени становится критичной – доминирует фаза сбора данных. Поэтому при небольшом объеме

данных ВАМО обслуживает больше СУ, а при большом – нагрузка перераспределяется в пользу НАМО. Аналогично, рисунки 4.15б и 4.16б иллюстрируют, как важно минимизировать путь ВАМО при малой скорости движения. ВАМО следует за НАМО, чтобы забрать данные и вернуть их. На рисунке 4.16б ВАМО завершает сбор быстрее и может подождать НАМО на обратном пути.

На рисунке 4.17 показано, что по мере роста объема данных возрастает и общее время завершения миссии.

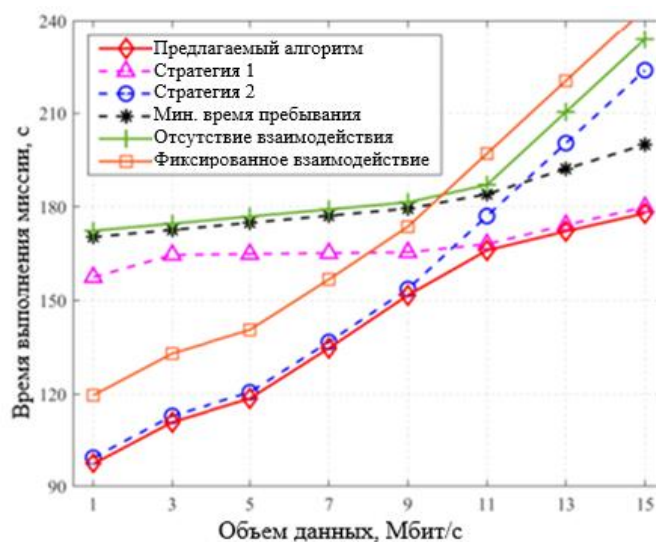


Рисунок 4.17 – Зависимость времени выполнения миссии от объема данных СУ

При $D_k \leq 9$ Мбит/с стратегия 2 близка по эффективности к предлагаемому решению, при $D_k > 9$ Мбит/с – ближе оказывается стратегия 1. Это объясняется увеличением времени перемещения при малом объеме и времени сбора – при большом. Когда $D_k \leq 9$ Мбит/с, НАМО перемещается минимально, а при $D_k > 9$ Мбит/с ему выгодно быть ближе к СУ.

На рисунке 4.18 показана зависимость между временем завершения и количеством узлов с неполной энергией.

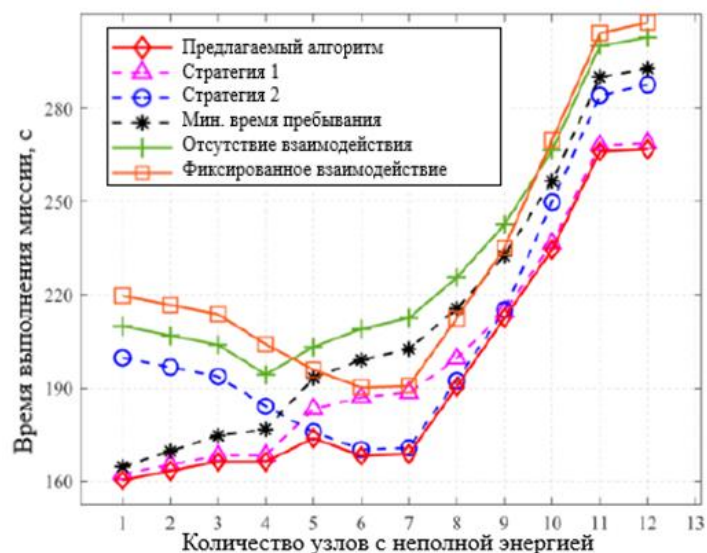


Рисунок 4.18 – Зависимость времени выполнения миссии от количества узлов с неполной энергией при $D_k = 12$ Мбит/с

При небольшом числе удалённых узлов предпочтительна стратегия 1 – НАМО обслуживает СУ напрямую. Когда их становится больше, предпочтительна стратегия 2, так как она позволяет НАМО быстрее завершить миссию, используя точки взаимодействия. В целом, по сравнению с вариантом без кооперации, предложенный алгоритм снижает время завершения миссии в среднем на 25-35%.

На рисунке 4.19 представлена зависимость между энергопотреблением ВАМО и объемом данных, передаваемых от СУ. Это позволяет сократить общее время выполнения миссии при меньших объемах собираемых данных, а значит, и меньших объемах данных, передаваемых от СУ.

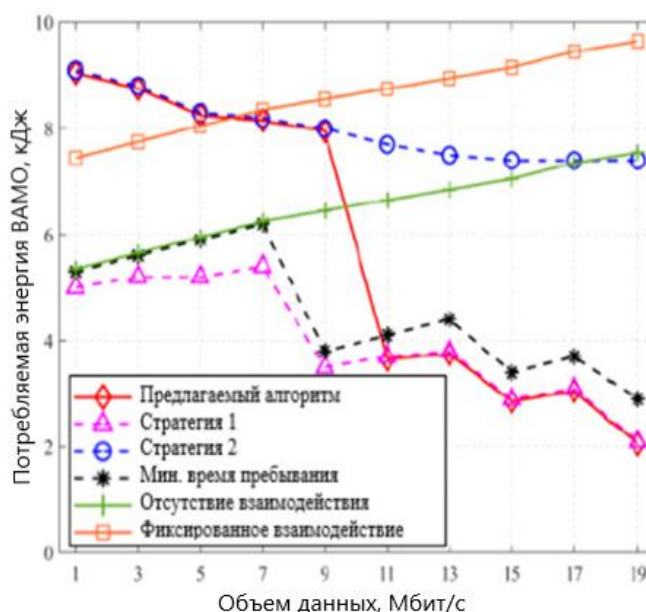


Рисунок 4.19 – Зависимость потребляемой энергии ВАМО от объема данных СУ

При значениях $D_k > 9$ Мбит/с энергозатраты ВАМО в стратегии 2 превышают значения в стратегии 1. Это связано с тем, что при увеличении объёма данных возрастает время, требуемое на их сбор, и ВАМО берет на себя большую часть нагрузки. Таким образом, при больших объёмах данных НАМО может быстрее завершить передачу, в то время как ВАМО требует больше времени и ресурсов на сбор. Тем не менее, предложенное решение позволяет разнородным АМО рационально распределять задачи, максимально используя преимущества каждого, тем самым ускоряя сбор информации с удалённых СУ. Благодаря корректному принятию решения, достигается баланс между временем завершения миссии и энергопотреблением – либо за счёт большего энергопотребления ВАМО, либо за счёт сокращения маршрута НАМО.

На рисунке 4.20 показано влияние степени рассредоточения удалённых СУ на общее время завершения миссии. Здесь степень рассредоточения определяется как среднее расстояние от удалённых узлов до их геометрического центра. Для моделирования случайным образом выбирается 20% от общего числа удалённых СУ, затем расчет повторяется несколько раз, и берется среднее значение.

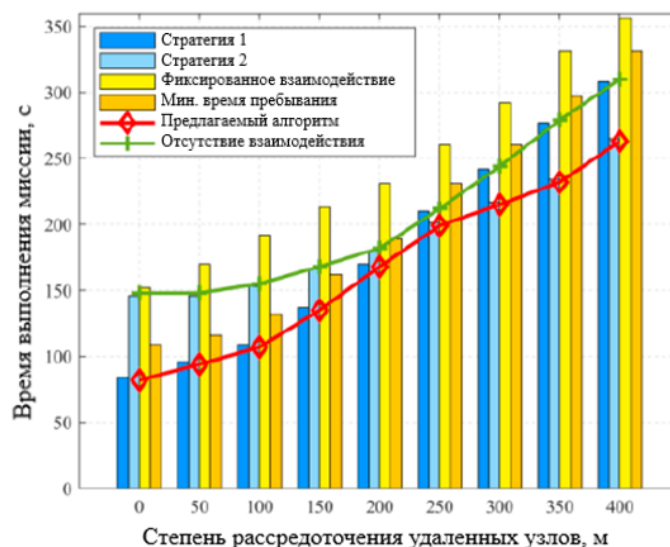


Рисунок 4.20 – Зависимость времени выполнения миссии от степени рассредоточения удалённых узлов при $D_k = 12$ Мбит/с

Когда все удалённые узлы сгруппированы в ограниченной области, стратегия 1 показывает лучшее время завершения, поскольку НАМО тратит меньше времени на перемещение между СУ. Однако когда СУ более рассредоточены, то время перемещения НАМО возрастает. В этом случае время, затрачиваемое НАМО, приближается к времени ВАМО, и более предпочтительной становится стратегия 2, при которой ВАМО забирает данные у НАМО в удобной точке. По сравнению со стратегией, в которой НАМО и ВАМО работают независимо, предложенный алгоритм обеспечивает среднее сокращение времени выполнения миссии на 30%.

Таким образом, рассмотрена задача энергоэффективного сбора и обработки информации в БСС, поддерживаемых использованием гибридной среды, с целью минимизации времени завершения миссии и правильного планирования маршрутов. Для этого была предложена совместная оптимизация траекторий, объединения узлов и принятия решения информационного взаимодействия между разнородными АМО, при условии, что каждый сенсорный узел успевает передать данные до исчерпания энергии. Предложены две стратегии взаимодействия с учетом оставшегося уровня энергии СУ, сформулирована задача поиска оптимальных точек сбора данных и времени пребывания в них, разработаны

соответствующие методы принятия решения и алгоритм выбора оптимальной стратегии. Результаты численного моделирования показали, что предложенный подход значительно превосходит базовые решения по эффективности.

4.5 Выводы

В данной главе представлены разработанные элементы программного обеспечения систем группового управления для оценки работоспособности и эффективности предложенных структур и алгоритмов информационного взаимодействия автономных мобильных объектов с использованием имитационных моделей в среде MATLAB/Simulink.

1. Представлены различные сценарии компьютерного моделирования, которые наглядно показали, что предлагаемая структура обеспечивает согласованность, надежность и точность при совместном формировании подсистемы распределенного взаимодействия АМО.

2. Проведен анализ предлагаемого алгоритма УП в нескольких сценариях моделирования. Для повышения сложности каждая цифровая модель рельефа была дополнена искусственными препятствиями, в результате чего были сформированы четыре сценария с возрастающим уровнем сложности. Результаты моделирования показали, что разработанный подход имеет возможность формировать множество недоминируемых решений, что делает данный алгоритм универсальным инструментом, способным удовлетворять различные требования прикладных задач, организовать распределенное взаимодействие и повысить вероятность успешного планирования.

3. Реализованы обширные имитационные эксперименты интегрированной системы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред. По сравнению с существующими методами заметно сократилась как продолжительность миссии, так и расстояние до места ее проведения. Более того, комплексное использование наземных и воздушных АМО позволило в полной

мере использовать их сильные стороны, демонстрируя масштабируемость системы и ее пригодность для развертывания в реальных условиях.

4. Проведено компьютерное моделирование энергоэффективной системы сбора и обработки информации ВАМО-НАМО в беспроводных сенсорных сетях. Результаты сравнительного имитационного моделирования показали, что предложенное решение позволяет разнородным АМО рационально распределять задачи, максимально используя преимущества каждого, тем самым ускоряя сбор и обработку информации с удалённых СУ. Благодаря корректному принятию решения, достигается баланс между временем завершения миссии и энергопотреблением – либо за счёт большего энергопотребления ВАМО, либо за счёт сокращения маршрута НАМО.

Заключение

Целью работы являлась разработка средств специального математического и алгоритмического обеспечения процессов группового управления информационным взаимодействием АМО.

В процессе выполнения диссертационного исследования получены следующие основные результаты:

1. Проведен системный анализ существующих подходов к решению задач группового управления информационным взаимодействием систем АМО, а также рассмотрены варианты их модификаций, направленных на их качественные улучшения.

2. Разработана децентрализованная структура группового управления локальным информационным взаимодействием АМО с использованием фильтрации больших данных для избегания столкновений в единой точке, организации распределенного обмена информацией, а также уменьшения воздействия неблагоприятных факторов.

3. Представлены алгоритмы группового управления обменом данными АМО в сценариях гибридных сред на основе усовершенствованного генетического алгоритма, информированного подхода iRRT* и эволюционной стратегии адаптации ковариационной матрицы для динамического распределения задач между разнородными группами АМО. Время выполнения миссии было сокращено в 3 раза по сравнению с существующими методами.

4. Предложен многокритериальный алгоритм системы группового управления положением АМО, учитывающий множество целевых задач при формировании Парето-оптимальных траекторий, для организации распределенного взаимодействия АМО.

5. Разработан алгоритм принятия решения информационного взаимодействия АМО, основанный на многоэтапном объединении сенсорных узлов в беспроводной сенсорной сети, для энергоэффективного сбора и обработки

информации. Разработанный алгоритм обеспечивает среднее сокращение времени выполнения миссии на 30%.

6. Представлена структура подсистемы распределенного межобъектного взаимодействия АМО с применением технологий искусственного интеллекта на основе радиальной базисной функции, обеспечивающая получение комплексной информации о состоянии АМО и устраняющая динамические неопределенности.

7. Элементы программного обеспечения зарегистрированы в Роспатент (Приложение А).

Полученные результаты работы могут стать основой для будущих исследований. Разработанные алгоритмы, структуры и стратегии группового управления информационным взаимодействием систем АМО могут быть модернизированы путем добавления в них различных усовершенствованных методов нейронных сетей и оптимизационных структур, что увеличит их производительность, эффективность и адаптивность в условиях динамических сред.

Список сокращений и условных обозначений

ABC – алгоритм искусственной пчелиной колонии

ACO – оптимизация на основе муравьиных колоний

APF – искусственные потенциальные поля

CMA-ES – эволюционная стратегия адаптации ковариационной матрицы

DE – подход дифференциальной эволюции

EGA – усовершенствованный генетический алгоритм

FA – алгоритм светлячков

GA – генетический алгоритм

PRM – вероятностная дорожная карта

PSO – оптимизация роя объектов

RRT – быстрое построение деревьев

АМО – автономный мобильный объект

БС – базовая станция

БСС – беспроводная сенсорная сеть

ВАМО – воздушный автономный мобильный объект

ВВО – ведущий-ведомые объекты

ВС – виртуальная структура

НАМО – наземный автономный мобильный объект

НС – нейронная сеть

СУ – сенсорный узел

УП – управление положением

ЦОД – центр обработки данных

ЦУ – центр управления

ЭВМ – электронно-вычислительная машина

Список использованных источников

1. Ahmed F., Deb K. Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms // *Soft Computing*. – 2013. – Vol. 17(7). – P. 1283-1299.
2. Anderson B.D.O., Fidan B., Yu C., van der Walle D. UAV formation control theory and application // *Recent Advances in Learning and Control. Lecture Notes in Control and Information Sciences*. London: Springer. – 2008. – Vol. 371. – P. 1-20.
3. Arbanas B., Ivanovic A., Car M. Decentralized planning and control for UAV-UGV cooperative teams // *Auton. Robots*. – 2018. – P. 1-18.
4. Balch T., Arkin R.C. Behavior-based formation control for multirobot teams // *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. – 1998. – Vol. 14. – P. 926-939.
5. Castro G.G.R., Santos T.M.B., Andrade F.A.A., Lima J., Haddad D.B., Honorio L.M., Pinto M.F. Heterogeneous multi-robot collaboration for coverage path planning in partially known dynamic environments // *Machines*. – 2024. – Vol. 12(3).
6. Cheng Y.C., Wu E.H., Chen G.H. A decentralized MAC protocol for unfairness problems in coexistent heterogeneous cognitive radio networks scenarios with collision-based primary users // *IEEE Syst. J.* – 2016. – Vol. 10(1). – P. 346-357.
7. Chernoiivanenko I.A., Kravets O.Ja. Comparative analysis of decentralized and centralized strategies for the swarm control of autonomous mobile objects // *Anthropocentric Sciences in Education: Challenges, Transformation, Resources: Proc. of the II-th Int. Science Forum*. – Voronezh: Publishing and Printing Center «Scientific Book». – 2025. – P. 401-404.
8. Chernoiivanenko I.A., Kravets O.Ja. The use of artificial intelligence to identify the location of an autonomous mobile object // *Modern Informatization Problems in Simulation and Social Technologies (MIP-2025'SCT): Proc. of the XXX-th Int. Open Science Conf.* – Yelm, WA, USA: Science Book Publishing House. – 2025. – P. 32-45.

9. Chernoiivanenko I.A., Tcvetkov A.V. Support for data exchange in a hybrid environment of non-stationary autonomous objects // Modern informatization problems in simulation and social technologies (MIP-2026'SCT): Proc. of the XXXI-th Int. Open Science Conf. – Yelm, WA, USA: Science Book Publishing House. – 2026. – P. 43-50.
10. Coello C.A., Lechuga M.S. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization // Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. – 2002. – Vol. 2. – P. 1051-10562.
11. Cagnetti M., Oriolo G., Peliti P., Rosa L., Stegagno P. Cooperative control of a heterogeneous multi-robot system based on relative localization // RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – 2014. – P. 350-356.
12. Cohen R., Kapchits B. An optimal wake-up scheduling algorithm for minimizing energy consumption while limiting maximum delay in a mesh sensor network // ACM Trans. Netw. – 2009. – Vol. 17. – P. 570-581.
13. Conesa A., Madrigal P., Tarazona S. A survey of best practices for RNA-seq data analysis // Genome Biol. – 2016. – Vol. 17(1). – 181 p.
14. Dai B., He Y. Q., Gu F. Acceleration feedback enhanced controller for wind disturbance rejection of rotor unmanned aerial vehicle // Robot. – 2020. – Vol. 42(1). – P. 79-88.
15. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2002. – Vol. 6(2). – P. 182-197.
16. Desai J.P., Ostrowski J., Kuma V. Controlling formations of multiple mobile robots // Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics & Automation. – 1998. – P. 2864-2869.
17. Dong X. Time-varying formation control for unmanned aerial vehicles: theories and applications // IEEE Transactions on Control Systems Technology. – 2015. – Vol. 23(1). – P. 340-348.
18. Dong X., Hu G. Time-varying output formation for linear multiagent systems via dynamic output feedback control // IEEE Transactions on Control of Network Systems. – 2017. – Vol. 4(2). – P. 236-245.

19. Fan J., Chen X., Wang Y., Chen X. UAV trajectory planning in cluttered environments based on PF-RRT* algorithm with goal-biased strategy // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2022. – Vol. 114. – 105182 p.
20. Fei Y., Shi P., Lim C.C. Neural network adaptive dynamic sliding mode formation control of multi-agent systems // *International Journal of Systems Science*. – 2020. – Vol. 51(11). – P. 2025-2040.
21. Flood M.M. The traveling-salesman problem // *Oper. Res.* – 1956. – Vol. 4. – P. 61-75.
22. Fu Y., Ding M., Zhou C. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*. – 2012. – Vol. 42(2). – P. 511-526.
23. Gou X., Jin W. Multi-agent system for multimedia communications traversing NAT/firewall in next-generation networks // *Proceedings of the Conference on Communication Networks and Services Research*. – 2004. – P. 99-104.
24. Grant M., Boyd S. CVX: Matlab Software for Disciplined Convex Programming // Springer: Berlin, Germany. – 2014.
25. Gunantara N. A review of multi-objective optimization: Methods and its applications // *Cogent Engineering*. – 2018. – Vol. 5(1). – 1502242 p.
26. Gupta L., Jain R., Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks // *IEEE Commun. Surv. Tutor.* – 2016. – Vol. 18. – P. 1123-1152.
27. Hidalgo-Paniagua A., Vega-Rodriguez M.A., Ferruz J., Pavon N. Solving the multi-objective path planning problem in mobile robotics with a firefly-based approach // *Soft Computing*. – 2017. – Vol. 21(4). – P. 949-964.
28. Hosseinzadeh Yamchi M., Mahboobi Esfanjani R. Distributed predictive formation control of networked mobile robots subject to communication delay // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2017. – Vol. 91. – P. 194-207.

29. Kamath G., Shi L., Song W.Z. Distributed travel-time seismic tomography in largescale sensor networks // J. Parallel Distrib. Comput. – 2016. – Vol. 89. – P. 50-64.
30. Karaman S., Walter M.R., Perez A., Frazzoli E., Teller S. Anytime motion planning using the RRT* // IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2011. – P. 1478-1483.
31. Kashniyal J., Verma S., Singh K.P. A new patch and stitch algorithm for localization in wireless sensor networks // Wirel. Netw. – 2019. – Vol. 25(6). – P. 3251-3264.
32. Khan I., Singh D. Energy-balance node-selection algorithm for heterogeneous wireless sensor networks // ETRI J. – 2018. – Vol. 40(5). – P. 604-612.
33. Kothari M., Postlethwaite I. A probabilistically robust path planning algorithm for UAVs using rapidly-exploring random trees // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2012. – Vol. 71(2). – P. 231-253.
34. Kravets O.Ja., Husein Ali, Getmanskaia D.V., Al-Imari Mustafa Jaafar Baqer, Chernoiivanenko I.A., Redkin Yu.V., Varlamov O.O. Automata model of a system with distributed ledger technology based on a blockchain // International Journal on Information Technologies and Security. – 2025. – Vol. 17(4). – P. 3-12.
35. Krizmancic M., Arbanas B., Petrovic T., Petric F., Bogdan S. Cooperative aerial-ground multi-robot system for automated construction tasks // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2020. – Vol. 5(2). – P. 798-805.
36. Kulkarni V.R., Desai V., Kulkarni R.V. A comparative investigation of deterministic and metaheuristic algorithms for node localization in wireless sensor networks // Wireless Netw. – 2019. – Vol. 25(5). – P. 2789-2803.
37. Kumar S., Sikander A. A novel hybrid framework for single and multi-robot path planning in a complex industrial environment // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2024. – Vol. 35 (2). – P. 587-612.
38. Kuriki Y., Namerikawa T. Consensus-based cooperative formation control with collision avoidance for a multi-UAV system // Proceedings of the 2014 American Control Conference. – 2014. – P. 2077-2082.

39. Lee W.K., Schubert M.J.W., Ooi B.Y. Multi-source energy harvesting and storage for floating wireless sensor network nodes with long range communication capability // *IEEE Trans. Ind. Appl.* – 2018. – Vol. 54(3). – P. 2606-2615.
40. Lewis M.A., Tan K.H. Virtual structures for high-precision cooperative mobile robotic control // *RJS International Conference on Intelligent Robots & Systems.* – 1996. – Vol. 1. – P. 132-139.
41. Li B., Zhang J., Dai L., Teo K.L., Wang S. A hybrid offline optimization method for reconfiguration of multi-UAV formations // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems.* – 2021. – Vol. 57(1). – P. 506-520.
42. Li H., Liu X., Huang Z., Zeng C., Zou P., Chu Z., Yi J.: Newly emerging nature-inspired optimization – algorithm review, unified framework, evaluation, and behavioural parameter optimization // *IEEE Access* 8. – 2020. – P. 72620-72649.
43. Li J., Zhao H., Wang H., Gu F., Wei J., Yin H., Ren B. Joint optimization on trajectory, altitude, velocity and link scheduling for minimum mission time in UAV-aided data collection // *IEEE Internet Things J.* – 2020. – Vol. 7. – P. 1464-1475.
44. Li M., He S., Li H. Minimizing mission completion time of UAVs by jointly optimizing the flight and data collection trajectory in UAV-enabled WSNs // *IEEE Internet Things J.* – 2022. – Vol. 9. – P. 13498-13510.
45. Li Y., Cui R., Yang C., Xu D. Multi-robot path planning based on the developed rrt* algorithm // *Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference.* – 2013. – P. 7049-7053.
46. Lin X., Aksaray D. Robust planning for persistent surveillance with energy-constrained UAVs and mobile charging stations // *IEEE Robot. Autom. Lett.* – 2022. – Vol. 7. – P. 4157-4164.
47. Liu S, Bai W., Srivastava G., Machado J.A.T. Property of self-similarity between baseband and modulated signals // *Mob. Netw. Appl.* – 2019. – Vol. 25(4). – P. 1537-1547.
48. Liu S., Fu W., He L., Zhou J., Ma M. Distribution of primary additional errors in fractal encoding method // *Multimed. Tools Appl.* – 2014. – Vol. 76(4). – P. 5787-5802.

49. Liu S., Li Z., Zhang Y. Introduction of key problems in long-distance learning and training // *Mob. Netw. Appl.* – 2019. – Vol. 24(1). – P. 1-4.
50. Liu X., Xie Y., Li F. Time-varying formation control of singular multi-agent systems with multiple leaders // *Proceedings of the 16th International Conference on Control & Automation.* – 2020. – P. 193-198.
51. Maini P., Sujit P.B. On cooperation between a fuel constrained UAV and a refueling UGV for large scale mapping applications // *Proceedings of the 2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Denver, CO, USA.* – 2015.
52. Maini P., Sundar K., Rathinam S., Sujit P.B. Cooperative planning for fuel-constrained aerial vehicles and ground-based refueling vehicles for large-scale coverage // *arXiv.* – 2018.
53. Mandloi D., Arya R., Verma A.K. Unmanned aerial vehicle path planning based on A* algorithm and its variants in 3d environment // *International Journal of System Assurance Engineering and Management.* – 2021. – Vol. 12(5). – P. 990-1000.
54. Manyam S.G., Casbeer D.W., Sundar K. Path planning for cooperative routing of air-ground vehicles // *Proceedings of the 2016 American Control Conference (ACC), Boston, MA, USA.* – 2016. – P. 4630-4635.
55. Martinez-Rozas S., Alejo D., Caballero F., Merino L. Path and trajectory planning of a tethered UAV-UGV marsupial robotics system // *ArXiv.* – 2022.
56. Mazumdar N., Roy S., Nag A., Singh J.P. A buffer-aware dynamic UAV trajectory design for data collection in resource constrained IoT frameworks // *Comput. Electr. Eng.* – 2022. – Vol. 100. – 107934 p.
57. Mei F., Wang H., Yao Y. Robust second-order finite-time formation control of heterogeneous multi-agent systems on directed communication graphs // *IET Control Theory & Applications.* – 2020. – Vol. 14(6). – P. 816-823.
58. Mesbahi M., Hadaegh F.Y. Formation flying control of multiple spacecraft via graphs, matrix inequalities, and switching // *Journal of Guidance, Control and Dynamics.* – 2001. – Vol. 24(2). – P. 369-377.

59. Morin M., Abi-Zeid I., Quimper C.G. Ant colony optimization for path planning in search and rescue operations // *European Journal of Operational Research*. – 2022.
60. Mu C., Han L., Wen Y. Formation control for second-order discrete-time multi-agent systems with nonlinear dynamics using neural networks // *Proceedings of the 2020 Chinese Automation Congress*. – 2020. – P. 5096-5096.
61. Nguyen M.T., Nguyen C.V., Do H.T., Hua H.T., Tran T.A., Nguyen A.D., Ala G., Viola F. UAV-assisted data collection in wireless sensor networks: a comprehensive survey // *Electronics*. – 2021. – Vol. 10. – 2603 p.
62. Nikolakopoulos K.G., Lampropoulou P., Fakiris E., Sardelianos D., Papatheodorou G. Synergistic use of UAV and UGV data and petrographic analyses for the investigation of beachrock formations // *Minerals*. – 2018. – Vol. 8. – 534 p.
63. Pan Z., Zhang C., Xia Y., Xiong H., Shao X. An improved artificial potential field method for path planning and formation control of the multi-UAV systems // *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*. – 2022. – Vol. 69(3). – P. 1129-1133.
64. Peng Z., Wen G., Rahmani A., Yu Y. Distributed consensus-based formation control for multiple nonholonomic mobile robots with a specified reference trajectory // *International Journal of Systems Science*. – 2015. – Vol. 46(8). – P. 1447-1457.
65. Peng Z., Wen G., Yang S., Rahmani A. Distributed consensus-based formation control for nonholonomic wheeled mobile robots using adaptive neural network // *Nonlinear Dynamics*. – 2016. – Vol. 86(1). – P. 605-622.
66. Phung M.D., Ha Q. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization // *Applied Soft Computing*. – 2021. – Vol. 107. – 107376 p.
67. Phung M.D., Quach C.H., Dinh T.H., Ha Q. Enhanced discrete particle swarm optimization path planning for UAV vision-based surface inspection // *Automation in Construction*. – 2017. – Vol. 81. – P. 25-33.

68. Puente-Castro A., Rivero D., Pazos A., Fernandez-Blanco E. A review of artificial intelligence applied to path planning in UAV swarms // *Neural Computing and Applications*. – 2022. – P. 1-18.
69. Qin N., Chen K. A wireless sensor network location algorithm based on insufficient fingerprint information // *Mod. Phys. Lett.* – 2018. – Vol. 32(4).
70. Queralta J.P., Taipalmaa J., Can Pullinen B., Sarker V.K., Nguyen Gia T., Tenhunen H., Gabbouj M., Raitoharju J., Westerlund T. Collaborative multi-robot search and rescue: Planning, coordination, perception, and active vision // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 191617-191643.
71. Ramasamy S., Reddinger J.P.F., Dotterweich J.M., Childers M.A., Bhounsule P.A. Cooperative route planning of multiple fuel-constrained unmanned aerial vehicles with recharging on an unmanned ground vehicle // *Proceedings of the 2021 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, Athens, Greece. – 2021. – P. 155-164.
72. Roldán J.J., Garcia-Aunon P., Garzón M., De León J., Del Cerro J., Barrientos A. Heterogeneous multi-robot system for mapping environmental variables of greenhouses // *Sensors*. – 2016. – Vol. 16. – 1018 p.
73. Ropero F., Muñoz P., R-Moreno M.D. TERRA: A path planning algorithm for cooperative UGV-UAV exploration // *Eng. Appl. Artif. Intell.* – 2019. – Vol. 78. – P. 260-272.
74. Sababha B.H., Al-mousa A., Baniyounisse R., Bdour J. Sampling-based unmanned aerial vehicle air traffic integration, path planning, and collision avoidance // *International Journal of Advanced Robotic Systems*. – 2022. – Vol. 19(2).
75. Sabale K., Mini S. Anchor node path planning for localization in wireless sensor network // *Wirel. Netw.* – 2019. – Vol. 25(1). – P. 49-61.
76. Shen Q., Shi P. Output consensus control of multiagent systems with unknown nonlinear dead zone // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. – 2015. – Vol. 46(10). – P. 1329-1337.
77. Shuai L., Gelan Y. *Advanced hybrid information processing* // Springer International Publishing, Heidelberg. – 2019. – P. 1-594.

78. Shuai L., Weiling B., Nianyin Z. A fast fractal based compression for MRI images // *IEEE Access*. – 2019. – P. 62412-62420.
79. Somhom S., Modares A., Enkawa T. Competition-based neural network for the multiple travelling salesmen problem with min-max objective // *Comput. Oper. Res.* – 1999. – Vol. 26. – P. 395-407.
80. Stergiopoulos G., Kotzanikolaou P., Theocharidou M. Time-based critical infrastructure dependency analysis for large-scale and cross-sectoral failures // *Int. J. Crit. Infrastruct. Prot.* – 2016. – P. 46-60.
81. Tyushev K., Amelin K., Andrievsky B. The method of saving data integrity for decentralized network of group of UAV using quantized gossip algorithms // *IfacPapersonline*. – 2016. – Vol. 49(13). – P. 259-264.
82. Wang P.K.C. Navigation strategies for multiple autonomous mobile robots moving in formation // *Robot and Systems*. – 1991. – P. 177-195.
83. Wang R.B., Wang W.F., Geng F.D., Pan J.S., Chu S.C., Xu L. UAV path planning in mountain areas based on a hybrid parallel compact arithmetic optimization algorithm // *Neural Computing and Applications*. – 2023. – P. 1-16.
84. Wang W., Huang J.S., Wen C.Y., Fan H.J. Distributed adaptive control for consensus tracking with application to formation control of nonholonomic mobile robots // *Automatic*. – 2014. – Vol. 50(4). – P. 1254-1263.
85. Wang X., Yadav V., Balakrishnan S.N. Cooperative UAV formation flying with obstacle and collision avoidance // *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. – 2007. – Vol. 15(4). – P. 672-679.
86. Wei M., He Z., Rong S. Decentralized multi-UAV flight autonomy for moving convoys search and track // *IEEE Trans. Control Syst. Technol.* – 2017. – Vol. 25(4). – P. 1480-1487.
87. Wen G., Zhang C., Hu P. Adaptive neural network leader-follower formation control for a class of second-order nonlinear multi-agent systems with unknown dynamics // *IEEE Access* 8. – 2020. – P. 148149-148156.

88. Wu D., Zhu D., Liu Y. Location verification assisted by a moving obstacle for wireless sensor networks // *IEEE Internet Things J.* – 2018. – Vol. 5(1). – P. 322-335.
89. Yang F., Liu F., Liu S., Zhong C. Hybrid formation control of multiple mobile robots with obstacle avoidance // *Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation.* – 2010. – P. 1039-1044.
90. Yang S., Hu Y., Sun R. Integrated navigation for UAV precise flight management with no-fly zones // *In Artificial Intelligence in China; Springer: Singapore.* – 2022. – P. 614-621.
91. Yarinezhad R., Hashemi S. N. Distributed faulty node detection and recovery scheme for wireless sensor networks using cellular learning automata // *Wirel. Netw.* – 2019. – Vol. 25(5). – P. 2917-2917.
92. Yu Z., Si Z., Li X., Wang D., Song H. A novel hybrid particle swarm optimization algorithm for path planning of UAVs // *IEEE Internet of Things Journal.* – 2022. – Vol. 1(1).
93. Yuan C., He H., Wang C. Cooperative deterministic learning-based formation control for a group of nonlinear uncertain mechanical systems // *IEEE Transactions on Industrial Informatics.* – 2019. – Vol. 15(1). – P. 319-333.
94. Zhan C., Zeng Y., Zhang R. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network // *IEEE Wirel. Commun. Lett.* – 2017. – Vol. 7. – P. 328-331.
95. Zhang J., Liu W., Li Y. Optimal formation control for second-order multi-agent systems with obstacle avoidance // *CAA Journal of Automatic Sinica.* – 2023. – Vol. 10(2). – P. 563-565.
96. Zhao Y., Zheng Z., Liu Y. Survey on computational-intelligence-based UAV path planning // *Knowledge-Based Systems.* – 2018. – Vol. 158. – P. 54-64.
97. Zhen X., Enze Z., Qingwei C. Rotary unmanned aerial vehicles path planning in rough terrain based on multi-objective particle swarm optimization // *Journal of Systems Engineering and Electronics.* – 2020. – Vol. 31(1). – P. 130-141.

98. Zou A.M., Kumar K.D. Neural network-based adaptive output feedback formation control for multi-agent systems // *Nonlinear Dynamics*. – 2012. – Vol. 70. – P. 1283-1296.

99. Абросимов В.К. Коллективы интеллектуальных летательных аппаратов // Москва: Издательский Дом «Наука». – 2017. – 304 с.

100. Агаев Р.П., Чеботарев П.Ю. Сходимость и устойчивость в задачах согласования характеристик (обзор базовых результатов) // *Управление большими системами*. – 2010. – Т. 30. – № 1. – С. 470-505.

101. Астахова Е.С. Современная мобильная архитектура и мобильное жилище // *Инженерный вестник Дона*. – 2017. – № 4. – 4622 с.

102. Басинский В.М., Степин Ю.Г. Алгоритм муравьиной колонии для решения задачи классификации и использование генетического алгоритма для подбора его параметров // *Информационно-коммуникационные технологии: достижения, проблемы, инновации (ИКТ-2018)*, Электронный сборник статей I международной научно-практической конференции, посвященной 50-летию Полоцкого государственного университета. – 2018. – С. 118-122.

103. Белых М.А., Баранов Д.А. Разработка интеллектуальной системы оптимизации на основе эволюционных алгоритмов // *Нано-био-технологии. Теплоэнергетика. Математическое моделирование. Сборник статей международной научно-практической конференции*. Липецк, 2024. – С. 158-164.

104. Белых М.А., Баранов Д.А. Решение задачи коммивояжера вариативным муравьиным алгоритмом // *Информационные технологии моделирования и управления. Научно-технический журнал*. Воронеж: Научная книга. – 2024. – № 2. – С. 116-119.

105. Белоглазов Д.А. Групповое управление подвижными объектами в неопределенных средах // под ред. Пшихопова В.Х. Москва: Физматлит. – 2015. – 305 с.

106. Бердоносков В.Д., Голованов А.Л., Журавлев Д.О. О системах обнаружения динамических угроз для предотвращения столкновений БПЛА

гражданского назначения // Производственные технологии будущего: от создания к внедрению. – 2018. – С. 27-32.

107. Бердонос В.Д., Журавлев Д.О., Зау Х.Н. Об алгоритме оценивания возможности коллизии двух БПЛА // Производственные технологии будущего: от создания к внедрению: материалы международной научно-практической конференции, Комсомольск-на-Амуре. – 2017. – С. 15-21.

108. Бердонос В.Д., Журавлев Д.О., Зау Х.Н. Разработка алгоритма и программного обеспечения интеллектуальной подсистемы предотвращения столкновений БПЛА // Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного университета. Науки о природе и технике. – 2019. – № 3(39). – С. 38-47.

109. Бобровников Б.Н., Барабанов А.В., Белых М.А. Мониторинг состояния вычислительной системы инструментами языка разработки // Информационные технологии моделирования и управления. Научно-технический журнал. Воронеж: Научная книга. – 2024. – №2. – С. 100-104.

110. Боднер В.А., Козлов М.С. Стабилизация летательных аппаратов и автопилоты // ред. Боднер В.А. Москва: ГНТИ Оборонгиз. – 1961. – 508 с.

111. Брахман Т.Р. Многокритериальность и выбор альтернативы в технике // М.: Радио и связь. – 1984. – 287 с.

112. Бюшгенс Г.С., Студнев Р.В. Аэродинамика самолета: Динамика продольного и бокового движения // Москва: Машиностроение. – 1979. – 352 с.

113. Ватаманюк И.В., Панина Г.Ю., Ронжин А.Л. Реконфигурация пространственного положения роя роботов // Управление большими системами. – 2015. Т. 58. – С. 285-305.

114. Витковский Д.И. Эволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации // Сборник трудов Международной научной конференции «Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики». ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет». – 2020. – С. 1818-1820.

115. Власов С.М. Бесконтактные средства локальной ориентации роботов // СПб.: Университет ИТМО. – 2017. – 169 с.

116. Горшков А.В., Кравец О.Я. Применение мобильных агентов для балансировки нагрузки в распределенных системах управления // Решение: матер. 11-й Всеросс. НПК. – Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та. – 2022. – С. 196-199.

117. Горшков А.В., Кравец О.Я., Аль Мусави О.А.Р., Гребенникова Н.И. Программа визуального моделирования миграции агентов в мультиагентной системе. – Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022685251 от 22.12.2022. – М.: ФИПС. – 2022.

118. Гэри М., Джонсон Д. Вычислительные машины и труднорешаемые задачи // М.: Мир. – 1982. – 419 с.

119. Евдокименков В.Н., Красильщиков М.Н., Оркин С.Д. Управление смешанными группами пилотируемых и беспилотных летательных аппаратов в условиях единого информационно-управляющего поля // Москва: Изд-во МАИ. – 2015. – 271 с.

120. Егорова К.В., Соколов С.С. Алгоритм пчелиной колонии как метод оптимизации при поиске разливов нефти группой беспилотных летательных аппаратов // Материалы Всероссийской студенческой научно-практической конференции «Математические модели техники, технологий и экономики», Санкт-Петербург, СПбГЛУ им. С.М. Кирова. – 2023. – С. 3-6.

121. Емалетдинова Л.Ю., Моисеев В.С., Матвеев И.В. Построение моделей компонентов интеллектуальной системы навигации и управления // Отчет №1 о НИР по теме: «Разработка алгоритмического и программно-математического обеспечения интеллектуальной системы навигации и управления сверхзвукового БЛА», Казань, КГТУ им. А.Н. Туполева. – 2010. – 211 с.

122. Ефанов В.Н., Мизин С.В., Неретина В.В. Управление полетом БПЛА в строю на основе координации взаимодействия группы летательных аппаратов // Вестник УГАТУ. – 2014. – Т. 18. – № 1. – С. 114-121.

123. Желтов С.Ю., Визильтер Ю.В. Перспективы интеллектуализации систем управления ЛА за счет применения машинного зрения // Труды МФТИ. – 2009. – Т. 1. – № 4. – С. 164-181.

124. Зикратов И.А., Козлова Е.В., Зикратова Т.В. Анализ уязвимостей робототехнических комплексов с роевым интеллектом // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2013. – № 5 (87). – С. 149-154.

125. Зобнина О.В., Дю А.И., Бабаева Ю.А. Многокритериальная оптимизация // Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet». – 2021. – Т. 4. – №1. – С. 87-93.

126. Иванов Д.Я. Методы роевого интеллекта для управления группами малоразмерных беспилотных летательных аппаратов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. Т. 3. – № 116. – С. 221-229.

127. Иванов Д.Я. Решение строевой задачи в группе беспилотных квадрокоптеров // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – Т. 8. – № 157. – С. 138-147.

128. Ищенко Е.А, Пастернак Ю.Г., Пендюрин В.А., Федоров С.М., Черноиваненко И.А. Применение технологии виртуальных антенных решеток для повышения точности пеленгатора воздушного базирования // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2022. – Т. 18. – № 3. – С. 90-94. – DOI: 10.36622/VSTU.2022.18.3.012. – EDN XJQINQ.

129. Козлецов А.П., Решетников И.С. Современные способы организации обмена данными с системами управления // Информационные технологии в проектировании и производстве. – 2010. – № 2. – С. 17-23.

130. Коптелова А.С., Аль Имари М.Д.Б., Гетманская Д.В., Черноиваненко И.А. Интеграция данных гетерогенных оконечных устройств для автоматизации управления ими. Заявка №2025681242 от 14.08.2025. – Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2025685930 от 26.09.2025. – М.: Роспатент. – 2025.

131. Костюков В.А., Гисцов В.Г., Евдокимов И.Д. Методика корректировки траектории беспилотного летательного аппарата мультикоптерного типа // ИВД. – 2022. – № 12 (96). – С. 1-16.

132. Красильщиков М.Н., Серебряков Г.Г. Современные информационные технологии в задачах навигации и наведения беспилотных маневренных летательных аппаратов // Физматлит. – 2009. – 556 с.

133. Кулинич А.А. Модель командного поведения агентов (роботов): когнитивный подход // Управление большими системами. – 2014. – № 51. – С. 174-196.

134. Лукашов П.П. Системы электроснабжения мобильных объектов на постоянном токе // Энергоресурсосбережение и энергоэффективность. – 2020. – С. 16-19.

135. Мелехов Я.А. Анализ и разработка алгоритмов совместной обработки информации в системах относительной навигации // Диссертация кандидата технических наук: 05.12.14. СПб: С.-Петербург. гос. электротехн. ун-т. – 2014.

136. Михайлов Б.Б., Назарова А.В., Ющенко А.С. Автономные мобильные роботы – навигация и управление // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2016. – № 2. – 175 с.

137. Моисеев В.С. Групповое применение беспилотных летательных аппаратов // Казань: Редакционно-издательский центр «Школа». – 2017. – 572 с.

138. Моисеев Н.Н., Иванюков Ю.П., Столярова Е.М. Методы оптимизации // М.: Наука. – 1978. – 352 с.

139. Мороз В.А. Применение генетического алгоритма к задачам оптимизации. Реализация генетического алгоритма для задачи коммивояжера // Вестник АмГУ. – 2012. – 6 с.

140. Муслимов Т.З., Мунасыпов Р.А. Децентрализованное групповое нелинейное управление строем беспилотных летательных аппаратов самолетного типа // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2020. Т. 21. – № 1. – С. 43-50.

141. Муслимов, Т.З., Мунасыпов Р.А. Полет строем автономных беспилотных летательных аппаратов самолетного типа на основе методов

консенсуса и нелинейного управления // XII мультиконференция по проблемам управления (МКПУ-2019): материалы XII мультиконференции: в 4 т. / [редкол.: И.А. Каляев, В.Г. Пешехонов и др.]. Дивноморское, Геленджик: Южный федеральный университет. – 2019. – С. 92-94.

142. Ногин В.Д. Множество и принцип Парето: Учебное пособие. – 2-е издание, исправленное и дополненное // СПб.: Издательско-полиграфическая ассоциация высших учебных заведений. – 2022. – 110 с.

143. Певнева А.Г., Калинкина М.Е. Методы оптимизации. Учебное пособие // СПб.: Университет ИТМО. – 2020. – 66 с.

144. Проскурников А.В., Фрадков А.Л. Задачи и методы сетевого управления // Автоматика и телемеханика. – 2016. – № 10. – С. 3-39.

145. Родзин С.И., Родзина О.Н. Поиск оптимальных решений комбинаторных задач: теория, эволюционные алгоритмы и их приложения для проблемно-ориентированных информационных систем // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2014. – № 4 (19). – С. 1-15.

146. Ройс У. Управление проектами по созданию программного обеспечения // М.: Лори. – 2002.

147. Свами М., Тхуласираман К. Графы, сети и алгоритмы // Пер. с англ. М.: Мир. – 1984. – 455 с.

148. Скаков Е.С., Малыш В.Н. Модифицированный алгоритм пчелиной колонии ABC для проектирования топологии беспроводной сети // Труды Международного симпозиума «Надежность и качество». – 2016 – Т. 1. – С. 293-296.

149. Скаков Е.С., Малыш В.Н. Пчелиный алгоритм оптимизации для решения задачи планирования беспроводной сети // Программные продукты и системы / Software & Systems. – 2016. – № 3. – Т. 29. – С. 67-73.

150. Советов Б.Я., Яковлев С.А. Моделирование систем // 3-е изд., М.:Высшая школа. – 2001. – 344 с.

151. Тарасов В.Г. Межсамолетная навигация // Москва: Машиностроение, 1980. – С. 1-183.

152. Федина А.А., Нургалиев А.И., Скворцова Д.А. Сравнение результатов применения различных эволюционных алгоритмов для решения задачи оптимизации маршрута беспилотных аппаратов // Компьютерные исследования и моделирование. – 2022. – Т. 14. – № 1. – С. 45-62.
153. Феррари Д. Оценка производительности вычислительных систем // М.: Мир. – 1981. – 576 с.
154. Французов Д. Оценка производительности вычислительных систем // Открытые системы. – № 2. – 1996. – С. 58-66.
155. Харари Ф. Теория графов // М.: Мир. – 1973. – 300 с.
156. Черноиваненко И.А. Математическое обеспечение и особенности управления несинхронизированным набором мобильных объектов // Информатика. Экономика. Управление. – Informatics. Economics. Management. – Красноярск. – 2025. – Т. 4. – № 1. – С. 1015-1021.
157. Черноиваненко И.А. Математическое обеспечение управления положением нестационарных объектов информационно-телекоммуникационной системы // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2025. – Т. 21. – № 4. – С. 31-38.
158. Черноиваненко И.А., Кравец О.Я. Математическое обеспечение распределения задач в гибридной среде нестационарных автономных объектов // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2025. – № 93. – С. 51-60.
159. Черноиваненко И.А., Кравец О.Я., Атласов И.В. Математическое обеспечение распределенного управления роем автономных мобильных объектов с применением технологий искусственного интеллекта // Системы управления и информационные технологии. – 2025. – Т. 99. – № 1. – С. 71-77.
160. Черноиваненко И.А., Кравец О.Я. О децентрализованном решении задачи одновременного прибытия автономных мобильных объектов к финальной точке с использованием анализа больших данных // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Т. 12. – № 4. URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1768> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.43.4.036.

161. Черноиваненко И.А., Кравец О.Я. Проблемы и особенности управления автономными мобильными объектами // Сб. тр. VI Всеросс. НПК «Информационные технологии в экономике и управлении». – Махачкала. – 2024. – С. 18-26.

162. Шеннон Р. Имитационное моделирование систем // М.: Мир. – 1978. – 418 с.

Приложение А Свидетельство о государственной регистрации
программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2025685930

«Интеграция данных гетерогенных оконечных устройств для автоматизации управления ими»

Правообладатели: *Гетманская Диана Викторовна (RU), Коптелова Анастасия Сергеевна (RU), Черноиваненко Игорь Александрович (RU)*

Авторы: *Гетманская Диана Викторовна (RU), Коптелова Анастасия Сергеевна (RU), Черноиваненко Игорь Александрович (RU), Аль-Имари Мустафа Джафар Бакер (IQ)*

Заявка № **2025681242**
Дата поступления **14 августа 2025 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **26 сентября 2025 г.**



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности
Ю.С. Зубов

Приложение Б Акты о внедрении результатов диссертационного исследования



УТВЕРЖДАЮ
Заместитель генерального директора
по научно-техническому развитию
АО «Концерн «Созвездие»

Р.А. Быстрых
« 16 » 06 2026 г.

АКТ
о внедрении в АО «Концерн «Созвездие» результатов
диссертационного исследования
Черноиваненко Игоря Александровича

Научно-техническая комиссия в составе начальника отдела Рахманина Д.Н. и начальника сектора Лукиновой А.И. под председательством начальника научно-технического управления Тихомирова Н.М. установила, что результаты диссертационного исследования Черноиваненко И.А. были рассмотрены и применены при выполнении работ по созданию и совершенствованию интеллектуальных систем управления, связи и обработки информации, разрабатываемых для перспективных радиоэлектронных комплексов.

В ходе диссертационного исследования автором разработан алгоритм принятия решений в распределенных системах, обеспечивающий повышение эффективности обработки поступающей информации и координацию взаимодействия между функциональными модулями гетерогенных технических объектов. Ожидаемый эффект от внедрения разработанного алгоритма заключается в уменьшении времени обработки информации на 15-20%, повышении эффективности использования вычислительных ресурсов на 10-15%, а также увеличении устойчивости функционирования распределенных систем управления и связи в условиях высокой информационной нагрузки. Расчет ожидаемого эффекта находится на предприятии и является информацией ограниченного распространения.

Результаты диссертационной работы имеют практическую значимость для разработки перспективных комплексов связи, автоматизированных систем управления и иных радиоэлектронных систем и рекомендованы к дальнейшему использованию в научно-исследовательских и опытно-конструкторских работах предприятия.

Данный акт не накладывает финансовых обязательств на АО «Концерн «Созвездие».

Председатель комиссии:
Начальник НТУ, д.т.н.

Члены комиссии:
Начальник отдела, к.т.н.
Начальник сектора

 Тихомиров Н.М.

 Рахманин Д.Н.
 Лукинова А.И.

УТВЕРЖДАЮ
 Зам. генерального директора
 по технологическому развитию, к.т.н.
 И. Данилова
 06. 2026 г.



АКТ

о внедрении результатов диссертационного исследования Черноиваненко Игоря Александровича

Данным Актом удостоверяется, что теоретические и практические результаты диссертационного исследования Черноиваненко И.А. были использованы при выполнении работ по созданию и совершенствованию технологий проектирования и производства космической техники в Акционерном обществе «Научно-исследовательский институт механотронных технологий – Альфа – Научный центр»

Спроектированные автором алгоритмы группового управления информационным обменом обеспечивают адаптивное распределение задач обработки и передачи данных между космическими аппаратами различного назначения. По предварительным оценкам ожидаемый эффект от внедрения разработанных алгоритмов заключается в повышении эффективности использования ресурсов бортовых вычислительных средств и каналов связи на 15-20%, а также сокращении среднего времени обработки и передачи информации на 20-30%. Расчет ожидаемого эффекта находится на предприятии и является информацией ограниченного распространения.

Результаты внедрения используются при проведении научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ по созданию и производству космической техники и рекомендованы к дальнейшему применению в перспективных робототехнических космических комплексах.

Главный конструктор направления, к.т.н.



Д.П. Лашенков

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе

ФГБОУ ВО «ВГТУ»



С.А. Яременко

06 2026 г.

А К Т

**внедрения результатов кандидатской диссертации в учебный процесс
ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»**

Тема диссертации: «Математическое и алгоритмическое обеспечение процессов группового управления информационным взаимодействием автономных мобильных объектов».

Автор: Черноиваненко Игорь Александрович

Научный руководитель: Кравец Олег Яковлевич

Выполненной в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет» на кафедре автоматизированных и вычислительных систем в рамках основного научного направления «Информатика и вычислительная техника».

В период с «12» января 2026 г. по н.в. внедрены в учебный процесс кафедры по группе научных специальностей 2.3 «Информационные технологии и телекоммуникации», научной специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика», на основании решения кафедры АВС от «19» мая 2026 г., протокол № 13.

1. Вид результатов, внедренных в учебный процесс: совокупность знаний и представлений по теме диссертационного исследования.

2. Область применения: лабораторный практикум и лекционный курс по дисциплине «Проектная деятельность», выполнение курсовых проектов, выпускных квалификационных работ.

3. Форма внедрения: разработанные в диссертационном исследовании алгоритмы и структуры были внедрены в образовательный процесс в виде изучения процессов группового управления информационным взаимодействием с целью обучения студентов особенностям проектирования интеллектуальных робототехнических систем, изучения механизмов

распределенного межобъектного взаимодействия и решения вычислительных задач в гибридных средах.

4. Эффект от внедрения. Повышение качества образования: применение новых алгоритмов и подходов при решении задач группового управления, формирование у студентов практических компетенций в области децентрализованной робототехники, распределенных систем и гибридных сред.

Научный руководитель диссертанта

Кравец О.Я.
(подпись, Ф.И.О.)

« 11 » 06 2026 г.

Начальник УМУ

Скляров К.А.
(подпись, Ф.И.О.)

« 15 » 06 2026 г.

Диссертант

Черноиваненко И.А.
(подпись, Ф.И.О.)

« 11 » 06 2026 г.

Декан ФИТКБ

Бредихин А.В.
(подпись, Ф.И.О.)

« 11 » 06 2026 г.

Заведующий кафедрой АВС

Барабанов В.Ф.
(подпись, Ф.И.О.)

« 11 » 06 2026 г.