

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «МИРЭА - Российский технологический университет»

На правах рукописи



Нгуен Тхань Конг

**АЛГОРИТМИЗАЦИЯ МАРШРУТИЗАЦИИ И ВИДЕОМОНИТОРИНГА
ПРИ ГРУППОВОМ ПАТРУЛИРОВАНИИ ПРОТЯЖЕННЫХ ТЕРРИТОРИЙ
БЕСПИЛОТНЫМИ ЛЕТАТЕЛЬНЫМИ АППАРАТАМИ**

Научная специальность 2.3.1. – Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук
с.н.с. Филимонов А.Б.

Москва – 2025

Содержание

Введение	5
1. Патрулирование протяженных территорий беспилотными	
авиационными системами.....	17
1.1. Беспилотные летательные аппараты	17
1.2. Общие вопросы управления БПЛА	21
1.3. Функции оператора при выполнении полета БПЛА	25
1.4. Задачи воздушного патрулирования территорий беспилотниками.....	26
1.5. Патрулирование морских границ	30
1.6. Технологии вычислительного интеллекта.....	32
1.7. Применение компьютерного зрения	35
1.8. Патрулирующие рои беспилотников	37
Выводы по главе 1	38
2. Применение ГИС-технологий в задачах навигации и маршрутизации	
полета БПЛА	39
2.1. Геоинформационные системы	39
2.2. ГИС и беспилотные технологии	40
2.3. Геоинформационная система QGIS	42
2.4. Построение карты местности в районе воздушного патрулирования	
границы	48
2.5. Маршрутизация полета БПЛА	49
2.6. Концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе	
ГИС-технологий	58
Выводы по главе 2.....	60
3. Планирование маршрутов полета беспилотных летательных	
аппаратов	61
3.1. Задача планирования полета БПЛА при групповом патрулировании	
протяженных территорий.....	61
3.2. Оптимизация маршрутов полета БПЛА при групповом	
патрулировании территорий с одним депо	62

3.2.1. Постановка задачи маршрутизации полета группы БПЛА как множественной задачи коммивояжера	62
3.2.2. Математическая формализация задачи патрулирования	63
3.2.3. Методы решения задач коммивояжера	65
3.2.4. Сведение множественной задачи коммивояжера к задаче целочисленного линейного программирования	67
3.2.5. Применение генетического алгоритма	69
3.2.6. Модельный пример решения задачи патрулирования с одним депо	72
3.3. Оптимизация маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании с несколькими депо	73
3.3.1. Задача оптимальной маршрутизации полетов группы БПЛА с несколькими депо	73
3.3.2. Метод решения задачи оптимальной маршрутизации полетов группы БПЛА с несколькими депо	75
3.4. Маршрутизация полетов БПЛА на основе геопространственной кластеризаций	78
3.4.1. Условия устранения подмаршрутов	78
3.4.2. Множественная задача коммивояжера - кластерный подход	81
3.4.3. Маршрутизации полета БПЛА как кластерная МЗК	84
3.4.4. Пример оптимальной маршрутизации полета БПЛА при патрулировании островов архипелаг Чыонгша	86
Выводы по главе 3	90
4. Детекция и классификация надводных объектов по данным видеонаблюдения	92
4.1. Задача детекции и распознавания надводных объектов по данным видеонаблюдения с борта БПЛА	92
4.2. Вейвлет-технологии детекции и распознавания объектов видеонаблюдения условиях плохой видимости	97
4.2.1. Дискретное вейвлет-преобразование	97

4.2.2. Обработка изображений посредством двумерного дискретного вейвлет-преобразования	99
4.2.3. Вейвлеты и сверточные нейронные сети	101
4.2.4. Алгоритмы обнаружения объектов YOLO	106
4.2.5. Механизм внимания.....	107
4.2.6. Сверточные сети Wavelet-Attention.....	107
4.3. Предлагаемый алгоритм обработки видеоданных	110
Выводы по главе 4.....	118
Заключение.....	120
Список сокращений	122
Список литературы.....	123
Приложение 1. Программа оптимизации маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании территории с одним депо	136
Приложение 2. Программа геопространственной кластеризации зон патрулирования.....	140
Приложение 3. Акт внедрения результатов диссертации	143

Введение

Актуальность темы исследования. Беспилотные летательные аппараты (БПЛА) (беспилотники, дроны; англ. Unmanned Aerial Vehicles, UAV) приобрели огромную популярность в различных сферах человеческой деятельности благодаря их очевидным преимуществам - экономичности, простоте в эксплуатации, малой стоимости и отсутствию физического присутствия на борту человека [1–4].

В настоящее время наблюдается стремительное расширение сфер применения БПЛА. К их числу относится охранно-мониторинговая деятельность в виде воздушного патрулирования протяженных (возможно труднодоступных) объектов - путем постоянного регулярного, периодического их облета, сбора и передачи оперативной информации (фото, видео- и тепловизионных изображений) на станцию управления о наблюдаемой с воздуха обстановке как на периметре, так и внутри патрулируемого объекта. Воздушное патрулирование является естественным для миссий не только мирного времени в целях защиты патрулируемого объекта, но и военного времени в целях рекогносцировки (от лат. *recogno*ско - "осматриваю, обследую"), т.е. разведки, наблюдения, визуального изучения местности, где организуется оборона противника в районе предстоящих боевых действий [5].

Применение БПЛА особенно эффективно при проведении воздушного патрулирования в сложных природных условиях, в условиях отдаленности объектов и ограниченности людских ресурсов.

Организация патрулирования протяженных территорий средствами БАК предполагает разработку маршрутов патрулирования, решение сопутствующих вопросов навигации и контроля параметров полета, мониторинга текущей обстановки в зоне патрулирования.

Интеграция ГИС с технологией беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) открывает новые возможности. ГИС – это геоинформационные

системы, которые представляют собой аппаратно-программные комплексы для сбора, обработки и отображения различных пространственных данных с привязкой к координатам местности. С их помощью можно получать оперативную информацию о состоянии объектах мониторинга и анализировать ее. Кроме того, имеется возможность визуализировать получаемые пространственные данные.

Выполнение требований воздушного патрулирования наилучшим образом обеспечивается группой БПЛА. В монографии [6] отмечается, что в настоящее время групповое применение различных видов БПЛА является перспективным и актуальным направлением их использования при решении широкого круга военных и гражданских задач. Их применение эффективно для проведения разведки (мониторинга) районов наземной и надводной территории за кратчайшее время.

Диссертация посвящена проблеме применения интеллектуальных технологии в задачах воздушного патрулирования территорий беспилотными летательными аппаратами.

Целью диссертации является исследование комплекса вопросов, связанных с планированием, навигацией и мониторингом полета БПЛА при патрулировании протяженных территорий.

Степень разработанности темы исследования. Проблематика применения БПЛА в задачах патрулирования для получения и обработки оперативной информации в ходе патрулирования является актуальной и активно развивающейся областью научных исследований. Несмотря на достигнутые успехи, многие вопросы теоретического и прикладного характера остаются открытыми и нуждаются в дальнейшем изучении.

В диссертации исследуется комплекс взаимосвязанных задач: применение ГИС для навигации и прокладки маршрута полета, планирование маршрутов полета беспилотников при групповом патрулировании территорий, контроль и видеомониторинг обстановки в течение полета. Поясним назначение и содержательный смысл данных задач.

1. Первая задача состоит в применении геоинформационных систем (ГИС) для решения задачи маршрутизации и навигации полета БПЛА. В [7] отмечается, что использование БПЛА в ГИС в отечественных реалиях пока еще отстает от такового опыта в первую очередь в США и странах Европы, где беспилотная авиация в союзе с геоинформационными системами используется в ряде прикладных областей. В диссертации особое внимание отводится QGIS - одной из самых динамично развивающихся ГИС с открытым исходным кодом.

2. Вторая задача заключается в планировании маршрутов полета для группы БПЛА. С данной областью исследований связано большое число работ российских и зарубежных авторов. Отметим некоторые из них.

В работах [8–10] обсуждается задача построения оптимальных маршрутов облета беспилотным летательным аппаратом (БПЛА) набора точек, заданных своими координатами. Показана целесообразность математической трактовки этой проблемы как задачи линейного программирования с булевыми переменными. В [11] составляется оптимальный маршрут с учетом ограничения на время полета. Также отметим работы [12]. В статье [13] рассмотрен практический алгоритм планирования трассы ЛА, базирующийся на венгерском методе решения задачи о назначении. В [14] предложен алгоритм построения замкнутого маршрута полета БПЛА с помощью метода ветвей и границ.

Групповой аспект в проблеме планирования полета БПЛА рассматривается в ряде работ, к примеру, [15, 16].

В [15] ставится задача планирования облета множеством БПЛА множества целей. Она формализуется как задача распределения целей в группе БПЛА и является вариантом задачи о назначениях.

В [16] обсуждаются задача планирования маршрута БПЛА. Проводится сравнительный анализ поисковых методов на графах и мультиагентные алгоритмы, включая муравьиный алгоритм.

Следует констатировать актуальность проблемы формирования и распределении полетных заданий для группы БПЛА, планирования оптимальных маршрутов полета БПЛА при *групповом* воздушном

патрулировании территорий большой протяженности. Данное направление исследований представлено работами [17–25], где дается постановка и приводится решение задачи планирования оптимальных маршрутов полета беспилотников.

3. Третья задача заключается в детекции и классификации надводных объектов по данным видеонаблюдения с борта БПЛА в условиях плохой видимости. В процессе полёта БПЛА осуществляется наблюдение обстановки – видеомониторинг местности и объектов на ней. Оперативная видеоинформация в реальном масштабе времени передается на НСУ. Оператор БПЛА должен оценивать поступающую информацию и при необходимости корректировать маршрут полета БПЛА.

К настоящему времени имеется много наработок по вопросам обработки видеоданных, получаемых с БПЛА средствами компьютерного зрения. В области обработки изображений весьма перспективно использование сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN).

В составе работ, посвященных детекции надводных объектов в условиях плохой видимости, отметим [26] и [27]. В [28] архитектура YOLOv4 применяется для обработки изображениями надводных объектов, что позволило эффективно детектировать корабли и лодки в условиях недостаточной видимости.

Еще одно активно развиваемое направление исследований в области компьютерного зрения связано с вейвлет-технологиями [29, 30]. Развитие методов вейвлет-анализа изображений и CNN закономерно проводят к идее их интеграции [31, 32]. Дальнейшее продвижение вперед в смысле повышения эффективности цифровой обработки изображений дают механизм внимания (Attention Mechanism) [33, 34] и сверточные сети Wavelet-Attention. Отметим работу [35], которая представляет собой одну из первых попыток применения механизма внимания на основе вейвлет-преобразования для задач классификации изображений.

Таким образом, сегодня методы компьютерного зрения активно развиваются и это касается важной для беспилотных технологий проблематики детекции и распознавания объектов в условиях шумов, помех и плохой видимости.

Цель и задачи исследования. Целью диссертации является разработка алгоритмов оптимальной маршрутизации и видеомониторинга режима полета в задачах группового патрулирования протяженных территорий беспилотными летательными аппаратами.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе решаются следующие основные задачи:

1. Анализ современного состояния исследований в области автоматизации функций оператора при формировании миссии полета, планировании маршрута и оперативного контроля параметров полета БПЛА.
2. Анализ структуры информационного обеспечения оператора в режиме дистанционного управления полетом БПЛА.
3. Анализ перспектив применения ГИС для решения задач навигации и маршрутизации полета БПЛА.
4. Разработка алгоритмов оптимальной маршрутизации полета группы БПЛА при патрулировании протяженных территорий, включая сухопутные границы и территориальные воды.
5. Анализ современных методов и технологий детекции и распознавания надводных объектов в условиях плохой видимости.
6. Разработка алгоритма детекции объектов по данным видеонаблюдения с использованием модели YOLOv8 и Wavelet Attention.
7. Экспериментальное исследование работоспособности и эффективности предложенных алгоритмов.

Научная задача заключается в разработке и исследовании моделей и алгоритмов интеллектуальной поддержки оператора БПЛА при воздушном патрулировании протяженных территорий – решаются задачи прокладки маршрута с применением геоинформационной системы QGIS, оптимизации

маршрутов полета при групповом патрулировании, видеомониторинга текущей обстановки в зоне патрулирования.

Объект исследования – процессы патрулирования и видеомониторинга протяженных территорий средствами беспилотной авиации.

Предмет исследования – методы и алгоритмы обработки информации, анализа и принятия решений, связанные с построением маршрутов патрулирования, навигацией, контролем и мониторингом зоны патрулирования.

Соответствие паспорту научной специальности: содержание диссертации соответствует следующим пунктам паспорта научной специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки) ВАК РФ: «4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта», «10. Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений в технических системах».

Научная новизна работы заключается в разработке алгоритма построения траектории полета с применением технологии QGIS и метода сплайн-интерполяции, разработке оптимальных алгоритмов планирования маршрутов полета беспилотников при групповом патрулировании протяженных территорий, решении задачи видеомониторинга контролируемой территории в условиях плохой видимости.

Основные научные результаты, полученные в работе:

1. Предложена концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе ГИС-технологий, отличающийся от существующих объединением задач навигации и маршрутизации с применением цифровых карт местности и расчетом траектории полета методами сплайн- и нейросетевой интерполяции.
2. Разработан алгоритм оптимального планирования маршрутов полета БПЛА, базирующихся в одном депо, для случая, когда патрулируемая территория имеет вытянутую форму. Отличительные особенности алгоритма: критерий эффективности плана – максимальное значение времени выполнения заданий;

формализация решаемой задачи как множественной задачи коммивояжера (Multiple Traveling Salesman Problem, MTSP); сведение решаемой задачи к задаче целочисленного линейного программирования; применение в качестве метода оптимизации генетического алгоритма.

3. Разработан алгоритм маршрутизации полетов БПЛА на основе геопространственной кластеризации зон патрулирования. Отличительные особенности алгоритма: контролируемая территория разбивается на кластеры методом К-средних, каждый кластер включает одно депо, которое размещается в ближайшей к его центру зоне, и для него решается MTSP-задача с одним депо.

4. Разработаны алгоритмы обнаружения объектов по данным видеонаблюдения в условиях плохой видимости, модифицирующий модель YOLOv8 с применением механизма внимания - Wavelet Attention.

Теоретическая значимость диссертационного исследования заключается в развитии метода прокладки маршрутов полета БПЛА с применением ГИС-технологий, алгоритмов оптимального планирования маршрутов полета беспилотников при групповом патрулировании протяженных территорий с применением методологии MTSP, концепции геопространственной кластеризации зон патрулирования, разработке алгоритма обнаружения объектов по данным видеонаблюдения в условиях плохой видимости.

Практическая значимость.

1. Разработанный подход и алгоритм обработки географической информации с применением программного обеспечения QGIS использовались при создании электронной карты патрулируемого участка границы Вьетнама. Показана целесообразность и эффективность применения QGIS для решения задач навигации и прокладки маршрута полета БПЛА при воздушном патрулировании протяженных территорий.

2. Разработанные алгоритмы и программы оптимального планирования маршрутов полета БПЛА могут использоваться при разработке

информационного и программного обеспечения наземных станций управления БАК.

3. Сформирован датасет с изображениями судна, который может быть использован для решения задачи детекции надводных объектов методами машинного обучения.
4. Проведен сравнительный анализ эффективности четырех моделей НС: ResNet50, AlexNet, MobileNetV2 и модели нейросети с вейвлет-преобразованием при решении задачи классификации изображений. Показаны существенные преимущества последней.
5. Разработана программа детекции надводных объектов по данным видеонаблюдения на базе модели сверточной сети Wavelet-Attention.

Результаты диссертационного исследования также могут быть использованы в других областях техники, ориентированных на применение методов оптимизации, компьютерного зрения, технологий вычислительного интеллекта. Разработана и защищена свидетельством о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Методология и методы исследования. В диссертационной работе использованы методы математического программирования, генетический алгоритм, методы кластерного анализа, методы и технологии машинного обучения, методы цифровой обработки изображений, а также методы компьютерного моделирования и статистической обработки данных.

Положения, выносимые на защиту.

1. Концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе ГИС-технологий и сплайн- и нейросетевой интерполяции траектории полета.
2. Алгоритм планирования маршрутов полета группы БПЛА при патрулировании узко-вытянутой территории большой протяженности, основанный на аппарате целочисленного линейного программирования и применении метода генетической оптимизации.
3. Алгоритм маршрутизации полета БПЛА на основе геопространственной кластеризации зон патрулирования.

4. Алгоритм обнаружение объектов по данным видеонаблюдения в условиях плохой видимости, модифицирующий модель YOLOv8 и объединяющий модули Wavelet-Conv и Wavelet-Attention.
5. Экспериментально подтверждено, что предложенный алгоритм обеспечивает высокую точность обнаружения объектов при сохранении высокую скорости обработки видеоизображений.

Обоснованность и достоверность обеспечивается корректным выбором исходных данных, основных допущений и ограничений при постановке научной задачи, использованием апробированного математического аппарата, результатами компьютерного моделирования, применением методов математического моделирования и статистической обработки результатов вычислительных экспериментов.

Апробация результатов исследования. Основные положения и выводы диссертации докладывались получили положительную оценку на всероссийских и международных научных и научно-практических конференциях:

- 2024 International Seminar on Electron Devices Design and Production (SED), Sochi, Russian Federation, 2024.
- X международная научно-практическая конференция «Теоретические и практические аспекты развития современной науки: теория, методология, практика». Уфа, 24 марта 2023 г.
- XII международная научно-практическая конференция «Современные тенденции и инновации в науке и производстве». Междуреченск, 26 апреля 2023 г.
- II Национальная научно-практическая конференция «Фундаментальные, поисковые, прикладные исследования и инновационные проекты». Москва, 2023 г.
- III Национальная научно-практическая конференция «Фундаментальные, поисковые, прикладные исследования и инновационные проекты». Москва, 2024 г.

Публикации. По теме диссертации опубликованы 12 научных работ, из них 4 статьи в рецензируемых изданиях на категории К1, К2, рекомендованных ВАК при Минобрнауки России, 1 статья в изданиях, индексируемых в международных базах цитирования Scopus, 6 статей и докладов в сборниках трудов российских и международных конференций, а также получено свидетельства о регистрации программ для ЭВМ № 2024685952.

Личный вклад автора. Диссертация является самостоятельной работой автора, все результаты научных исследований получены им самим. Необходимые научные исследования и анализ результатов работы проведены автором согласованно с научным руководителем.

Структура и объем работы. Диссертация изложена на 126 страницах состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 123 наименований и приложения, содержит 32 рисунки, 5 таблиц.

Во введении обосновывается актуальность диссертационной работы, определены цель и задачи исследования, отражена научная новизна, теоретическая значимость и практическая ценность работы, приведены основные научные результаты, выносимые на защиту, а также сведения об апробации и публикациях полученных результатов.

В первой главе рассматривается проблема патрулирования протяженных территорий беспилотными летательными аппаратами (БПЛА). Обосновывается применение малых БПЛА самолетного типа. Описывается состав и назначение бортового и наземного оборудования, архитектура системы управления малыми БПЛА и состав решаемых ею задач. Выделяются задачи планирования маршрута полета, управления и следования по маршруту. Рассматриваются специфика функции воздушного патрулирования территорий беспилотниками, функции наземной станции управления (НСУ) и оператора БПЛА, задачи формирования полётного задания и плана полёта, контроля и мониторинга состояния БПЛА в течение полета. Обсуждаются вопросы применения компьютерного зрения для видеоконтроля патрулируемых территорий, а также перспективы применения роя беспилотников.

Вторая глава посвящена вопросам применения ГИС-технологий в задачах навигации и маршрутизации полета БПЛА. Обсуждаются назначение ГИС, структура и состав системы QGIS. Рассматриваются вопросы построения карты местности в районе воздушного патрулирования и методологические аспекты планирования маршрута полета БПЛА. При построении траектории полета БПЛА вычисляются маршрутные точки, через которые должна проходить траектория беспилотника. Анализируются методы формирования траекторий полета с использованием машины Дубинса, аппарата сплайн- и нейросетевой интерполяции.

В третьей главе исследуются вопросы оптимальной маршрутизации полета БПЛА при групповом патрулировании территорий большой протяженности. Анализируется современное состояние данной области исследований. Дана постановка и математическая формализация задачи маршрутизации полета группы БПЛА как множественной задачи коммивояжера (MTSP). Рассматриваются различные варианты решения данной задачи. В одном из них принимается, что патрулируемая территория имеет вытянутую форму и образует цепочку смежных зон патрулирования, а все беспилотники базируются в одном депо. В этом случае задача оптимальной маршрутизации сводится к задаче целочисленного линейного программирования, причем для ее решения предлагается использовать генетический алгоритм. Также рассматривается задача маршрутизации для территории общего вида. Предлагается метод ее решения на основе геопространственной кластеризации множества всех зон патрулирования. Приводится модельный пример маршрутизации полета БПЛА при патрулировании островов архипелага Чьюнг Ша как кластерной MTSP.

В четвертой главе рассматривается задача детекции и классификации надводных объектов по данным видеонаблюдения в условиях плохой видимости. Обсуждаются известные результаты в этом направлении исследований. Анализируется два способа применения вейвлетов в нейронных сетях: первый - двухэтапный и заключается в вейвлет-преобразовании исходного изображения и последующему применению CNN; во втором

применяются вейвлет-нейронные сети, у которых в качестве функции активации используются вейвлеты. Анализируются сверточные НС Wavelet-Attention. Предложен алгоритм обработки видеоданных, объединяющий функциональные возможности сетей YOLOv8 и Wavelet-Attention.

В заключении представлены основные результаты и общие выводы по диссертационной работе.

1. Патрулирование протяженных территорий беспилотными авиационными системами

1.1. Беспилотные летательные аппараты

Приведем некоторые термины и определения, относящиеся к беспилотным авиационным системам [36].

Беспилотное воздушное судно (БВС) - воздушное судно, управляемое и контролируемое в полете пилотом, находящимся вне борта (внешний пилот).

Беспилотный летательный аппарат (БПЛА, Unmanned Aircraft System, UAS) - воздушное судно без экипажа на его борту. Синонимы: БЛА, «беспилотник», «дрон».

Под беспилотной авиационной системой (БАС) понимается воздушное судно и связанные с ним элементы, которые эксплуатируются без пилота на борту. Также употребителен термин «беспилотные авиационные комплексы» (БАК) – он относится не только к самим летательным аппаратам, но также ко всему вспомогательному оборудованию.

Авионика БПЛА - комплекс аппаратно-программных средств, располагаемых на его борту, т.е. бортовая аппаратура управления (БАУ), которая обеспечивает все режимы полета и выполнение функциональной задачи. Авионика имеет радиоканал связи с наземной аппаратурой управления (НАУ).

БАС, помимо БПЛА, состоит из бортового комплекса управления, полезной нагрузки и наземной станции управления.

БПЛА применяются для решения широкого спектра гражданских и военных задач. Они имеют различия в конструкции, назначении, классификации, полезной нагрузке, типу взлета, техническим характеристикам [37].

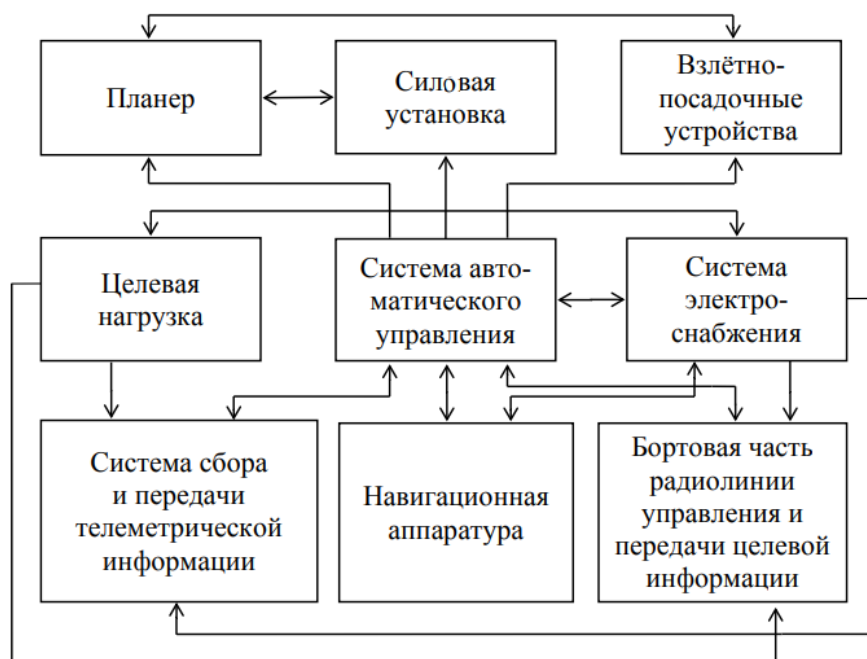


Рис. 1.1. Состав БПЛА

Типовой состав оборудования БПЛА поясняет рис. 1.1 [38].

Виды БПЛА по типу конструкции

БПЛА самолетного типа оснащен несущими крыльями, которые обеспечивают подъемную силу и полет. Наиболее функциональным считают БПЛА с «монокрылом».

Самолетный БПЛА может совершать долгий полет на большие расстояния, а также обладает высокой скоростью относительно других беспилотников. Обычно беспилотники летают по запланированной программе и после завершения миссии возвращается на точку старта. Требуется специально оборудованное место взлета и посадки.

БПЛА вертолетного типа. По своей конструкции напоминают вертолеты. Оснащены большим ведущим винтом. Эффективнее квадрокоптера за счет продолжительного времени полета и работы на двигателях внутреннего сгорания.

Мультироторные (квадрокоптерного типа)

Мультироторные (квадрокоптерного типа) - беспилотники, которые для создания подъемной силы используют более двух роторов с вращающимися

лопастям. Имеют вид летающей платформы, на которую установлено несколько бесколлекторных электромоторов с пропеллерами. Чаще всего их бывает 3, 4, 6, 8 или 12.

Классификация БПЛА по типу управления

Дистанционно-пилотируемые летательные аппараты - управляются дистанционно оператором с земли. Связь между пилотом и дроном обеспечивается передачей данных через радиоканал (5G-канал). Беспилотник получает команды, а также передает информацию пилоту в реальном времени.

Автоматические БПЛА с полностью автономной системой управления - такие аппараты выполняют запрограммированное полётное задание.

Классификация по летным характеристикам

Для решаемых задач пригодны малые БПЛА с летными характеристикам, представленными в табл. 1.1.

Категория	Взлетная масса, кг	Дальность полета, км	Высота полета, м	Продолжительность полета, ч
Мини	5-150	<10	150-300	<2

Классификацию малых БПЛА согласно UVS International дает табл. 1.2.

Группа	Категория	Взлетная масса, кг	Дальность полета, км	Высота полета, м	Продолжительность полета, ч
Малые БПЛА	Mini БПЛА	25-30	<30	150-200	<2
	Легкие БПЛА с малой дальностью полета	50-250	30-70	3000	3-6

Наиболее перспективной и бурно развивающейся на данный момент категорией считаются лёгкие БПЛА.

Бортовое радиоэлектронное оборудование БПЛА

Бортовое радиоэлектронное оборудование БПЛА включает следующие компоненты: система автоматического управления (САУ), датчики, система навигации, канал связи, источник энергии, двигательная установка, средства мониторинга.

САУ является программно-аппаратным комплексом и включает подсистемы директорного (траекторного) управления и стабилизации параметров полета БПЛА. Первая подсистема осуществляет программное управление БПЛА с помощью исполнительных механизмов двигателя и планера. Вторая подсистема, называемая системой стабилизации (автопилотом), вырабатывает управление, направленное на устранение отклонения БЛА от программной траектории и демпфирование углового вращения БПЛА.

Автопилот выполняет несколько функций: автоматический полет по заданному маршруту, автоматический взлет и заход на посадку, поддержание заданной высоты и скорости полета, стабилизация углов ориентации, принудительная посадка в случае отказа двигателя или прочих серьезных неполадок.

Инерциальные датчики измеряют угловые скорости аппарата и линейные ускорения. Для малых БПЛА в качестве инерциальных датчиков могут быть использованы МЭМС с тремя датчиками угловых скоростей и тремя акселерометрами.

Навигационная система (НС) определяет координаты БПЛА в пространстве. Стандартная НС - приемник Глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС) GPS и ГЛОНАСС.

Источник энергии. Необходим для работы двигательной установки. Определяет продолжительность полета. Наиболее широко распространены два варианта: бензин и аккумуляторные батареи.

Двигательная установка. В классе малых БПЛА чаще всего используются синхронные электродвигатели с постоянными магнитами и поршневые внутреннего сгорания.

Канал радиосвязи обеспечивает обмена информацией с пунктом управления. Информация от БПЛА к пункту управления: параметры полета, состояние различных узлов и агрегатов, подтверждение принятой от пункта управления информации.

Средства мониторинга:

- видеокамеры оптического диапазона;
- видеокамеры инфракрасного (ИК) диапазона (тепловизоры);
- фотоаппараты оптического диапазона;
- радиолокационные средства.

1.2. Общие вопросы управления БПЛА

В диссертации предполагается применение БПЛА самолетного типа. Движение БПЛА в пространстве определяется начальными условиями и воздействующими на него силами и моментами.

Компоновку органов управления БПЛА поясняет рис. 1.2.

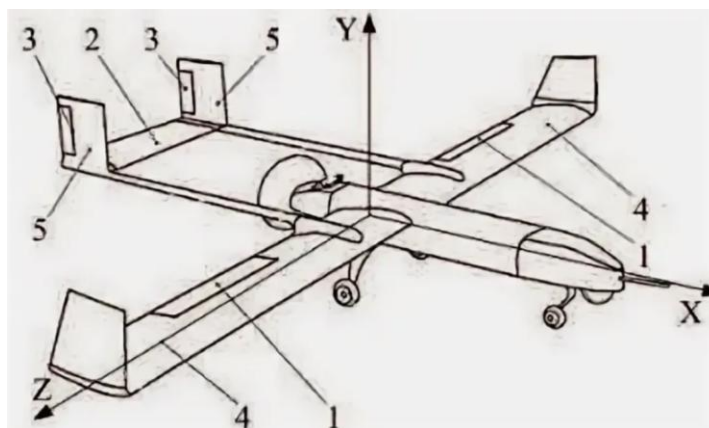


Рис. 1.2. Схема размещения управляющих органов БПЛА
самолетной схемы

На БПЛА (самолет) действуют тяговая сила, аэродинамические силы и сила тяжести. Для управления движением используются аэродинамические силы. Рулевыми органами являются элероны (1), руль высоты (поворотный стабилизатор) (2) и рули направления (3). Основную подъемную силу создает крыло (4), поэтому элероны могут изменять направление и частично величину подъемной силы. Устойчивость и управляемость самолета обеспечиваются горизонтальным поворотным стабилизатором (2), вертикальным оперением (килем) (5) и рулями направления (3).

В вертикальной плоскости управление БПЛА осуществляется с помощью рулей высоты, которые отклоняются вверх или вниз от нейтрального положения. Когда рули отклонены вверх (или вниз), возникает аэродинамическая сила Y_C , создаваемая рулями высоты (стабилизаторами), направленная вниз (или вверх).

В горизонтальной плоскости управление самолетом осуществляется с помощью элеронов и руля направления.

Бортовая и наземная аппаратура управления должна обеспечить следующие режимы полета БПЛА:

- взлет и посадка в автоматическом режиме (возможен также ручной режим);
- полет в полуавтоматическом режиме с управлением по радиоканалу и корректировкой действий оператора;
- полет в автоматическом режиме по контрольным точкам с одновременной посылкой телеметрии на наземную аппаратуру управления (НАУ).

При полете в автоматическом режиме БПЛА должен летать на малых высотах с огибанием рельефа местности. При этом должна быть обеспечена точность поддержания высоты (к примеру, в пределах трёх метров).

Полуавтоматический режим управления (пилотирование) осуществляется на основе информации о пространственном положении БПЛА.

В число функций бортовой системы навигации и управления БПЛА входят следующие [39]:

- обеспечение полета по заданному маршруту (задание маршрута производится с указанием координат и высоты поворотных пунктов маршрута);
- изменение маршрутного задания или возврат в точку старта по команде с наземного пункта управления;
- автосопровождение выбранной цели.

Движение центра масс БПЛА определяется его связанной системой координат $OXYZ$ и углами курса ψ , крена γ и тангажа ϑ , относительно земной системы координат $Ox_gY_gZ_g$, а также заданной кинематической траекторией полета.

Управление полетом БПЛА осуществляется контурами системы автоматического управления (САУ), которые отслеживают бортовую программу полета по кинематической траектории.

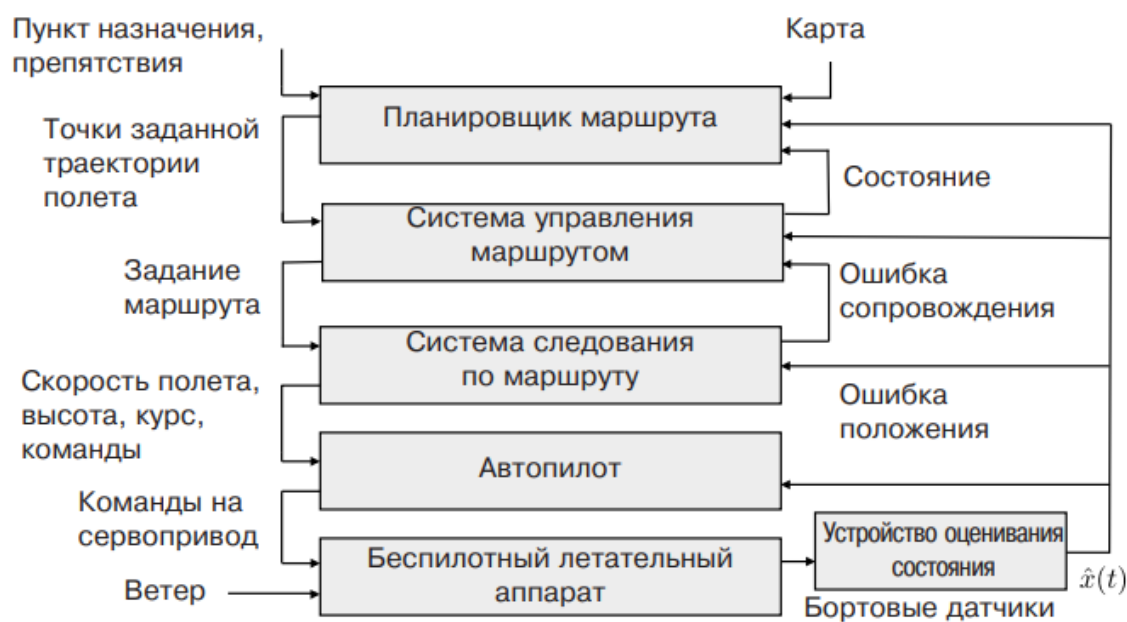


Рис. 1.3. Архитектура бортовой системы управления БПЛА

В работе [2] обсуждается архитектура системы управления малыми БПЛА. Она представлена блок-схемой на рис. 1.3 и включает следующие компоненты: планировщик маршрута, систему управления маршрутом, систему следования по маршруту, автопилот.

Планировщик маршрута формирует маршрут полета БПЛА. Считается, что маршрут состоит из последовательности либо прямолинейных отрезков, либо траекторий Дубинса, по которым должен маневрировать БПЛА в предположении, что другие траектории полета могут быть составлены из этих первичных траекторий.

Система управления маршрутом обеспечивает полет по заданной траектории, преобразует последовательность точек маршрута (положений и направлений) в последовательности отрезков траекторий, т.е. выполняет переключение режима полета при совершении маневра между точками заданной траектории полета.

Система следования по маршруту формирует команды автопилоту по управлению параметрами полета – текущей скоростью полета, высотой и курсом,

Автопилот поддерживает постоянными значения углов крена и тангажа, скорости полета, высоты и курсового направления полета.

В монографии [2] приведена архитектура программного обеспечения системы для навигации, наведения и управления полетом с помощью видеосистемы, как показано на рис 1.4.

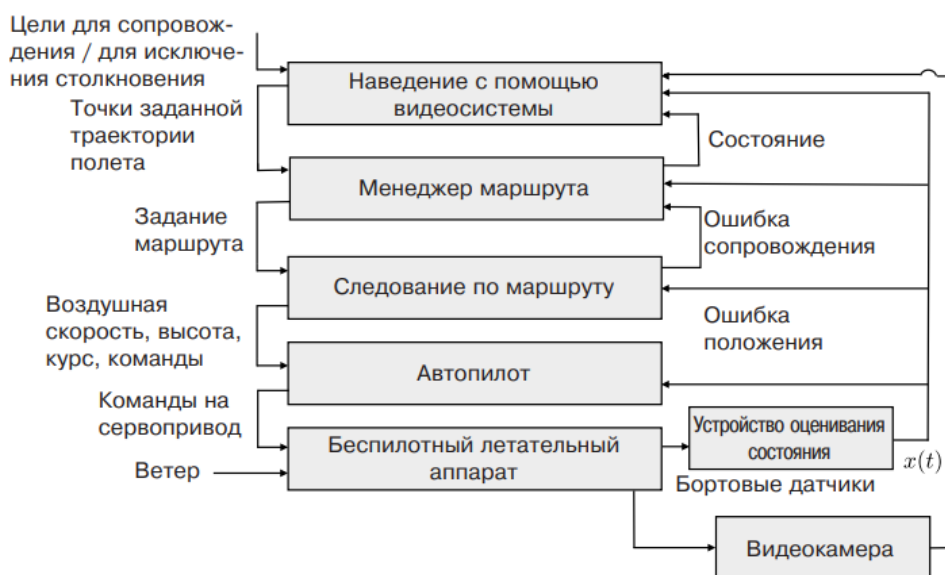


Рис. 1.4. Архитектура системы навигации, наведения и управления полетом с помощью видеосистемы

Согласно [2] маршрут определяется как последовательность путевых точек

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_N\},$$

где $w_i \in \mathbf{R}^3$. В процессе движения осуществляется переключение алгоритма управления с сегмента одной путевой точки на другой.

1.3. Функции оператора при выполнении полета БПЛА

Основным режимом управления полетом БПЛА является ручной радиокомандный режим, реализуемый оператором с наземного пункта управления, входящего в состав БАК. Внешний пилот выполняет обязанности по дистанционному управлению воздушным судном - манипулирует соответствующими органами управления полетом в течение времени полета.

НСУ обеспечивает управление БВС, прием и обработку телеметрических данных и информации от аппаратуры целевой нагрузки.

Бортовая и наземная аппаратура управления БАС обеспечивает два основных режима полета БПЛА [40]:

- автономный полет в автоматическом режиме по заданным контрольным точкам поворотного маршрута; при этом осуществляется запись и передача телеметрической информации по радиоканалу связи на НПУ;
- полет в полуавтоматическом (автоматизированном) режиме с корректировкой оператором с земли маршрута и полетного задания БПЛА.

Оператор БПЛА выполняет следующие функции: составляет полётное задание и план полёта, отслеживает технические показатели беспилотника во время полёта, обрабатывает и анализирует данные, полученные с беспилотника, принимает решения в нештатных ситуациях.

Траектория полета зависит от поставленной задачи и характера местности. БПЛА выполняет полёт по заданной оператором программе. Маршрут полета следует планировать так, чтобы обеспечивался осмотр всей

рабочей зоны. Для общего осмотра территории наиболее целесообразным является кольцевой замкнутый маршрут.

Для выполнения операции воздушного наблюдения участка местности или поиска объекта БПЛА направляется в район мониторинга и выполняет там полёт по заданной оператором программе.

Функции оператора при выполнении полета в режиме видеонаблюдения:

- видеомониторинг - оператор в режиме реального времени наблюдает на мониторе изображение подстилающей поверхности, передаваемое с БПЛА;
- обнаружение объекта;
- распознавание объекта;
- фиксирование координат объекта;
- наблюдение и сопровождение объекта.

При выполнении функции поиска осуществляется полет БПЛА по маршруту, на котором ожидается присутствие интересующих оператора объектов. При этом оператор в режиме реального времени наблюдает на мониторе изображение подстилающей поверхности, передаваемое с БПЛА. При обнаружении объекта производится его захват бортовой видеокамерой.

При подготовке маршрута оператор должен учитывать максимальную ширину поля зрения фотокамеры БПЛА на заданной высоте его полета.

Важнейшей особенностью наблюдения с помощью БПЛА является возможность многократных повторных заходов на объект или его отдельные элементы и удержание видеоизображения объекта на определенное время.

1.4. Задачи воздушного патрулирования территорий беспилотниками

Важнейшей сферой применения БПЛА является воздушное патрулирование территорий. Оно является весьма экономичным методом быстрого охвата обширных территорий.

Патрулирование - обход территории патрулем по установленным маршрутам, проводимый с целью предупреждения, выявления и пресечения

нарушений режима особой охраны. Это один из способов обеспечения безопасности объектов. Позволяет своевременно обнаружить проникновение посторонних лиц на вверенный объект, оперативно принять необходимые меры по ликвидации угрозы.

Охрана границ - наиболее важный вопрос для национальной безопасности и обороны страны [41-43]. Очень важно создать интегрированную систему мониторинга границы без вмешательства человека [44]. Разведка, наблюдение и рекогносцировка - ряд задач по патрулированию границ, в основном связанный с мониторингом или поиском и спасением людей [45]. Нарушение границ представляет собой серьезную проблему для государств, имеющих смежные границы.

Воздушное патрулирование приграничных территорий представляет собой сложный комплекс мероприятий, требующий строгого соблюдения международных и национальных нормативов, технической стандартизации авиационной инфраструктуры и применения специализированных технологий мониторинга. Современные требования к данной деятельности формируются под влиянием трёх ключевых факторов: необходимости обеспечения суверенитета воздушного пространства, защиты критически важных объектов инфраструктуры и предотвращения трансграничных угроз. Анализ нормативной базы [46, 47] позволяет выделить системные подходы к организации патрулирования, включающие проектирование аэродромной инфраструктуры, выбор воздушных судов, внедрение систем безопасности.

Основу регулирования воздушного патрулирования составляют положения Приложения 14 к Чикагской конвенции, Российские нормативы [46] дополняют эти требования разработкой Руководства по управлению безопасностью полётов (РУБП), включающего процедуры реагирования на чрезвычайные ситуации.

Приказ [46] устанавливает иерархию ответственности эксплуатантов за соблюдение режима патрулирования. Для приграничных зон вводится

дополнительное требование по согласованию маршрутов с территориальными органами ФСБ [47].

Особый интерес и значимость представляет пограничное патрулирование беспилотниками. Его преимущества перед традиционными методами патрулирования:

- эффективный мониторинг больших приграничных регионов, обеспечивает широкое покрытие зоны патрулирования, возможность патрулировать большие и труднодоступные районы;
- значительное снижение эксплуатационных расходов за счет минимизации потребности в рабочей силе и использования ресурсов;
- обеспечивается эффективное и высокоточное наблюдение за границей на базе использования передовых технологии для обнаружения незаконных действий.

Беспилотники могут использоваться для регулярного обнаружения целей и передачи данных, включая фотографии, видео и показания датчиков, на базовые станции [48].

Воздушное патрулирование заключается в систематическом наблюдении с воздуха обстановки на контролируемой территории. При этом БПЛА оснащаются надлежащими средствами мониторинга:

- видеокамерами оптического диапазона;
- видеокамерами инфракрасного (ИК) диапазона (тепловизорами);
- фотоаппаратами оптического диапазона;
- радиолокационными средствами.

Воздушное патрулирование обеспечивает обнаружение малоразмерных воздушных и наземных объектов; поиск и обнаружение морских судов; контроль морских границ. Сменяя друг друга, дроны могут патрулировать круглосуточно. Оборудование позволяет им работать при любой погоде. Беспилотник оснащен оптико-электронными системами идентификации объектов, бортовой радиолокационной станцией (РЛС).

Полученная во время патрулирования фото- и видеоинформация передается на НСУ.

В ходе воздушного патрулирования решаются следующие задачи:

- наблюдение с воздуха текущей обстановки в контролируемой зоне;
- оперативный контроль за предписанным участком границы;
- мониторинг движения объектов в контролируемых зонах;
- выявление ситуаций нарушений пограничного режима в пограничной зоне;
- обнаружение и идентификации объектов в зоне наблюдения.

Отметим, что вместо прямолинейных траекторий движения между поворотными пунктами маршрута полета БПЛА необходимы более сложные траектории, учитывающие извилистость границы патрулируемой территории.

Мониторинг - это непрерывный процесс наблюдения и регистрации параметров объекта, оценка ситуации. Система мониторинга используется для сбора и регистрации, хранения и анализа параметров объекта с целью вынесения суждений о поведении и состоянии этого объекта в целом.

Мониторинг осуществляется как в светлое время суток с использованием фото- и видеокамеры высокого разрешения и так и в темное время суток с использованием тепловизионной камеры.

При попадании в поле зрения оптико-электронной системы (ОЭС) объектов мониторинга бортовой ЭВМ в режиме реального времени осуществляется детектирование объекта, определение его координат, предварительная классификация и оценка ситуации. Полученные данные передаются НСУ.

Благодаря фото и видеоматериалам, полученным с беспилотников, оператор может на регулярной основе отслеживать состояние объектов контроля и прилегающей местности, определять места несанкционированных действий третьих лиц, места нахождения людей и транспортных средств и др.

Программное обеспечение ОЭС позволяет формировать пространственную модель местности, отображать данные с привязкой к цифровой карте местности.

Преградой для патрулирования считается задымленность местности, появляется несколько проблем и в случае патрулирования в горных ландшафтах.

Согласно [38] наибольшее применение БПЛА находят для выполнения функций воздушной разведки и наблюдения (мониторинга) наземной обстановки. В работе [50] приводятся сведения по организации полетов таких БПЛА, которые ориентированы на поиск, обнаружение и распознавание отдельных («точечных») объектов, расположенных на наземной поверхности.

В работе [9] для БПЛА, выполняющих функции разведки и мониторинга, предлагается использовать следующую классификацию типов объектов контроля, расположенных в наземных (надводных) и воздушных областях земного пространства:

1. Точечные объекты (образцы наземной и надводной техники, люди, небольшие группы людей и т.п.).
2. Линейные объекты (колонны техники, автомобильные и железные дороги, нефте- и газопроводы, линии электропередач и т.п.).
3. Плоские объекты (крупные группы точечных объектов, населенные пункты, и т.п.).
4. Пространственные объекты (области химического и радиоактивного заражения воздушного бассейна и т.п.).

Для видовой разведки и мониторинга объектов первых трех типов в настоящее время широко используется оптико-электронная целевая аппаратура.

1.5. Патрулирование морских границ

Патрулирование протяженных приграничных территорий в том числе морской границы представляет собой сложную задачу, которую выполняют государства для защиты своих интересов и обеспечения безопасности.

Морская граница может охватывать огромные площади, что значительно усложняет её мониторинг и контроль. Для эффективного патрулирования требуется использование современных технологий, таких как радары,

спутники, беспилотные летательные аппараты и специальные суда. Однако даже при наличии передовых технических средств, патрулирование остаётся дорогостоящим мероприятием, требующим значительных финансовых затрат.

Одной из главных проблем, связанных с патрулированием морских границ, является масштаб территории, подлежащей контролю. Например, Россия имеет самую длинную береговую линию в мире, что делает патрулирование её морских границ особенно сложным. Аналогичные сложности испытывают такие страны, как США, Канада и Австралия, имеющие протяжённые побережья. В результате, патрулирующие силы должны распределять свои ресурсы таким образом, чтобы максимально эффективно контролировать наиболее уязвимые участки.

Ещё одна важная проблема связана с ограниченными возможностями используемых технических средств. Многие страны всё ещё испытывают недостаток в современном оборудовании для мониторинга морских границ.

Значительный рост нелегальной миграции [50] создаёт дополнительную нагрузку на системы контроля морских границ. Мигранты, стремящиеся пересечь море, часто используют небезопасные плавсредства, что приводит к многочисленным трагедиям. Контроль за миграционными потоками требует не только технического оснащения, но и международного сотрудничества, чтобы обеспечить безопасное перемещение людей и предотвратить человеческие жертвы.

Пиратство и терроризм [51] остаются актуальными проблемами в ряде регионов мира. Пиратские нападения наносят ущерб торговому судоходству и экономике стран, вынуждая их инвестировать значительные средства в обеспечение безопасности морских маршрутов.

Контрабанда и незаконный оборот наркотиков [52] являются ещё одним вызовом для патрулирующих служб. Морские маршруты часто используются для транспортировки наркотиков, оружия и других запрещённых товаров. Борьба с этими видами преступлений требует координации усилий различных

ведомств и международных организаций, а также внедрения эффективных методов обнаружения и перехвата контрабандистов.

Наконец, эффективное патрулирование морских границ невозможно без тесного международного сотрудничества. Различные международные соглашения и договоры регулируют вопросы совместного использования морских ресурсов и борьбы с транснациональными преступлениями. Сотрудничество между странами позволяет обмениваться информацией, координировать действия и совместно бороться с общими угрозами.

Таким образом, патрулирование морских границ представляет собой комплексную задачу, требующую применения разнообразных подходов и инструментов. Для её успешного решения необходимы современные технологии, адекватное финансирование, международное сотрудничество и чёткое понимание текущих и будущих вызовов.

Важной сферой применения беспилотников является патрулирование морской границы государства.

Расширенные возможности БПЛА в плане времени полета, обнаружения, сбора и передачи данных делают беспилотники ценным активом для поисково-спасательных операций, проводимых на море. Беспилотные летательные аппараты могут быть очень эффективными в обнаружении и определении местонахождения людей, терпящих бедствие на море, и могут помочь судам в решении задач по поиску и доставке таких людей в безопасный порт. Беспилотники также можно использовать в борьбе с различными формами трансграничной преступности.

1.6. Технологии вычислительного интеллекта

Термин «искусственный интеллект» (Artificial Intelligence - AI) используется для обозначения большого направления научных и прикладных исследований. Слово *intelligence* означает «умение рассуждать разумно», а вовсе не «интеллект», для которого есть термин *intellect*. Термин

«искусственный интеллект» ввел Д. Маккарти в 1956 г. на конференции в Дартмутском университете.

Искусственный интеллект - раздел информатики, изучающий возможность обеспечения разумных рассуждений и действий с помощью вычислительных систем. Д. Люгер определяет ИИ «как область компьютерных наук, занимающуюся исследованием и автоматизацией разумного поведения». Проблематика AI - изучение того, как компьютеры могут «думать».

Ньюэлл и Саймон в 1976 г. выдвинули гипотезу о физической символьной системе, которая утверждает, что физическая система проявляет разумное поведение тогда и только тогда, когда она является физической *символьной* системой.

Символьный подход стал наиболее ранней концепцией реализации искусственного интеллекта. Он был применен уже во второй половине 1960-х гг., когда появился язык программирования Lisp, ориентированный на обработку слабоформализованных данных. Основной его метод - выработка новых правил обработки в процессе выполнения алгоритма. Это отличает символьный подход от обычной компьютерной программы, в которой заранее заложены все возможные варианты развития событий (полнота по Тьюрингу).

Наиболее успешная форма символьного ИИ - это экспертные системы, использующие сеть продукционных правил. Продукционные правила объединяют символы в отношения, похожие на оператор «ЕСЛИ-ТО».

В ходе развития работ в области ИИ в начале 90-х гг. путем интеграции ряда интеллектуальных технологий и методов сформировалось новое направление, получившее название вычислительный интеллект (ВИ, Computational Intelligence).

Существует несколько определений термина «вычислительный интеллект» [53]. Этот термин был введен Бездеком, который определил его так: «система является интеллектуальной вычислительно, если она: оперирует только с цифровыми данными; имеет компоненты распознавания образов; не

использует знания в смысле искусственного интеллекта» и вдобавок она проявляет вычислительные свойства [54].

Технологии ВИ включают: нейронные сети (НС); нечеткие системы; эволюционное моделирование (ЭМ).

ВИ является альтернативой классическому искусственному интеллекту, основанному на высокоуровневом «символическом» представлении задач, логики и поиска. Символьный ИИ умеет анализировать символы, а не просто массивы данных.

ВИ опирается на эвристические алгоритмы, используемые, например, в нечёткой логике, искусственных нейронных сетях и эволюционном моделировании. Кроме того, ВИ охватывает такие области ИИ как роевой интеллект (муравьиный алгоритм и т.п.), фракталы и теория хаоса, искусственная иммунная система, вейвлеты и т.д. [55].

Вычислительный интеллект тесно связан с мягкими вычислениями, коннекционистскими системами и кибернетикой.

Основные методы вычислительного ИИ: нейронные сети, нечёткие системы, эволюционные вычисления. В последних применяются понятия, традиционно относящиеся к биологии такие, как популяция, мутация и естественный отбор для создания лучших решений задачи. Эти методы делятся на эволюционные алгоритмы (например, генетические алгоритмы) и методы роевого интеллекта (например, муравьиный алгоритм).

Термин «мягкие вычисления» введен Л. Заде в 1994 году. Мягкие вычисления (Soft Computing, далее - SC) в отличие от традиционных, жестких вычислений исходят из предпосылки о всеобъемлющей неточности реального мира [56, 57]. Руководящим принципом SC является «терпимость к неточности, неопределенности и частичной истинности для достижения удобства манипулирования данными» и лучшего согласия их с реальностью». Исходной моделью для мягких вычислений служит человеческое мышление.

Согласно Л. Заде в действительности мы только начинаем входить в век интеллектуальных систем. До недавнего времени основные инструментарии в

арсенале (ИИ) были сконцентрированы в символьном интеллекте, т.е. процедурах манипулировании символами и логике предикатов. Однако многие проблемы реального мира требуют иного подхода. Это касается таких областей, как теория принятия решений, компьютерное зрение, распознавание образов, машинное обучение и др.

Мягкие вычисления не являются отдельной методологией. Скорее, это консорциум вычислительных методологий, применяемых для конструирования и развития интеллектуальных систем. Главными компонентами SC являются нечеткая логика (FL), нейровычисления (NC), генетические вычисления (GC) и вероятностные вычисления (PC). Сюда также следует отнести методы машинного обучения. Инструменты SC дополняют друг друга и используются в различных комбинациях или самостоятельно для создания гибридных интеллектуальных систем.

В диссертационном исследовании при решении поставленных задач мы обращаемся к методам и технологиям ВИ: это касается вопросов прокладки маршрутов полета беспилотника с применением ГИС-технологий, оптимизации его траектории полета, методов компьютерного зрения, вейвлетов, механизма внимания и др.

1.7. Применение компьютерного зрения

Компьютерное зрение (CV, Computer Vision) - это область информатики и искусственного интеллекта, занимающаяся автоматизацией обработки и анализа изображений или видео. Основная задача компьютерного зрения - обучить компьютерные системы «видеть» и понимать визуальные данные так же, как это делают люди.

Системы CV состоят из фото- или видеокамеры и специализированного программного обеспечения.

Можно выделить следующие ключевые задачи, для которых используют компьютерное зрение:

1. Классификация - отнесение объекта наблюдения к некоторому классу.

2. Локализация - определение местоположения объекта.
3. Детектирование (детекция, object detection) - обнаружение объекта на изображении. Подразумевает не только классификацию объектов на изображении, но и их локализацию. Это требует указания координат ограничивающего прямоугольника (bounding box) для каждого обнаруженного объекта.
4. Сегментация - процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов, каждый из которых соответствует определенному объекту. Используется для того, чтобы выделить объекты и границы на изображениях. Результатом сегментации изображения является множество сегментов, которые вместе покрывают всё изображение.

Семантическая сегментация - это способ сегментации изображений, при котором каждый пиксель на изображении классифицируется как принадлежащий определенному классу [58].

Поясним еще ряд понятий, относящихся к проблематике компьютерного зрения:

- распознавание образов - определение принадлежности данного объекта к одному из заранее выделенных классов объектов с помощью выделения существенных признаков, характеризующих этот объект;
- идентификация – распознавание конкретного объекта на изображении по индивидуальным признакам, например, распознавание лица человека, или номера автомобиля;
- обнаружение - выявление по видеоданным наличие определённого объекта на изображении.

Современные подходы в области видеонаблюдения базируются на системах компьютерного зрения и видеоаналитики.

Видеоаналитика – технология обработки видеоданных с использованием методов и алгоритмов искусственного интеллекта для изображений, поступающих с видеокамер в режиме реального времени или из архивных записей. Она позволяет автоматизировать обработку видеоконтента.

Видеоаналитика автоматизирует функции видеонаблюдения: обнаружение, слежение, распознавание, позволяет выполнять интеллектуальный видеоанализа событий, которые попадают в зону обзора систем видеонаблюдения.

1.8. Патрулирующие рои беспилотников

Одиночный беспилотник, управляемый человеком, не подходит для выполнения коллективных задач, таких как разведка, патрулирование, поиск и спасение. Для эффективного выявления потенциальных угроз или текущих опасностей важно проводить непрерывную разведку окружающей среды, в ходе которой посещаются различные районы и регулярно проводятся локальные наблюдения. Если речь идет о большой территории или нескольких объектах, то один беспилотник может не обеспечивать оптимальной эффективности вследствие ограниченной продолжительности полета. В таких обстоятельствах целесообразно применение нескольких беспилотников с одновременным выполнением необходимых операций.

Каждый дрон в системе патрулирования имеет возможность получать доступ к данным соседних дронов. Такая расширенная связь позволяет дронам совместно принимать более обоснованные решения. Одиночный беспилотник в сценарии поиска полагается только на свои данные для принятия решений [59].

Дроны могут быть запрограммированы на совместную работу в рое или нескольких роях для достижения общей цели. Команда дронов может решать более сложные задачи быстрее и при меньшей ограниченности рабочего пространства.

В процессе патрулирования рой демонстрирует характеристики, схожие с формациями роящихся птиц, встречающихся в природе. Однако движение отдельной особи отличается от движения единицы, зависящего от набора ограничений, касающихся местоположения остальных. Если к рю дронов добавить сложный механизм мониторинга, они смогут надежно и быстро

покрывать большую территорию, развернув несколько параллельно работающих дронов.

Управление роем беспилотников может базироваться на методах и технологиях роевого интеллекта и мультиагентных систем.

Одной из актуальных проблем патрулирования с помощью беспилотников является задача планирования траектории *покрытия*. Задача состоит в том, чтобы определить траекторию, обеспечивающую полное покрытие всех заданных мест в рамках заданного сценария полета беспилотника.

Несколько беспилотников могут обмениваться картографической информацией, улучшая характеристики покрытия. Картографические данные могут не совпадать с данными GPS. В этой связи представляют интерес методы навигации дронов, основанные на глубоком обучении, которые не нуждаются в картах и обучают навигационные нейронные сети с помощью данных, собранных с видеокамер [60].

Выводы по главе 1

Для рассматриваемой в диссертации миссии воздушного патрулирования протяженных территорий средствами беспилотной авиации подходят малые БПЛА самолетного типа.

Поставленным задачам отвечает многоуровневая архитектура системы управления БПЛА, включающая следующие подсистемы: автопилот, система следования по маршруту, система управления маршрутом, планировщик маршрута.

В главе обсуждаются функции НСУ, работа оператора при выполнении полета БПЛА и решаемые им задачи в ходе воздушного патрулирования. Рассматриваются организационные и технические аспекты воздушного патрулирования приграничных территорий.

Глава 2. Применение ГИС-технологий в задачах навигации и маршрутизации полета БПЛА

2.1. Геоинформационные системы

Геоинформационные системы (ГИС) – системы сбора, хранения, анализа и визуализации данных, имеющих географическую привязку, т.е. связаны с конкретными координатами на поверхности Земли [61, 62]. Это позволяет точно определять местоположение объектов и анализировать их взаимосвязи.

ГИС-приложения позволяют открывать электронные карты на компьютере, создавать новые пространственные объекты, добавлять их на карты и выполнять пространственный анализ.

Одной из ключевых особенностей ГИС является интеграция географических координат объектов с их атрибутивными характеристиками. Атрибутивные данные включают описательные параметры, такие как название улицы, тип здания, площадь участка или население региона. ГИС объединяют эти данные, создавая многослойные цифровые модели территории. Каждый слой в такой модели представляет определённый тип информации, например, слой дорог, слой зданий или слой растительности. Это позволяет анализировать данные комплексно, учитывая различные аспекты территории.

ГИС оперируют данными в двух основных форматах: векторном и растровом. Векторные данные представляют объекты в виде точек, линий и полигонов. Например, точка может обозначать дерево, линия - дорогу, а полигон - границу участка. Растровые данные, в свою очередь, представляют информацию в виде пикселей (ячеек), например, спутниковые снимки или цифровые модели рельефа. Поддержка обоих форматов позволяет ГИС эффективно работать с различными типами данных, обеспечивая гибкость и точность анализа.

Источники данных для ГИС разнообразны и включают спутниковые снимки, данные дистанционного зондирования (например, лидары и радары),

кадастровые записи, а также социально-экономические данные, такие как статистика по населению или инфраструктуре. Спутниковые снимки предоставляют актуальную информацию о поверхности Земли, а данные дистанционного зондирования позволяют получать детальные сведения о рельефе, растительности и других параметрах.

Технологическая архитектура ГИС включает три ключевых компонента: аппаратную платформу, программное обеспечение и данные. Аппаратная платформа может варьироваться от мобильных устройств и персональных компьютеров до серверных кластеров и облачных платформ. Программное обеспечение, такое как ArcGIS, QGIS или GRASS GIS, предоставляет инструменты для пространственного анализа, визуализации и управления данными.

Данные в ГИС структурированы в виде тематических слоёв, что позволяет эффективно организовывать и анализировать информацию. Особенность этих систем заключается в способности связывать географические координаты объектов с базами данных, содержащими описательные параметры – от названий улиц до экономических показателей регионов.

2.2. ГИС и беспилотные технологии

Основные существующие на сегодняшний день системы навигации:

1. Система спутниковой навигации GPS (Global Positioning System). Наиболее распространенный метод навигации при использовании БПЛА. Сеть навигационных спутников GPS транслирует сигналы, позволяющие очень точно вычислять скорость беспилотника и его положение в пространстве.
2. Глобальная навигационная спутниковая система ГЛОНАСС. Является российской альтернативой GPS.
3. Инерциальная навигационная система (ИНС). Используемые для навигации устройства: линейные акселерометры; гироскопы, определяющие углы наклона либо поворота. Бортовой вычислитель рассчитывает скорость, снос, пройденный путь методом интегрирования ускорений.

4. Визуальная навигация. Основывается на применении видеокамер для обнаружения и отслеживания объектов. Позволяют определять координаты и ориентацию БПЛА относительно окружающей среды. Одним из основных методов визуальной навигации является SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) – одновременное определение местоположения и построение карты окружающей среды. Этот метод позволяет БПЛА ориентироваться в пространстве и избегать препятствий в режиме реального времени.

Геоинформационные системы стали ключевым элементом в навигационных алгоритмах БПЛА. Интеграция пространственных данных с системами управления дронами позволяет комплексно решать задачи навигации и мониторинга. Современные ГИС позволяют автоматизировать мониторинг протяжённых участков границ, снижая риски несанкционированных пересечений на 67% по сравнению с традиционными методами [62].

ГИС обеспечивают БПЛА актуальными средствами позиционирования с разрешением до 2.5 см/пиксель, что критически важно для идентификации мелких объектов в сложных ландшафтах. В проекте TALOS, реализованном ЕС, беспилотные наземные и воздушные платформы синхронизируются через централизованную ГИС-платформу, автоматически обнаруживая попытки незаконного пересечения границ с точностью 92% [63]. Датчики движения и тепловизоры, интегрированные с картографическими слоями, позволяют различать пешеходов и животных на расстоянии 1.5 км, сокращая ложные срабатывания на 40% [64].

Операционные центры, подобные используемым Frontex, получают потоковое видео с камер БПЛА, наложенное на интерактивные ГИС-карты. Система Maritime Awareness Service (MAS) отображает координаты судов в Средиземном море с частотой обновления 10 Гц, что на 75% ускоряет реакцию на подозрительные активности [65]. В США пограничные патрули используют гибридные карты, совмещающие данные лидаров, инфракрасные снимки и

сейсмические показания, для прогнозирования маршрутов контрабандистов с точностью 89%.

Современные БПЛА применяют алгоритмы SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) для построения 3D-моделей местности. В рамках проекта TALOS дроны автономно патрулируют участки протяжённостью 50 км, корректируя маршруты на основе изменений рельефа, зафиксированных в цифровых моделях высот (ЦМР) [63]. Системы искусственного интеллекта анализируют исторические данные о нарушениях, оптимизируя зоны покрытия и сокращая время обнаружения угроз на 33% [62, 66].

ГИС-платформы координируют группы из более чем 20 БПЛА через распределённые алгоритмы:

- Mesh-сети обеспечивают обмен данными между дронами без центрального сервера, сохраняя функциональность при потере 40% устройств [63].
- Адаптивная маршрутизация учитывает ветровые нагрузки и топографию, увеличивая время полёта на 18% за счёт оптимизации энергопотребления [64, 66].
- Предиктивная аналитика прогнозирует перемещения нарушителей, перенаправляя 70% ресурсов в зоны высокого риска [62].

2.3. Геоинформационная система QGIS

QGIS (Quantum GIS) - один из самых мощных бесплатных программных инструментов в области ГИС. Это свободная кроссплатформенная геоинформационная система. Состоит из настольной (QGIS Desktop) и серверной части (QGIS Server и QGIS Web Client). Настольная часть служит для создания, редактирования, визуализации, анализа и публикации геопространственной информации.

QGIS позволяет использовать большое количество распространённых ГИС-функций. Функциональность QGIS определяется большим количеством устанавливаемых расширений, загружаемых через меню «Управление модулями». QGIS эффективно функционирует в операционных средах Windows

и Unix, поддерживает широкий спектр форматов данных, обеспечивает seamless-интеграцию с базами данных и включает в себя комплексный набор инструментов для анализа данных и расширения функционала.

Преимущества QGIS перед альтернативными системами:

- Бесплатность: QGIS распространяется под лицензией GNU GPL, что позволяет свободно копировать, модифицировать и распространять программу без каких-либо финансовых затрат.
- Поддержка множества форматов данных: QGIS обеспечивает совместимость с основными типами пространственных данных, включая векторные и растровые форматы. Это позволяет пользователям легко импортировать, отображать и манипулировать данными из различных источников.
- Интеграция данных: Система поддерживает подключение к внешним источникам данных, таким как базы данных (PostgreSQL/PostGIS, SpatiaLite, MySQL) и веб-сервисы (WMS, WFS, WCS). Это повышает уровень функциональности и позволяет работать с актуальной информацией в режиме реального времени.
- GPS-инструментарий: QGIS включает инструменты для работы с GPS-данными, что расширяет её возможности в области геолокации и навигации. Это особенно полезно для задач, связанных с воздушным мониторингом территорий.
- Расширяемость: QGIS поддерживает создание пользовательских модулей и плагинов, что позволяет адаптировать систему под конкретные задачи. Это делает её гибкой и персонализированной, позволяя пользователям добавлять новые функции по мере необходимости.
- Разработка интерфейсов: QGIS предоставляет Qt Designer для создания графических интерфейсов, а также поддерживает программирование на языке Python. Это позволяет автоматизировать задачи и разрабатывать собственные приложения на основе QGIS.

Хотя QGIS изначально не охватывает весь спектр функций, необходимых для задач навигации и управления беспилотниками, её архитектура и возможности делают её идеальной платформой для интеграции специализированных модулей. Благодаря открытому исходному коду и поддержке расширений, недостатки системы могут быть эффективно устранены путём разработки новых модулей, которые легко встраиваются в её структуру.

В системе QGIS интегрированы все необходимые функциональные возможности для отображения местоположения БПЛА, используя данные, получаемые от ГЛОНАСС-навигатора, подключенного к компьютеру. Программа осуществляет декодирование информации в формате NMEA и проецирование полученных координат на картографическое изображение. Это изображение может быть как статичным (для отслеживания перемещения объекта), так и динамичным (аналогично работе автомобильных GPS-навигаторов). Кроме того, QGIS предоставляет возможность фиксации местоположения, которое может быть представлено в виде маршрутных точек или траектории движения.

Глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС) также активно используются для оперативной обработки снимков, полученных с БПЛА. Фотоматериалы, сделанные с БПЛА, имеют геопривязку, которая обеспечивается ГНСС-оборудованием, установленным на борту. Это позволяет точно определять местоположение объектов на снимках и интегрировать их в геоинформационные проекты.

Осветим некоторые методологические аспекты создания карты в QGIS. Для создания карты необходимо выполнить следующие шаги:

1. Создание новой карты. Откройте QGIS и создайте новый проект: Проект → Новый проект.
2. Настройка параметров карты. При создании карты требуется указать следующие параметры:
 - Название карты: Укажите точное наименование карты.

- Район: Определите географический район, который будет отображаться на карте.
- Классификатор и тип карты: Выберите подходящий классификатор и тип карты в зависимости от целей проекта.
- Проекция и эллипсоид: Укажите картографическую проекцию и эллипсоид, которые будут использоваться для отображения данных.
- Система высот: Определите систему отсчёта высот.
- Масштаб: Задайте масштаб карты.
- Формат хранения координат: Если координаты хранятся в метрах, можно задать точность их отображения.

Эти параметры позволяют настроить карту в соответствии с требованиями проекта и обеспечить точность отображения данных. QGIS предоставляет гибкие инструменты для работы с различными типами карт и данными, что делает её универсальным решением для геопространственного анализа и визуализации.

Для обеспечения адекватного отображения всех картографических данных в рамках QGIS необходимо корректно заполнить соответствующие параметры в нужных нам разделах «Проекция», а также «Геодезические основы» и «Метаданные». В том случае, если требуется ограничить карту определённой рамкой, то произведем активацию соответствующей опции, которая имеет следующее наименование: «Ограничение территории рамкой». Это приведёт к тому, что появится соответствующая вкладка с наименованием «Рамка»; и в случае её использования заполнение полей с необходимыми нам координатами (как прямоугольными, так и геодезическими) приобретает обязательный характер.

Корректировка координат рамки осуществляется с помощью функций «Вычислить» и «Сбросить». Для осуществления перевода всех заданных нами прямоугольных координат в геодезические и обратно, необходимо применить функцию «Вычислить» на соответствующей вкладке; в свою очередь функция

«Сбросить» приведет отмену непосредственно всех внесённых изменений в координатах.

На рис. 2.1 представлена цифровая модель местности, составленная с использованием ГИС.



Рис. 2.1. Цифровая модель местности

Эта модель включает следующие слои данных:

- Цифровую модель рельефа (ЦМР). В данном слое отображается ЦМР, представляющая собой трехмерное отображение земной поверхности. Она включает в себя характеристики ландшафта, такие как холмы, долины, реки и другие природные формы. Этот слой является ключевым элементом в ГИС, предоставляя базовую структуру для анализа и интерпретации географического пространства и процессов в рамках цифровой модели местности.
- Земельные участки. Данный слой показывает информацию о земельных участках и их использовании.
- Административные границы. Этот слой содержит информацию об административных границах, таких как границы городов, регионов и стран.

Эти слои данных вместе составляют цифровую модель местности, которая обеспечивает полную и детальную информацию о географическом пространстве.

Выбор подходящей ГИС зависит от конкретных задач. Например, для гражданского применения важна высокая точность отображения геоданных. В этом случае системы, такие как QGIS, могут быть эффективными благодаря их разнообразным функциям и модулям, предназначенным для просмотра, анализа и публикации карт.

QGIS представляет цифровую модель местности. Графический интерфейс QGIS представлен на рис. 2.2. Он реализует послойную организацию пространственной информации.

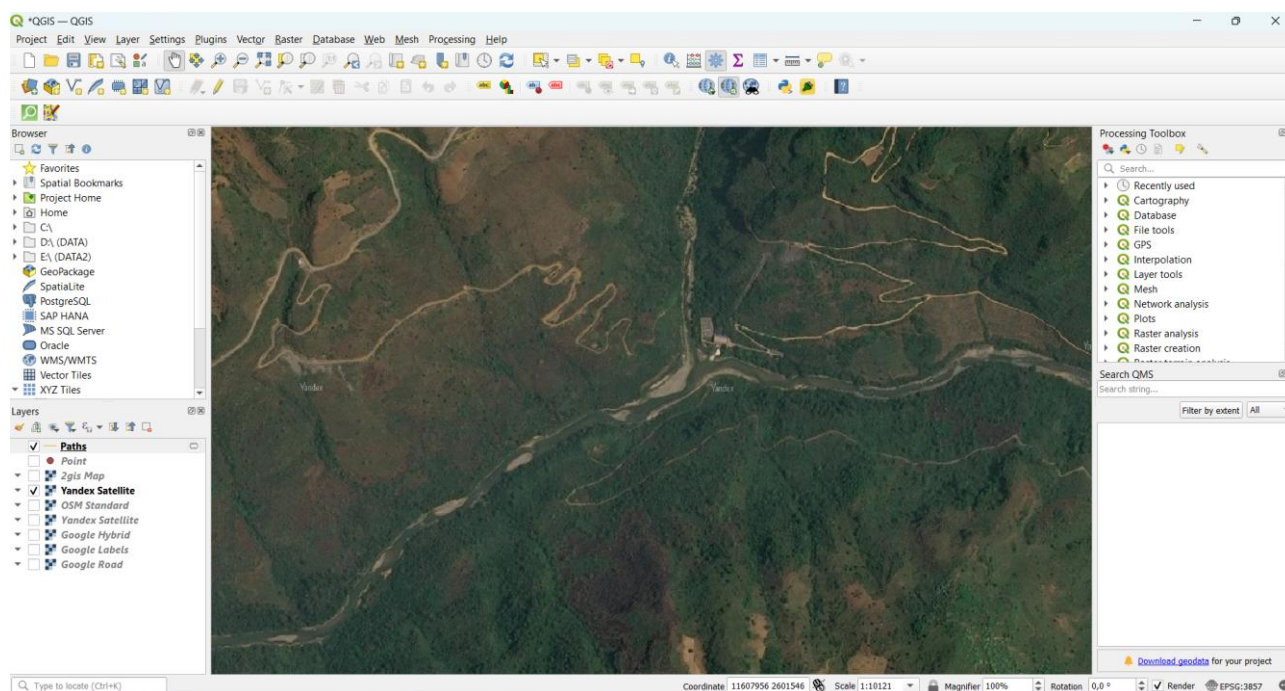


Рис. 2.2. Графический интерфейс QGIS

Вкратце обсудим порядок работы с QGIS.

Первый этап работы включает в себя подготовительные действия, такие как добавление слоев электронной карты местности.

Слои Google и Yandex обеспечивают доступ к подробным картам и спутниковым снимкам для визуализации границ и ключевых объектов территории.

Слои Roads используются для анализа дорожной инфраструктуры, что важно для планирования маршрутов полета БПЛА.

Слои Satellite предоставляют высококачественные спутниковые изображения, которые помогают в точном позиционировании объектов на карте.

Затем применяются дополнительные фильтры для выделения необходимых деталей на карте, что облегчает интерпретацию географической информации. После этого координаты точек, отмечающих маршрут БПЛА, экспортируются в формат CSV для дальнейшего использования.

2.4. Построение карты местности в районе воздушного патрулирования границы

При создании электронной карты патрулируемого участка границы использовалась карта Open Street Map, которая предоставляет подробные сведения о географических объектах мира.

Маршрут полета БПЛА необходимо планировать таким образом, чтобы был обеспечен осмотр всей рабочей зоны летательного аппарата. При составлении маршрута в качестве поворотных точек рекомендуется использовать четко различимые ориентиры, такие как изгибы рек, перекрестки дорог, одиночные строения и другие подобные объекты.

При подготовке маршрута оператор должен учитывать максимальную ширину поля зрения камеры БПЛА на заданной высоте полета.

Прокладывание маршрута полета БПЛА предполагает выделение опорных точек на заданном участке границы. Данные точки создаются с помощью маркеров суверенитета, которые согласованы двумя странами в международных документах. Причем с помощью инструмент *Point to Path* определяются линии границ, в которой будем патрулировать беспилотниками.

На рис. 2.3 показаны опорные точки на патрулируемом участке границы Вьетнама с КНР.

Дубинс показал, что минимальный путь с ограничением на максимальную кривизну траектории будет состоять из круговых дуг максимальной кривизны и отрезков прямых [67].

Изложим вкратце результаты исследований Дубинса. Движение объекта на плоскости описывается системой дифференциальных уравнений:

$$\dot{x}(t) = V \cos \varphi(t),$$

$$\dot{y}(t) = V \sin \varphi(t),$$

$$\dot{\varphi}(t) = u(t),$$

где:

$x(t), y(t)$ – координаты объекта в неподвижной системе координат;

$\varphi(t)$ – угол курса (между направлением скорости объекта и севером);

V – постоянная линейная скорость движения;

$u(t)$ – угловая скорость, $u(t) = \pm u_{\max}$ (при движении по дугам) или $u(t) = 0$ (на прямолинейных участках).

Для любой заданной начальной и конечной конфигурации существуют четыре возможных траектории, каждая из которых включает дугу, прямую линию и еще одну дугу как показано на рис 2.4:

- (R-S-R) представляет собой дугу, движущуюся по часовой стрелке, за которой следует прямая линия и затем еще одна дуга, движущаяся по часовой стрелке;
- (R-S-L) включает дугу, движущуюся по часовой стрелке, затем прямую линию и дугу, движущуюся против часовой стрелки;
- (L-S-R) включает дугу, движущуюся против часовой стрелки, затем прямую линию и дугу, движущуюся по часовой стрелке;
- (L-S-L) представляет собой дугу, движущуюся против часовой стрелки, за которой следует прямая линия и затем еще одна дуга, движущаяся против часовой стрелки.

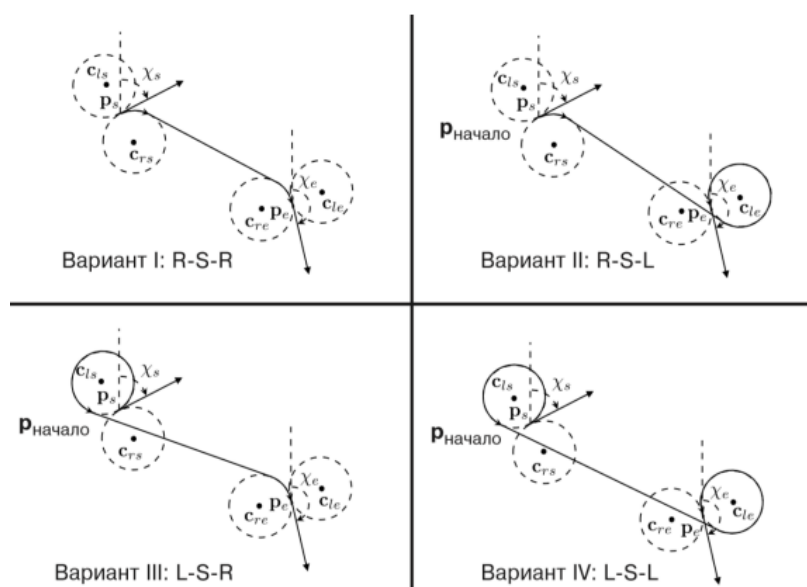


Рис. 2.4. Четыре возможных траектории Дубинса

Траектории Дубинса представляют интерес. Они предлагают несколько вариантов движения между начальной и конечной точками траектории, что позволяет учитывать особенности окружающей обстановки. Однако из-за ограничения на минимальный радиус поворота метод может быть неэффективным в средах с большим количеством препятствий или сложными геометрическими ограничениями.

Для прокладки траектории полета в программе QGIS нужно подключить модуль QuickMapServices для создания подложки. Загрузим в виде подложки карту OpenStreetMap, встроенную в QGIS. Далее для отрисовки в векторном виде нужно создать Shapefile (шейп-файл) с типом геометрии – точка. С помощью Point to Path в модуле Processing Toolbox соединяются все точки на линию. Данные (координаты и точки) можно экспортировать в виде формата .csv.

Построение траектории полета БПЛА по методу Дубинса иллюстрирует рис. 2.5. Здесь моделируется горизонтального полета на заданной высоте, причем траектория ЛА задается множеством маршрутных точек $\mathbf{x}^{(i)} = [x^{(i)}, y^{(i)}], i = \overline{0, N}$, через которые должна проходить рассчитанная траектория. Вычисления выполнялись на языке программирования Python,

причем входные данные импортированы из QGIS. Итоговый результат представлен на рис. 2.5.

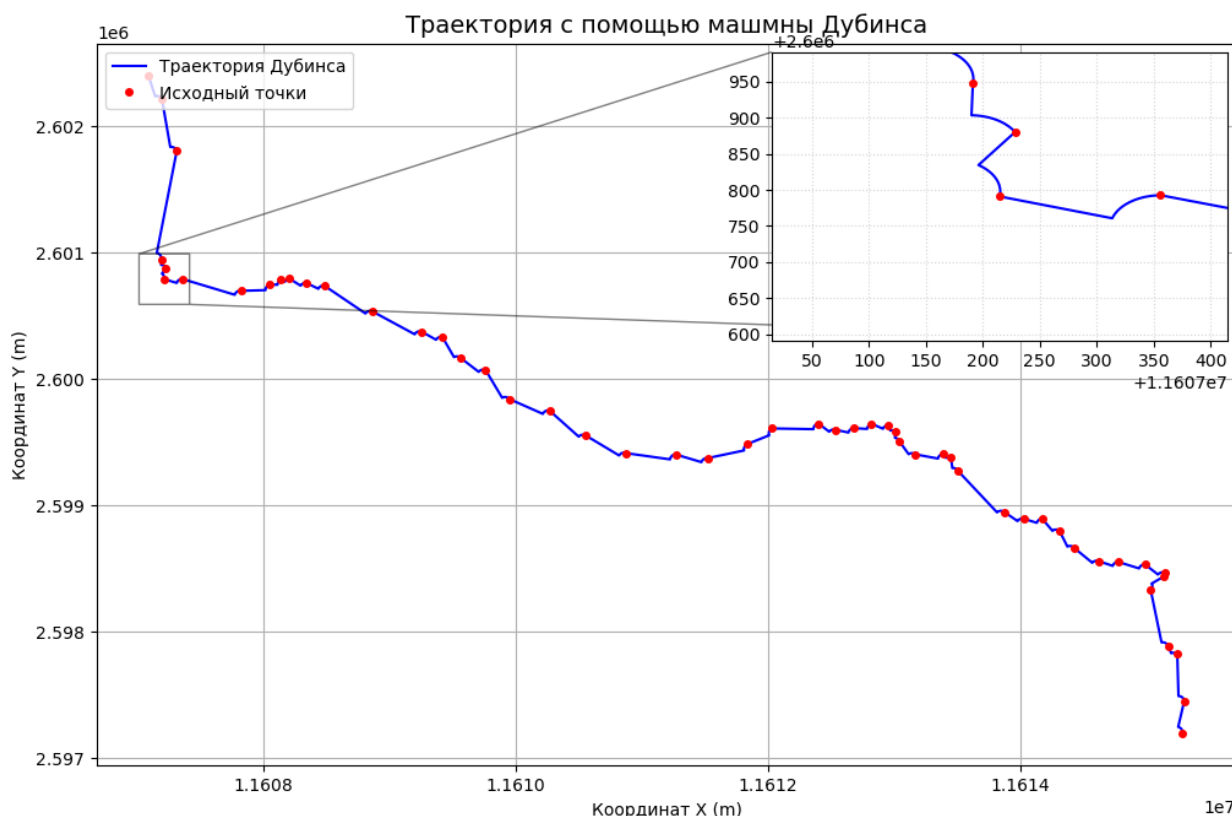


Рис. 2.5. Траектория патрулирования на основе машины Дубинса

Метод машины Дубинса отличается простотой и легкостью реализации. Однако в реальных условиях конструируемая траектория не обязательно является кратчайшей или наиболее энергосберегающей, особенно если на пути присутствуют препятствия.

2. В диссертации также рассматривается подход к построению траектории полета беспилотника, который базируется на применении метода сплайн-интерполяции.

Сплайн является кусочно-полиномиальной функцией. Сплайн-интерполяция с применением кубических сплайнов – это метод построения гладкой кривой, проходящей через заданный набор точек, называемых узлами интерполяции. Вместо использования одного полинома для всей кривой, она разбивается на отдельные сегменты, каждый из которых описывается полиномом третьей степени (кубическим полиномом).

Ключевая особенность кубических сплайнов – обеспечение не только непрерывности самой функции, но и ее первой и второй производных в узлах стыковки сегментов. Это гарантирует, что кривая будет выглядеть плавной и естественной, без резких переходов и изломов. В отличие от интерполяции полиномами высокой степени, кубические сплайны позволяют избежать осцилляций (эффекта Рунге) и обеспечивают более устойчивый и предсказуемый результат.

Таким образом, сплайн-интерполяция с применением кубических сплайнов является мощным инструментом для аппроксимации функций и построения гладких кривых по дискретным данным, широко используемым в компьютерной графике, инженерном проектировании и других областях.

Пусть на отрезке $[a, b]$ задана сетка $a = \theta_0 < \theta_1 < \dots < \theta_{N-1} < \theta_N = b$ и значения непрерывной функции $f_i = f(\theta_i), i = \overline{0, N}$. Кубическим интерполяционным сплайном, соответствующим таблично заданной функции (интерполянт) $f(\theta)$ и данным узлам θ_i , называется функция $S(\theta)$, удовлетворяющая следующим условиям:

1. На каждом сегменте $[\theta_i, \theta_{i+1}]$, $i = 1, 2, \dots, N$, функция $S(\theta)$ является полиномом третьей степени.
2. Первая и вторая производные непрерывны на отрезке $[a, b]$.
3. Функция $S(\theta)$ вычисляется для интерполируемой функции $f(\theta)$ исходя из заданных узлов $\theta(i)$.

На каждом из отрезков $[\theta_i, \theta_{i+1}]$ будем искать сплайн-функцию в виде полинома третьей степени:

$$S_i(\theta) = a_i + b_i(\theta - \theta_i) + c_i(\theta - \theta_i)^2 + d_i(\theta - \theta_i)^3,$$

где a_i, b_i, c_i, d_i – коэффициенты, подлежащие определению на всех сегментах.

Наши построения следующие. Формируем систему линейных уравнений для нахождения коэффициентов a_i, b_i, c_i, d_i . Дополнительно вводятся граничные условия. Чаще всего применяют естественные условия, которые предполагают, что в крайних точках вторая производная равна нулю:

$$S''_0 = 0 \text{ и } S''_N(\theta_N) = 0.$$

Эта система приводит к трехдиагональной матрице. После решения системы получаем конкретное аналитическое выражение для каждого интервала $[\theta_i, \theta_{i+1}]$. Итоговая кривая определяется как совокупность параметрических уравнений.

При построении траектории полета ЛА мы рассматриваем его пространственное движение. В случае горизонтального полета на заданной высоте требуемая траектория полета задается множеством маршрутных точек $\mathbf{x}^{(i)} = [x^{(i)}, y^{(i)}], i = \overline{0, N}$, - через них должна проходить рассчитанная траектория.

Расчет траектории полета беспилотника осуществляется посредством сплайн-интерполяции с применением кубических сплайнов. Результаты интерполяции, полученные на языке программирования Python, представлены на рис. 2.6.

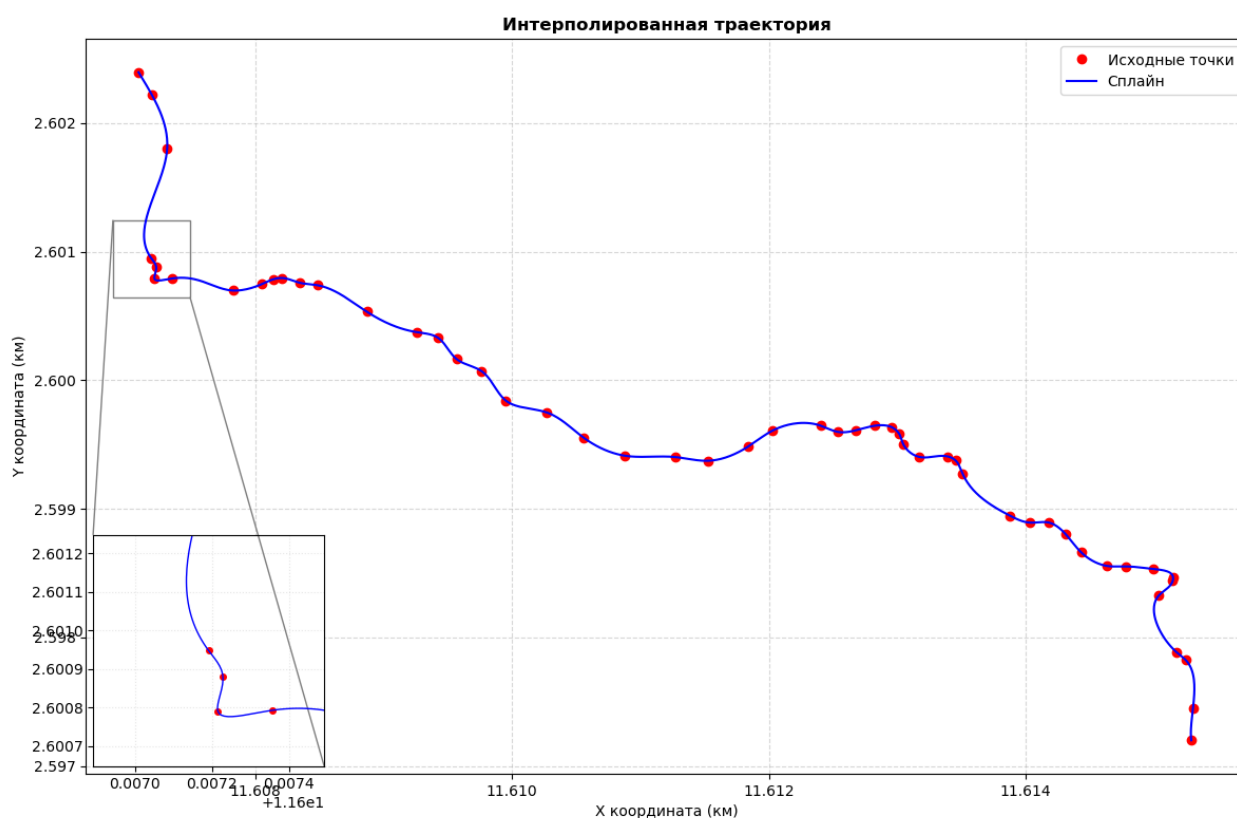


Рис. 2.6. Расчет траектории посредством сплайн-интерполяции

3. Третий способ расчет траектории полета базируется на применении нейросетевой интерполяции кривых с применением радиальных базисных функций [68–70].

Сети радиального базиса (RBF - *Radial Basis Functions*) используют радиальные базисные функции. Архитектура RBF-сетей предложена Муди (Moody) и Даркеном (Darken) в 1989 г. Такая сеть является частным случаем сети прямого распространения. Сети РБФ имеют трёхслойную архитектуру и обладают универсальными возможностями аппроксимации функций. Каждый элемент скрытого слоя использует в качестве активационной функции радиальную базисную функцию типа гауссовой.

Выходом сети является линейная комбинация радиальных базисных функций входов и параметров нейрона. Сети радиальных базисных функций имеют множество применений, в том числе задачи интерполяции.

Сети RBF концептуально похожи на модели «k ближайших соседей». Архитектуру сети представляет рис. 2.7.

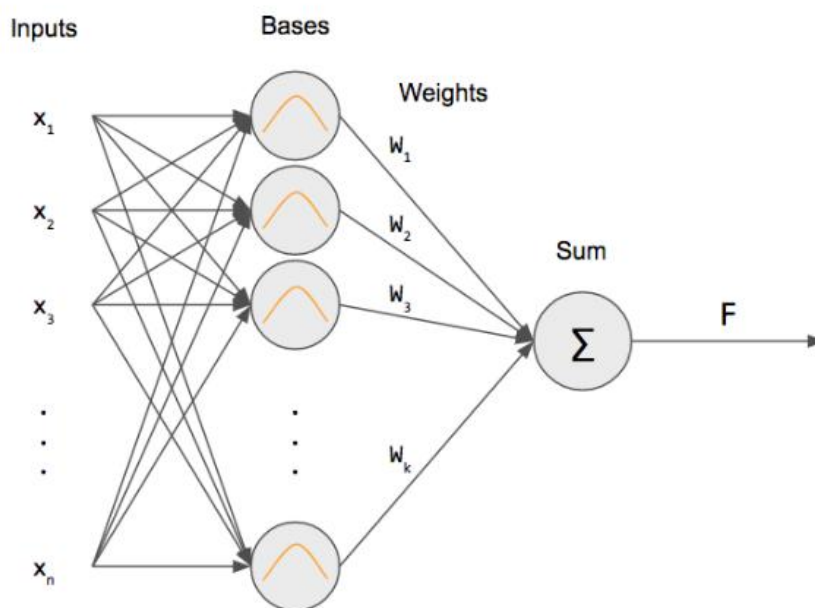


Рис. 2.7. Сети радиального базиса

Опишем работу RBF-сетей:

- 1) Входной вектор, который необходимо классифицировать или регрессировать, подается на вход сети.

- 2) Нейроны RBF – это нейроны скрытого слоя, представляют собой вектор-прототипы из обучающего набора. Чаще всего используется радиально-базисная функция Гаусса. Нейрон RBF имеет параметр разброса (σ) и центр, которые также называют векторами-прототипами. Параметр разброса регулирует расстояние между центром нейрона RBF и входным вектором, который, в свою очередь, определяет выходной сигнал нейрона.
- 3) Каждый выходной узел вычисляет оценку на основе взвешенной суммы значений активации всех нейронов RBF.

RBF-функции широко используются в интерполяции, машинном обучении и различных численных методах благодаря своей способности аппроксимировать сложные кривые и поверхности.

Применяется класс Rbf из библиотеки SciPy (модуль `scipy.interpolate`).

Траектория полета БПЛА задается множеством маршрутных точек $\mathbf{x}^{(i)} = [x^{(i)}, y^{(i)}, z^{(i)}]$, $i = \overline{0, N}$, через которые должна проходить рассчитанная траектория. Интерполянта по каждой координате представляется формулой вида

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N w_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(i)}\|),$$

где $\phi(\bullet)$ - радиально-базисная функция, $\mathbf{x}$ – расчетная точка на траектории движения, w_i - это веса.

Гауссовская RBF - одна из наиболее широко используемых радиально-базисных функций. Она описывается формулой

$$\phi(r) = \exp(-\epsilon r^2),$$

причем быстро убывает по мере увеличения расстояния r от центра.

Ее ключевые характеристики:

1. Гладкость: функция Гаусса бесконечно дифференцируема. Это свойство полезно для различных применений в интерполяции и аппроксимации.

2. Локальное влияние: функция быстро стремится к нулю по мере удаления от центра, что означает сильное локальное влияние на результаты аппроксимации и весьма полезно для выявления локальных изменений в данных.

3. Радиальная симметрия: результат зависит только от расстояния до центра.

Возможности применения: машинное обучение - в машинах опорных векторов и ядерных методах; интерполяция данных - построение гладких кривых и поверхностей из разрозненных точек данных; аппроксимация функций сложных функций с помощью RBF-сетей.

Результаты расчет траектории полета БПЛА посредством RBF-интерполяции представлены на рис. 2.8.

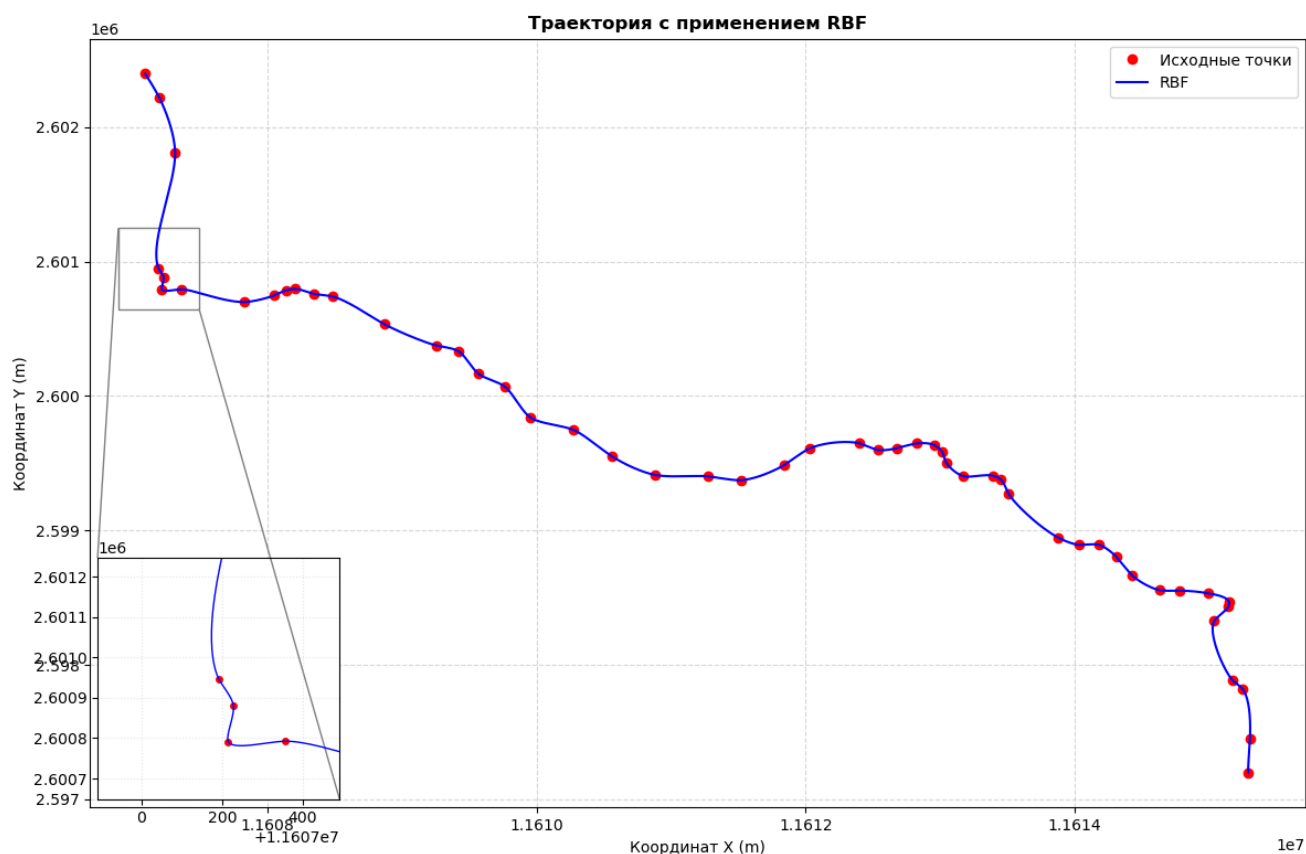


Рис. 2.8. Расчет траектории посредством RBF-интерполяции

Подведем итоги. В диссертации анализировались возможности и перспективы применения трех описанных выше подходов. Проведенные исследования позволяют сделать следующие выводы.

Траектории Дубинса менее предпочтительны по сравнению с сплайн-интерполяцией. Данные траектории проектируются из простых примитивов, таких как прямые линии и дуги окружностей, что обеспечивает простоту расчета, но ограничивает возможность описания ими траекторий. В отличие от этого, сплайны, в частности кубические, обеспечивают плавные и гибкие траектории. Ограничения траекторий Дубинса также включают отсутствие плавного изменения ускорений в точках перехода между примитивами, в то время как сплайны создают траектории с более высокой гладкостью, что критично в задачах, требующих точной аппроксимации движения. Кроме того, траектории Дубинса зависят от фиксированного радиуса поворота, что может быть неприменимо в ряде ситуаций.

Применение сплайнов и RBF-интерполяции дают приемлемые и равноценные результаты. Однако какой из подходов более предпочтителен – вопрос, требующий дополнительных исследований.

2.6. Концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе ГИС-технологий

Подытожим высказанные выше соображения.

Информационной основой ГИС являются данные о земной поверхности, представляемые в виде цифровых карт. Электронная цифровая карта (цифровая карта местности) - цифровая модель местности, созданная путем цифрования картографических источников, фотограмметрической обработки данных дистанционного зондирования, цифровой регистрации.

Процесс создания электронных карт включает этап автоматизированного преобразование исходной картографической информации в цифровую форму.

Цифровая топографическая карта (ЦТК) - это детальное и точное изображение местности, созданное с использованием современных геоинформационных систем (ГИС) и высокоточных инструментов для замеров.

На ЦТК отображаются все основные топографические элементы местности: рельеф, гидрография, населённые пункты, дорожная сеть, инфраструктура, объекты, расположенные на местности и пр.

ЦТК имеет несколько преимуществ. Выделим следующие: 1) высокая точность; 2) удобство редактирования благодаря применению цифрового формата; 3) масштабируемость; 4) интеграция с ГИС.

В число задач, решаемых с помощью цифровых карт, входит оперативное нанесение и визуализация обстановки.

Весьма полезным является понятие профиля полета. *Профиль полёта*, траектория полёта летательного аппарата в координатах дальность–высота. Представляет собой последовательность участков, каждому из которых соответствует определённая программа изменения высоты и скорости ЛА.

Основные положения концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе ГИС-технологий:

- посредством ЦТК определяются маршрут патрулирования и маршрутные точки, через которые должна проходить траектория полета БПЛА;
- в случае кольцевого маршрута точка старта также является конечной точкой;
- весь маршрут полета БПЛА разбивается на сегменты (отдельные участки), границами которых являются точки поворотов ЛА;
- для каждого сегмента-задается скоростной режим полета (изменение его параметров как функции координат);
- выполняется расчет траектории полета, проходящей маршрутные точки методом интерполяции;
- предлагаются два способа интерполяции: сплайн-интерполяция с применением кубических сплайнов и нейросетевая интерполяция с применением радиального базиса (RBF - Radial Basis Functions).

Примечание. Запуск БПЛА производится против ветра в соответствии с инструкцией по эксплуатации данного типа БПЛА.

Возможно объединением задач навигации и маршрутизации с применением цифровых карт местности.

Выводы по главе 2

В главе рассматриваются вопросы применения ГИС-технологий в задачах навигации и маршрутизации полета БПЛА. Обсуждаются существующие на сегодняшний день системы навигации.

Освещается структура и состав геоинформационной системы QGIS. QGIS является одной из самых мощных бесплатных программных инструментов в области ГИС. QGIS обладает рядом преимуществ перед альтернативными системами. В ней интегрированы все необходимые функциональные возможности для отображения местоположения БПЛА.

Рассматриваются вопросы построения карты местности в районе воздушного патрулирования и методологические аспекты планирования маршрута полета БПЛА.

При построении траектории полета БПЛА вычисляются маршрутные точки, через которые должна проходить траектория беспилотника.

Далее можно поступать исходя из трех альтернатив: формировать траектории Дубинса с учетом инерционности БПЛА и в частности допустимого радиуса разворота. В этом случае траектории движения состоят из отрезков прямых и дуг окружностей.

Другой подход состоит в сплайн-интерполяции траектории. Проводится сравнительный анализ обоих подходов. Подход с применением траекторий Дубинса менее предпочтителен по сравнению с сплайн-интерполяцией.

Третий вариант заключается в применении аппарата RBF-интерполяции. Применение сплайнов и RBF-интерполяции дает хорошие результаты. Однако какой из подходов более предпочтителен – вопрос, требующий дополнительных исследований.

Глава 3. Планирование маршрутов полета беспилотных летательных аппаратов

3.1. Групповое патрулирование территории средствами БПЛА

В последние годы все большая роль отводится использованию БПЛА на пограничной службе для охранно-мониторинговой деятельности по обеспечению безопасности государства в виде воздушного планового *патрулирования государственных границ*. Здесь необходимость использования БПЛА обусловлена большой протяженностью пограничных территорий. Именно беспилотники способны открыть новые возможности при контроле труднодоступных пограничных рубежей (побережье, горные и лесные массивы, территориальные воды и острова, устья крупных рек).

БПЛА в сфере пограничного патрулирования произвели революцию благодаря их оснащению системами наведения, различными датчиками, бортовыми РЛС и видеокамерами, которые позволяют контролировать большие площади суши и моря, обеспечивая всесторонний обзор местности. Использование БПЛА для контроля и патрулирования границ имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами: большая экономичность, компактность, низкая стоимость и простота в эксплуатации. Неслучайно, уже в течение 20-ти лет БПЛА успешно ведут дозор на рубежах многих стран мира, включая США, Израиль, Индию, Китай, Россию, Францию, Италию, Бразилию и др.

Выполнение задач воздушного патрулирования наилучшим образом обеспечивается путем использования группы БПЛА, которая может осуществлять "параллельное" и независимое решение требуемых задач в различных областях (зонах) патрулируемого объекта. Групповое применение автономно функционирующих, но согласованно управляемых беспилотников, позволяет расширить их возможности и существенно повысить производительность процесса патрулирования. Отметим, что под групповым

управлением БПЛА понимается управление каждым беспилотником, обеспечивающее достижение общей групповой цели патрулирования [71].

Впервые БПЛА начали применять для патрулирования границ в США в 2004 г. Сегодня большинство развитых стран активно использует беспилотники для воздушного патрулирования своих границ, однако эта информация носит сугубо скрытый характер. При этом задачи группового патрулирования исследованы заметно хуже, чем их аналоги для случая одного беспилотника. Воздушное патрулирование предполагает решение задачи планирования маршрута (англ. Vehicle Routing Problem, VRP) полета БПЛА. В настоящей работе, развивающей результаты авторов [17-25], дается постановка и приводится решение задачи планирования оптимальных маршрутов полета БПЛА при групповом воздушном патрулировании территорий большой протяженности.

3.2. Оптимизация маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании территорий с одним депо

3.2.1. Постановка задачи маршрутизации полета группы БПЛА как множественной задачи коммивояжера

Классическая задача маршрутизации при одиночном или групповом патрулировании БПЛА некоторой территории, заданной планом местности, заключается в построении замкнутых маршрутов облета беспилотниками данной территории, проходящих через все полетные зоны патрулирования и оптимальных по некоторому критерию (см., например, работы [72, 73]). Весьма популярный поход к постановке и решению задачи оптимальной маршрутизации БПЛА при групповом патрулировании заключается в ее формализации как множественной задачи коммивояжера (англ. Multiple Traveling Salesman Problem, MTSP), именуемой также задачей о m бродячих торговцах, в которой допускается более одного коммивояжера и которая является обобщением задачи коммивояжера с одним коммивояжером (TSP). К последней, кстати, сводится задача маршрутизации патрулирования территории

одиноким беспилотником. Современное состояние задач TSP и MTSP отражают публикации [73, 74].

Рассмотрим сценарий постоянного воздушного мониторинга заданной территории группой БПЛА. Предполагается, что все доступные БПЛА однотипны. Полетное задание для каждого беспилотника выполняется периодически и состоит в его перемещении в заданную полетную зону, сборе оперативных данных и передаче этих данных на станцию управления. Основными показателями процесса патрулирования являются: время задержки данных (время доставки) до станции управления и частота повторного рейса (тура) в зоны патрулирования. Считаем, что патрулируемая территория имеет вытянутую форму и образует цепочку смежных зон патрулирования. Прототипом такой территории могут служить территориальные воды или узкие приграничные участки какого-либо государства.

3.2.2. Математическая формализация задачи патрулирования

Введем следующие обозначения:

N - число зон патрулирования;

m - число дронов, непосредственно задействованных для патрулирования;

$P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ - упорядоченное множество всех зон патрулирования,

причем p_i и p_{i+1} - смежные (граничащие друг с другом) зоны;

d - место базирования дронов (далее – *депо*);

τ_i - время патрулирования i -й зоны ($i = 1 : N$);

τ_{di} - время полета дрона от депо до i -й зоны;

τ_{id} - время полета дрона от i -й зоны до депо;

T_j - продолжительность выполнения j -го задания ($j = 1 : m$).

Разбиение патрулируемой территории на 11 зон иллюстрирует рис. 3.1.

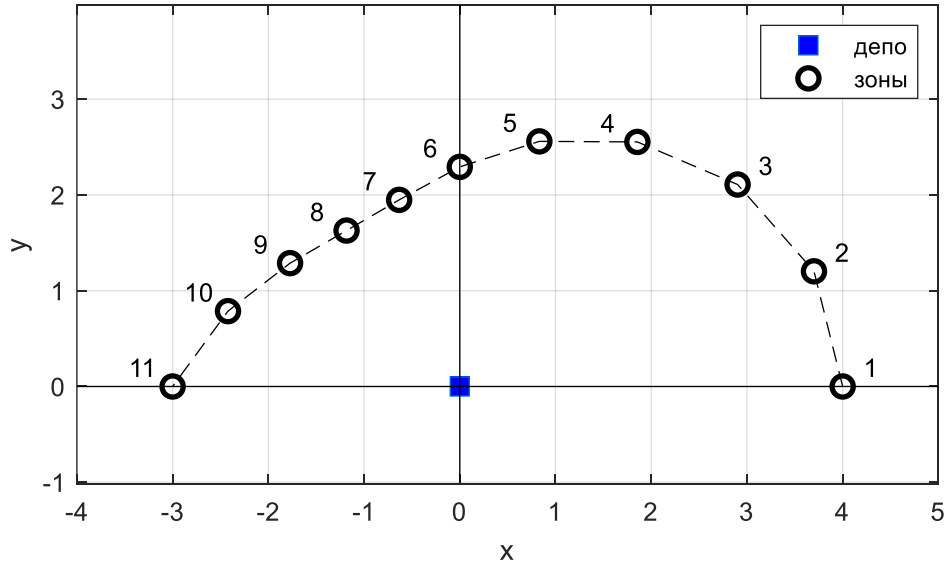


Рис. 3.1. Разбиение территории на зоны патрулирования

Конфигурационной моделью решаемой задачи может служить граф $G=(V,E)$, где $V=P\cup\{d\}$ - множество вершин, а E - множество ребер, представляющих возможные варианты перемещения дронов. При этом подграф $G[P]$, образованный множеством вершин P , имеет «цепочечную» структуру.

Далее $Task_1, Task_2, ..., Task_m$ - полетные задания, N_i - число зон, предписанных i -у заданию, так что

$$N_i \geq 1 \quad (i=1:m) \quad (3.1)$$

и

$$N = N_1 + N_2 + ... + N_m. \quad (3.2)$$

Считаем, что задание $Task_1$ охватывает первые N_1 зон, задание $Task_2$ - последующие N_2 зон и т.д.

Введем индексы:

$$I_1 = 1, I_2 = I_1 + N_1, ..., I_m = I_{m-1} + N_{m-1}, I_{m+1} = N. \quad (3.3)$$

Полетное задание для БПЛА состоит в его перемещении в заданную полетную зону, сбор оперативных данных и передачу этих данных на пункт (центр, станцию) управления. Таким образом,

$$T_i = \tau_{di} + \tau_{id} + \sum_{I_i \leq j < I_{i+1}} \tau_i \quad (i=1:m). \quad (3.4)$$

Введем критерий эффективности плана – максимальное значение времени выполнения заданий:

$$T_{\max} = \max_{1 \leq j \leq m} T_j. \quad (3.5)$$

Решаемая задача состоит в минимизации данного критерия:

$$T_{\max} \rightarrow \min. \quad (3.6)$$

Таким образом, рассматриваемая задача оптимальной маршрутизации полета группы БПЛА сформулирована как MTSP вида (3.5), (3.6), (3.1)–(3.4).

3.2.3. Методы решения задач коммивояжера

TSP, является ключевой задачей транспортной логистики, занимает особое место в комбинаторной оптимизации и уже более 90 лет продолжает приковывать внимание исследователей [75]. Данная задача является одной из самых сложных, труднорешаемых оптимизационных задач, связанных с отысканием наиболее экономичного циклического обхода (маршрута коммивояжера) для заданного конечного множества "клиентов". Для решения задачи TSP до сих пор не найдено быстрых полиномиальных алгоритмов. Еще в 70-х годах прошлого столетия было доказано, что TSP является NP-полной (Nondeterministic Polynomial) трансвычислительной задачей [76, 77]. Так, например, даже при относительно небольшом числе пунктов (>66) в маршруте обхода, данная задача не может быть решена методом перебора вариантов никакими теоретически мыслимыми компьютерами за время, меньшее нескольких миллиардов лет.

Существует множество различных методов решения TSP и MTSP. При всем многообразии все эти методы, как правило, относятся к одной из двух категорий: точные и эвристические методы.

Точные методы выполняют полный перебор всех вариантов. Иногда они позволяют найти решение быстро, но в основном поиск происходит по всем маршрутам (пунктам). Среди точных методов решения TSP выделим метод полного перебора (или метод "грубой силы", англ. brute force), метод направленного поиска с возвратами, метод фиктивных узлов и ветвей, метод

ветвей и границ, метод ветвей и отсечений, метод динамического программирования. Поскольку MTSP имеют непомерно высокую вычислительную сложность, то точные методы, как правило, не могут применяться для задач большой размерности. По этой причине более предпочтительными являются приближенные методы, которые относятся к эвристическим методам и являются довольно эффективными, поскольку сокращают полный перебор маршрутов. Они генерируют решения, близкие к оптимальному, но за приемлемое по сравнению с точными методами время [78]. Во многих из них находят не эффективный, а базовый маршрут, т.е. приближенное решение, которое в дальнейшем улучшается.

По способу формирования итогового маршрута эвристические алгоритмы можно разделить на два класса: конструктивные и итерационные эвристики. Конструктивные эвристики (Tour Construction Heuristics) генерируют один уникальный маршрут для каждой решаемой задачи без последующего его улучшения. К данному классу относят алгоритм ближайшего соседа, жадный алгоритм, эвристики вставок, алгоритм Кристофидеса. С помощью данных эвристик последовательно строят допустимое решение, добавляя в него вершины, пока полный маршрут не будет сформирован. Как правило, с помощью данных эвристик получают решения, уступающие оптимальному около 10...15%. Итерационные эвристики (Tourimprovement Heuristics) начинают работать с уже готовым маршрутом, построенным одним из конструктивных методов, последовательно улучшая его на каждой итерации. Среди итерационных методов можно выделить отдельный класс алгоритмов, который носит название метаэвристик (Metaheuristics). Это достаточно общие итерационные процедуры, использующие рандомизацию и элементы самообучения, интенсификацию и диверсификацию поиска, адаптивные механизмы управления, а также конструктивные эвристики и методы локального поиска. Здесь следует выделить, прежде всего, методы, вдохновленные природными явлениями, и биоинспирированные методы, которые решают задачу оптимизации методом проб и ошибок без строгого

математического обоснования. Метаэвристики принято делить на траекторные методы, когда каждой итерации соответствует одно допустимое решение, и на алгоритмы, которые работают сразу с популяцией решений.

К первой группе относят методы имитации отжига (Simulated Annealing), методы поиска с запретами (Tabu Search), поиска с чередующимися окрестностями (Variable Neighbourhood Search). Ко второй группе относят методы муравьиных колоний (Ant Colony Optimization), вероятностные жадные методы (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) и др. В данной группе метаэвристических методов решения MTSP наибольшую популярность приобрели генетические алгоритмы (Genetic Algorithms, GA). Применение GA для решения MTSP впервые было предложено в работе [79] и получило развитие в работе [80].

Однако наиболее целесообразно использовать предложенный в 1960 г. Миллером, Такером и Землином метод сведения TSP к задаче целочисленного линейного программирования (ЦЛП) [81]. Данный метод, основанный на введении альтернативных условий устранения подмаршрутов (MTZ-inequality form), получил распространение на MTSP (см., например, работу [82]). В настоящей работе рассматриваемая MTSP оптимальной маршрутизации полета группы БПЛА также сводится к задаче ЦЛП.

3.2.4. Сведение множественной задачи коммивояжера к задаче целочисленного линейного программирования

Выше через m мы обозначали число дронов в депо. Результатом планирования должны быть параметры: N_i - число зон, предписанных i -у полетному заданию ($N_i \geq 1, (i = 1:m)$).

Также были введены индексы:

$$I_1 = 1, I_2 = I_1 + N_1, \dots, I_m = I_{m-1} + N_{m-1}, I_{m+1} = N.$$

Продолжительность выполнения i -го полетного задания T_i -определяется соотношением

$$T_i = \tau_{di} + \tau_{id} + \sum_{I_i \leq j < I_{i+1}} \tau_j \quad (i=1:m).$$

В качестве неизвестных выберем переменные

$$x_i = I_{i+1} \quad (i=1:n), \quad (3.7)$$

где

$$n = m - 1. \quad (3.8)$$

Данные переменные являются целочисленными:

$$x_i \in \mathbf{N} \quad (i=1:n). \quad (3.9)$$

Здесь $\mathbf{N} = \{1, 2, 3, \dots\}$ - множество натуральных чисел.

Исходя из смысла решаемой задачи, наложим ограничения на введенные переменные

$$x_L \leq x_i \leq x_U \quad (i=1:n). \quad (3.10)$$

Здесь

$$x_L = 1, \quad x_U = N. \quad (3.11)$$

Согласно (3.1) и (3.3) выполняются неравенства

$$x_1 < x_2 < \dots < x_n.$$

Данные неравенства с учетом целочисленности переменных (3.7) можно переписать в виде нестрогих неравенств:

$$\left. \begin{array}{l} -x_1 \leq -2, \\ x_1 - x_2 \leq -1, \\ \dots \\ x_{n-1} - x_n \leq -1. \end{array} \right\} \quad (3.12)$$

Введем вектор неизвестных переменных - n -мерный вектор-столбец

$$\mathbf{x} = \text{col}(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (3.13)$$

Неравенства (3.12) можно записать в векторно-матричной форме

$$\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}. \quad (3.14)$$

где $\mathbf{A}$ - ленточная двухдиагональная $n \times n$ -матрица, а $\mathbf{b}$ - n -мерный вектор-столбец:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -1 & & & & \\ 1 & -1 & & & \\ & \ddots & \ddots & & \\ & & & 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}.$$

Критерий эффективности (3.5) является n -мерной функцией, определяемой соотношениями (3.1)–(3.5), (3.7)–(3.9), (3.13):

$$T_{\max} = F(\mathbf{x}).$$

Решаемая задача:

$$F(\mathbf{x}) \rightarrow \min. \quad (3.15)$$

Оптимизационная задача (3.15), (3.6) с учетом ограничений (3.9)–(3.11), (3.14) является задачей целочисленного линейного программирования. Для ее решения предлагается воспользоваться генетическим алгоритмом. Необходимые программные средства предоставляет математический пакет MATLAB. В библиотеке пакета Global Optimization Toolbox генетический алгоритм реализован в виде функции `ga`.

3.2.5. Применение генетического алгоритма

Генетические алгоритмы - это метод решения оптимизационных задач, основанный на биологических принципах естественного отбора и эволюции. Множество сгенерированных решений задачи на отдельном этапе ее решения рассматривается как популяция. Генетический алгоритм (ГА) многократно повторяет процедуру модификации популяции, добиваясь тем самым получения новых популяций. При этом на каждом шаге из популяции выбираются «родительские особи», т.е. решения, совместная модификация которых (скрещивание) и приводит к формированию новой особи в следующем поколении.

ГА использует три вида операторов, на основе которых формируется новое поколение: отбор, скрещивание и мутации. Мутация позволяет путем внесения изменений в новое поколение избежать попадания в локальные минимумы оптимизируемой функции.

Решатель ГА ищет оптимум в смешано-целочисленной или непрерывной, ограниченной или неограниченной задаче. Генетический алгоритм решает задачи оптимизации с любыми типами ограничений, включая целочисленные ограничения.

Синтаксис функции ga:

```
x = ga(fun,nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub)
x = ga(fun,nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon)
x = ga(fun,nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,options)
x = ga(fun,nvars,A,b,[],[],lb,ub,nonlcon,IntCon)
x = ga(fun,nvars,A,b,[],[],lb,ub,nonlcon,IntCon,options)
[x,fval] = ga(____)
[x,fval,exitflag,output] = ga(____)
[x,fval,exitflag,output,population,scores] = ga(____)
```

Описание

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars)$ находит локальный неограниченный минимум x целевой функции fun , $nvars$ - размерность (количество переменных).

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars,A,b)$ – должно выполняться линейное неравенство $A*x \leq b$. Здесь запись $A*x$ означает, что в матричном произведении вектор x транспонирован: $(A*x')$.

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars,A,b,Aeq,beq)$ – должны выполняться ограничения в виде линейным равенств и неравенств: $Aeq*x = beq$ и $A*x \leq b$.

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub)$ - задаются нижние и верхние границы переменных. Решение должно быть найдено в области значений $lb \leq x \leq ub$.

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon)$ – ограничения заданы в nonlcon . Функциональный nonlcon определяет векторы C и Ceq , представляя нелинейные неравенства и равенства соответственно: $C(x) \leq 0$ и $Ceq(x) = 0$.

$x = \text{ga}(\text{fun},nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,options)$ - целевая функция оптимизируется с параметрами по умолчанию, заданными $options$.

Устанавливаем `nonlcon=[]`, если нелинейные ограничения отсутствуют. Создают `options` с помощью `optimoptions`.

`x = ga(fun,nvars,A,b,[],[],lb,ub,nonlcon,IntCon)` - требует, чтобы переменные, перечисленные в `IntCon`, приняли целочисленные значения.

`[x,fval] = ga(____)` - также возвращает `fval`, значение функции фитнеса в `x`.

`[x,fval,exitflag,output] = ga(____)` - также возвращает `exitflag`, целое число, идентифицирующее причину остановки алгоритма, и `output`, структура, которая содержит вывод от каждой генерации и другой информации о производительности алгоритма.

`[x,fval,exitflag,output,population,scores] = ga(____)` - также возвращает `population`, строки итоговой популяции, и `scores`, итоговые оценки.

Приведем типовую диагностическую информацию:

Exitflag	Значение
1	Среднее совокупное изменение в значении функции фитнеса по поколениям.
3	Значение функции фитнеса не изменилось в поколениях <code>MaxStallGenerations</code> .
4	Значение шага, меньшего, чем точность машины.
5	Минимальный предел фитнеса достигнутый <code>FitnessLimit</code> и ограничительное нарушение меньше, чем <code>ConstraintTolerance</code> .
0	Максимальное количество поколений <code>MaxGenerations</code> превышено.
-2	Допустимое решение не найдено.
-4	Ограничение по времени превысило <code>MaxStallTime</code> .
-5	Ограничение по времени <code>MaxTime</code> превышено.
1	Среднее совокупное изменение в значении функции фитнеса по поколениям.

Фрагмент программы для решения рассматриваемой оптимизационной задачи представлен ниже.

```
Aeq=[];beq=[];
```

```
lb=ones(n,1);
```

```
ub=N*ones(n,1);
```

```
nonlcon=[];
```

```
intcon=[1:n];
```

```
[x,Tmax]= ga(@F,n,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,intcon)
```

Целевая функция $F(\mathbf{x})$ программируется в виде отдельного М-файла с именем F.

3.2.6. Модельный пример решения задачи патрулирования с одним депо

Продемонстрируем решение задачи патрулирования на модельном примере. Положим $N = 11$, $m = 3$. Интервалы времени, затрачиваемого на патрулирование зон и полета дрона от депо до зоны патрулирования, представлены ниже в табл. 3.1.

Таблица 3.1

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
τ_i	1.5	1.75	2.0	2.25	2.5	2.75	3.0	3.25	3.5	3.75	4.0
τ_{di}	1.0	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.5	0.5	0.6	0.8

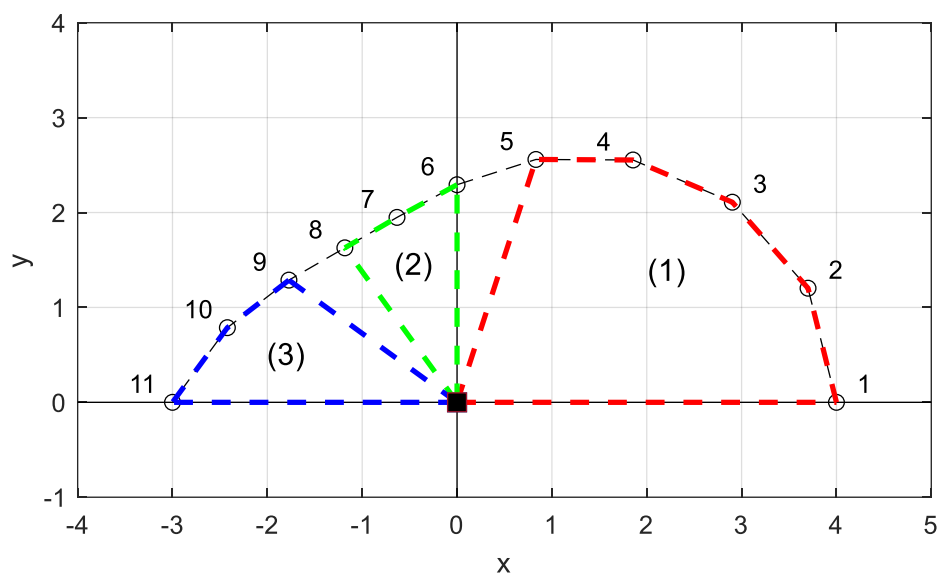


Рис. 3.2. Оптимальное распределение зон патрулирования

Предполагается, что $\tau_{id} = \tau_{di}$ ($i = 1:N$). Результаты вычисления оптимального решения, полученного с применением функции ga:

$$\mathbf{x} = \text{col}(6, 9); \quad T_1 = 11.70, \quad T_2 = 10.10, \quad T_3 = 12.55; \quad T_{\max} = 12.55.$$

Оптимальное распределение зон патрулирования иллюстрирует рис. 3.2. Цифры в скобках обозначают номер дрона.

Для сравнения приведем другое решение:

$$\mathbf{x} = \text{col}(5, 7); \quad T_1 = 9.30, \quad T_2 = 6.55, \quad T_3 = 18.80; \quad T_{\max} = 18.80.$$

3.3. Оптимизация маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании с несколькими депо

3.3.1. Задача оптимальной маршрутизации полетов группы БПЛА с несколькими депо

Задача маршрутизации транспортных средств, парк которых расположен в нескольких депо (Multiple Depot Vehicle Routing Problem, MDVRP), впервые была предложена Laporte, Nobert и Arpin в работе [83].

Один из подходов к решению данной задачи предложен в работах [18,19,22,24]. Предполагается, что патрулирование осуществляется группой однотипных БПЛА, причем контролируемая территория – вытянутая и большой протяженности с несколькими пунктами базирования (именуемыми *депо*). При построении решения вся контролируемая территория разбивается на цепочку смежных зон патрулирования, предписанных отдельным БПЛА, так что маршруты их полета проходят через смежные зоны. Все имеющиеся депо рассредоточены вдоль патрулируемой территории, разделенной на участки, каждый из которых контролируется БПЛА из одного депо, так что весь парк имеющихся беспилотников распределен по выделенным участкам. В результате маршрут полета каждого задействованного в патрулировании БПЛА, именуемый *туром*, начинается и заканчивается в некотором, предписанном беспилотнику депо, и охватывает определенные зоны патрулируемой территории, причем каждому БПЛА предписан только один тур.

С учетом вытянутой формы патрулируемой территории она разбивается на n отдельных участков $R_1, R_2, \dots, R_n$, так что участок R_k патрулируется

БПЛА, базирующимися в депо d_k . Полагаем, что участок R_k охватывает N_k зон и в нем организуется m_k туров с использованием m_k беспилотников.

Конфигурационной моделью рассматриваемой задачи маршрутизации является граф $G = (V, E)$ с множеством вершин $V = P \cup D$ и ребер E , представляющих возможные варианты перемещения БПЛА.

Принятому разбиению территории отвечает разбиение графа G на подграфы $G_1, G_2, \dots, G_n$, так что подграф G_k описывает возможные перемещения БПЛА на участке R_k . В подграфе G_k маршруты отдельных беспилотников представляются простыми циклами $C_{k,i}$, $i = \overline{1, m_k}$.

Разбиение патрулируемой территории на зоны и участки иллюстрирует рис. 3.3.

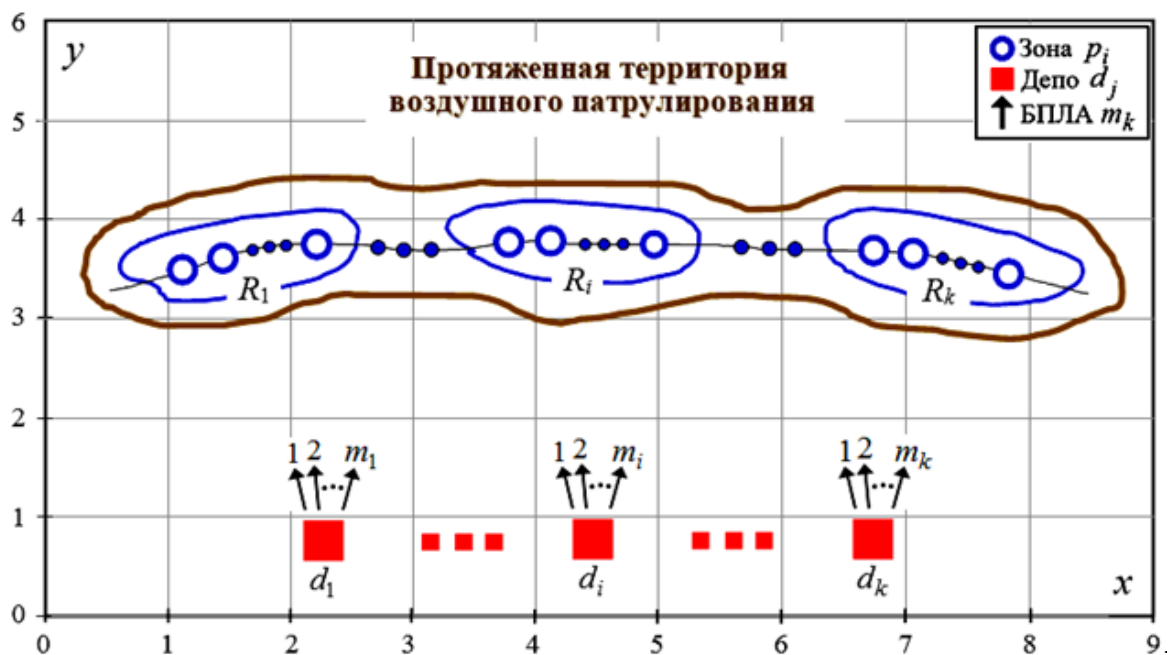


Рис. 3.3. Разбиение зоны воздушного патрулирования

В результате приходим к задаче построения циклов. Далее протяженность маршрута, определяемого циклом $C_{k,i}$, равна $L_{k,i}$.

Индивидуальным заданием $Task_{k,i}$ для i -го БПЛА, осуществляющего патрулирование на участке R_k , является отдельный цикл: $Task_{k,i} = C_{k,i}$.

Решением рассматриваемой задачи маршрутизации является множество таких заданий:

$$Task = \{Task_{k,i}, k = \overline{1, n}, i = \overline{1, m_k}\}.$$

Эффективность плана маршрутизации полетов в группе БПЛА оценивается критерием - максимальной длиной маршрута $L_{\max}$ среди всех полетных заданий $Task_{k,i}$:

$$F = L_{\max} = \max_{\substack{1 \leq k \leq n \\ 1 \leq i \leq m_k}} L_{k,i}. \quad (3.16)$$

Оптимальное планирование маршрутов полета БПЛА заключается в решении следующей экстремальной задачи:

$$F \rightarrow \min. \quad (3.17)$$

Поставленная экстремальная задача с критерием оптимальности (3.16), (3.17) является задачей комбинаторной оптимизации, которую естественно рассматривать как специфическую **множественную задачу коммивояжера с несколькими депо** (МЗК) (англ. multi-depot TSP, MDTSP) [84].

3.3.2. Метод решения задачи оптимальной маршрутизации полетов группы БПЛА

Как известно, МЗК относятся к классу NP-трудных задач комбинаторной оптимизации [85]. Так, например, с точки зрения теории вычислительной сложности данная задача при наличии патрулируемых зон $N > 66$ становится трансвычислительной, находящейся за т.н. «пределом Бремерманна», т.е. требует на обработку больше чем 10^{93} бит информации, занимая по времени около нескольких миллиардов лет. Тем не менее, для данного класса задач разработано большое количество различных приближенных эвристических и метаэвристических методов, дающих квазиоптимальные решения. Среди последних наибольшую популярность приобрели генетические алгоритмы (Genetic Algorithms, GA), применение которых для решения МЗК впервые было предложено в работе [79]. Следует

отметить, что необходимые средства для программной реализации ГА предоставляет пакет Global Optimization Toolbox системы MATLAB.

В настоящее время метод ГА стал «фаворитом» решения МЗК как с единственным депо (см. [86, 87]), так и с многими депо (см. [88, 89]).

В последние годы наряду с прямым использованием ГА для решения МЗК, все большую популярность приобретает подход [82], основанный на ее сведении методом Миллера (C.E. Miller), Такера (A.W. Tucer) и Землина (R.A. Zemlin) [75, 81] к задаче целочисленного линейного программирования [75, 76] с последующим решением последней методом ГА (см., например, [90, 91]).

Положим, что решается задача патрулирования участка территории с единственным депо: $D = \{d\}$. Учтем, что в депо d базируется m беспилотников и выделение отдельного тура для каждого из них означает разбиение множества P на интервалы:

$$P = P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_m,$$

где интервал P_i предшествует интервалу P_{i+1} , причем множество зон P_i входит в отдельный тур.

Обозначим через $Task_i$ и N_i соответственно i -е полетное задание и число предписанных ему зон. Тогда

$$N_i \geq 1 \ (i = \overline{1, m}), \quad N = N_1 + N_2 + \dots + N_m.$$

Общая задача планирования приобретает вид

$$Task = \{Task_i, i = \overline{1, m}\},$$

где задание $Task_1$ охватывает первые N_1 зон, задание $Task_2$ – последующие N_2 зон и т.д.

Пусть $I_i \ (i = \overline{1, m})$ – индекс наименьшего элемента множества P_i (индекс зоны, которую БПЛА впервые посещает в данном туре). Тогда

$$I_1 = 1, \ I_2 = I_1 + N_1, \ \dots, \ I_m = I_{m-1} + N_{m-1}.$$

Протяженность маршрута L_i , включенного в полетное задание $Task_i$, определяется равенством

$$L_i = \lambda_{d,i} + \lambda_{i,d} + \sum_{I_i \leq j < I_{i+1}} \lambda_j \quad (i = \overline{1, m}).$$

Задачу маршрутизации формулируем как задачу минимизации максимальной длины маршрута $L_{\max}$ среди всех полетных заданий $Task_i$, $i = \overline{1, m}$:

$$F = L_{\max} = \max_{1 \leq i \leq m} L_i \rightarrow \min.$$

В качестве неизвестных выберем переменные

$$x_i = N_i \quad (i = \overline{1, h}), \quad h = m - 1,$$

которые по определению являются целочисленными:

$$x_i \in \mathbf{N} = \{1, 2, 3, \dots\}.$$

Введем h -мерный вектор неизвестных переменных

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_h),$$

где $x_i = N_i$, $i = \overline{1, h}$.

Очевидно, должны выполняться следующие ограничения:

$$x_L \leq x_i \leq x_U \quad (i = \overline{1, h}), \quad x_L = 1, \quad x_U = N;$$

$$x_1 + x_2 + \dots + x_h \leq N - 1.$$

При найденных значениях переменных $x_1, x_2, \dots, x_h$ определяются искомые параметры разбиения патрулируемой территории на участки:

$$N_i = x_i, \quad i = \overline{1, m-1}; \quad N_m = N - \sum_{i=1}^{m-1} x_i.$$

Критерием оптимальности маршрутизации полетов группы БПЛА является h -мерная функция

$$F(\mathbf{x}) = L_{\max},$$

областью определения которой будем считать целочисленный h -мерный куб

$$X = [x_L, x_U]^h,$$

где $[x_L, x_U]$ - отрезок ряда натуральных чисел.

В результате рассматриваемая оптимизационная задача может быть математически формализована как *задача целочисленного программирования*:

$$F(\mathbf{x}) \rightarrow \min_{\mathbf{x} \in X}.$$

3.4. Маршрутизация полетов БПЛА на основе геопространственной кластеризации

3.4.1. Условия устранения подмаршрутов

Далее используем принятые ранее обозначения: N , m - соответственно общее число патрулируемых зон и беспилотников, а n - общее число депо.

Маршруты полета БПЛА описываются полным графом $G(V, E)$, где $V = \{1, \dots, N\}$ - множество узлов (вершин), представляющих зоны патрулируемой территории, а E - множество ребер, представляющих сообщения между зонами. Задана матрица стоимостей $C = \|c_{ij}\|$, где $c_{ij} > 0$, $(i, j) \in E$.

Симметричную задачу коммивояжера можно представить в виде множества ребер V . Каждому ребру $\{i, j\}$ сопоставляется двоичная переменная $x_{ij} \in \{0, 1\}$, равная 1, если ребро принадлежит маршруту, и 0 - в противном случае.

Каждая вершина графа должна сообщаться через пару ребер с остальным вершинам, т.е. через входное и выходное ребро:

$$\forall i \in V, \sum_{j \in V \setminus \{i\}} x_{ij} = 2.$$

МЗК с одним депо может быть сформулирован в виде следующей экстремальной задачи:

$$\sum_{\substack{i, j \in V \\ i \neq j}} c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min, \quad (3.18)$$

$$\sum_{i \in V'} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in V', \quad (3.19)$$

$$\sum_{j \in V'} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in V', \quad (3.20)$$

$$\sum_{i \in V'} x_{id} = m, \quad (3.21)$$

$$\sum_{j \in V'} x_{dj} = m, \quad (3.22)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in V'. \quad (3.23)$$

В задаче коммивояжёра выбор маршрута осуществляется среди гамильтоновых циклов.

Пример. Положим, решается задаче коммивояжёра для 5 городов. Неверное решение иллюстрирует рис. 3.4: здесь маршрут разбит на два цикла, т.е. тур содержит два подтура: 1-2-3-1 и тур 4-5-4.

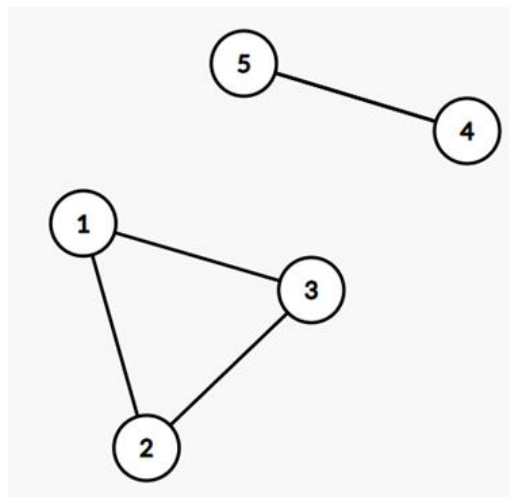


Рис. 3.4. Маршрут разбит на два цикла

Исключить подобные случаи можно посредством применения так называемых неравенств циклов (или условий устранения подмаршрутов), которые были определены Данцигом, Фалкерсоном и Джонсоном в 1954 году под названием *условия петель* (*loop conditions*). Этими неравенствами определялось дополнительное условие того, что каждое множество вершин $S \subset V$ является либо пустым, либо содержит все вершины, сочетающиеся с остальным вершинам через минимум два ребра:

$\sum_{i \in S, j \notin S} x_{ij} \geq 2$ для всех множеств вершин, где $1 \leq |S| \leq |V| - 1$. Эта сумма равна

сумме длин ребер маршрута между вершиной $i \in S$ и вершиной $j \notin S$.

Количество неравенств устранения циклов согласно Данцигу, Фалкерсону и Джонсону равняется $2^N - 2(N - 1)$.

Формулировка Миллера–Таккера–Землина (MTZ)

Миллер, Такер и Землин предложили альтернативные условия устранения подмаршрутов (подконтуров) путём введения N новых переменных u_i , определяющих порядок посещенных городов. Теперь уравнения (3.18)–(3.23) необходимо дополнить другими уравнениями

$$u_i - u_j + 1 \leq (N - 1)(1 - x_{ij}), \quad 2 \leq i \neq j \leq N;$$

$$2 \leq u_i \leq N, \quad 2 \leq i \leq n.$$

Здесь u_i - дополнительная (фиктивная) целочисленная переменная, представляющая количество городов, которые продавец i еще не посетил.

В итоге для устранения подмаршрутов потребуется только $N^2 - N$ дополнительных неравенств.

Переменная u_i отслеживает порядок посещения городов, считая от города интерпретация такова: неравенство $u_i < u_j$ подразумевает, что город посещается раньше, чем город j . Для данного тура (в кодировке значений x_{ij}), можно найти удовлетворяющие значения u_i , полагая u_i равным количеству ребер в этом туре при выезде из города i в город j . Переменные u_i гарантируют, что в ходе одного тура посещаются все города в силу следующего: они увеличиваются (по крайней мере) на каждом этапе тура, при этом уменьшение допускается только в том случае, если тур проходит через город 1. Это ограничение нарушалось бы в каждом туре, который не проходит через город 1. Поэтому единственный способ удовлетворить его - это чтобы тур, проходящий через город i , также проходил через все остальные города.

3.4.2. Множественная задача коммивояжера - кластерный подход

Задача маршрутизации транспортных средств, парк которых расположен в нескольких депо (MDVRP), впервые была предложена Laporte, Nobert и Arpin в работе [83]. Наличие нескольких депо в задаче оптимальной маршрутизации полета БПЛА при групповом патрулировании территории существенно усложняет соответствующую МЗК [74, 84]. Один из подходов к задаче оптимального планирования маршрутов полета БПЛА с несколькими депо, предложен Chisman в работе [92]. Данная задача (Clustered Travelling Salesman Problem, CTSP) – это расширение классической МЗК с несколькими депо, причем объединение нескольких зон может рассматриваться как самостоятельная патрулируемая территориальная единица (участок). Посредством пространственной кластеризации всех патрулируемых зон, исходная кластерная МЗК может быть сведена к семейству классических МЗК с одним депо, т.е. к построению маршрутов внутри каждого кластера. Современное состояние кластерных МЗК отражают публикации [93, 94].

Остановимся подробнее на работах [92–94].

В статье [92] J.A. Chisma обсуждается кластерный подход к постановке и решению задачи коммивояжера. Предполагается один коммивояжер. Задача состоит в поиске оптимальных туров сборщика заказов по складу для удовлетворения заказа на доставку. Задача коммивояжера расширена и включает в себя ситуацию, когда группа городов (кластер) должна быть посещена непрерывно в некотором порядке. Порядок обусловлен требованиями к процессу складирования. Необходимо найти оптимальный порядок внутри каждого кластера и оптимальный порядок среди кластеров. Обсуждаются два типа процедур оптимизации: «целочисленное линейное программирование» и «метод ветвей и границ».

В статье [93] предложен кластерный алгоритм решения задачи коммивояжера. Он базируется на алгоритма Кристофидеса, обеспечивающего поиск приближённых решений задачи коммивояжёра для случаев, когда расстояния образуют метрическое пространство.

Алгоритм Кристофидеса включает следующие шаги:

1. Создание минимального остовного дерева (Minimum Spanning Tree, MST).
2. Нахождение вершин нечетной степени.
3. Построение минимального паросочетания.
4. Объединение MST и паросочетания.
5. Нахождение эйлера цикла в мультиграфе.
6. Преобразование эйлера цикла в гамильтонов цикл.

Этот алгоритм является аппроксимационным и гарантирует, что решения находятся в пределах $3/2$ от длины оптимального решения.

В [94] рассматривается многоагентная задача коммивояжера – задача построения многоагентных маршрутов в сети потребителей, региональных баз и центральной базы. Излагается метод иерархической кластеризации применительно к задаче маршрутизации в сложных сетях транспортных сетей с временными окнами для проведения погрузочных и разгрузочных работ. Приводится обзор литературы, показывающий перспективность применения методов кластеризации для снижения размерности задачи и использования метаэвристик для TSP (Traveling Salesman Problem) с временными окнами. Лимитируется время обхода агентом-коммивояжером каждого кластера. Для реализации алгоритмов маршрутизации ТС предлагается использовать алгоритм муравьиной колонии.

Кластеризация (от англ. cluster - скопление) – это процесс разбиения множества объектов на «похожие» группы, называемые кластерами, на основе каких-либо их свойств [95], в частности, на основе их географического расположения. Основными методами измерения сходства двух кластеров являются: методы: одиночной привязки, полного сцепления, центроидной связи и средней связи. Для каждой пары объектов измеряется «расстояние» между ними – степень «похожести». При этом существует много метрик, выбор которых существенно влияет на качество кластеризации, причем использование разных мер может приводить к существенно различным результатам

кластеризации [96]. Наряду со степенным, манхэттенским и чебышевским расстояниями, наиболее распространенным является Евклидово расстояние.

На сегодняшний день существует большое количество методов кластеризации данных, использующих различные меры и метрики [97, 98]: методы секционирования, иерархические методы, методы на основе расстояний, плотностей и спектров, а также на основе интеллектуальных вычислений. Методы кластеризации условно разбивают на автоматические и интерактивные; использующие априорную информацию или универсальные, которые не используют априорную информацию (о компактности, однородности и др.). Для двумерных данных различают такие методы кластеризации, как кластеризация на основе прототипов или кластеризация по центру, кластеризация на основе графов и кластеризация на основе плотности. В качестве критерия сравнения алгоритмов кластеризации, как правило, используют точность и скорость выполнения.

Одним из самых популярных и наиболее востребованных методов кластеризации является метод К-средних (K-means) [99, 100], изобретенный в 1950-х годах. Опишем базовый итеративный алгоритм данного метода. Сначала интуитивно (случайно или эвристически) разбивает множество объектов на заранее заданное число кластеров и произвольно задает центры каждому кластеру. Затем происходит пересчет центров кластеров с целью минимизации суммарного квадратичного отклонения объектов кластеров от их центров. Далее объекты заново перераспределяются по кластерам и центры кластеров обновляются. Процесс продолжается до тех пор, пока центры кластеров не перестанут меняться. Алгоритм гарантированно сходится, но не обязательно приводит к оптимальному решению, поскольку зависит от начального множества кластеров.

3.4.3. Маршрутизации полета БПЛА как кластерная МЗК

Перейдем к рассмотрению *оптимальной маршрутизации полета* (ОМП) БПЛА с несколькими депо как кластерной МЗК.

Пусть множество зон V разбито на кластеры:

$$V = V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_n, \quad (3.24)$$

так что

$$V_i \neq \emptyset, V_i \cap V_j = \emptyset, i, j = \overline{1, n}, i \neq j, \quad (3.25)$$

причем каждый кластер включает одно депо и маршруты полета БПЛА, базирующихся в этом депо, локализованы только в этом кластере. Тогда исходная МЗК с несколькими депо естественным образом распадается на n МЗК с одним депо. Пространственная кластеризация патрулируемых зон (3.24), (3.25) позволяет выполнять их группировку исходя из соображений территориальной близости.

Обозначим через $G_k(V_k, E_k)$ подграф графа G , порожденный множеством вершин V_k ($k = \overline{1, n}$). Выделим в матрице стоимостей C подматрицу, соответствующую множеству вершин V_k : $C_k = \|c_{ij}\|$, где $i, j \in V_k$. Для каждого подграфа $G_k(V_k, E_k)$ с учетом матрицы стоимостей C_k можно решать МЗК с одним депо. Допустимые решения данной задачи описываются матрицей перелетов $X_k = \|x_{ij}\|$, где $i, j \in V_k$.

Положим, что для каждого кластера V_k ($k = \overline{1, n}$) определено депо $d_k \in V_k$ и $V'_k = V_k \setminus \{d_k\}$. Введем обозначения: N_k - число зон в кластере: $N_k = |V_k|$, $m_k \geq 1$ - число БПЛА, базирующихся в депо d_k . Очевидно, должны выполняться следующие соотношения:

$$\sum_{k=1}^n N_k = N, \quad \sum_{k=1}^n m_k = m.$$

Задачу ОМП БПЛА с кластеризацией патрулируемых зон в k -м кластере V_k сформулируем в виде следующей экстремальной задачи:

$$\sum_{\substack{i, j \in V_k \\ i \neq j}} c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min, \quad (3.26)$$

$$\sum_{i \in V'_k} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in V'_k, \quad (3.27)$$

$$\sum_{j \in V'_k} x_{ij} = 1, \forall i \in V'_k, \quad (3.28)$$

$$\sum_{i \in V'_k} x_{id_k} = m_k, \quad (3.29)$$

$$\sum_{j \in V'_k} x_{d_k j} = m_k, \quad (3.30)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in V'_k, \quad (3.31)$$

причем для устранения подмаршрутов данные соотношения следует дополнить условиями Миллера-Такера-Землина:

$$u_i - u_j + p x_{ij} \leq p - 1 \quad \forall i, j \in V'_k, i \neq j. \quad (3.3226)$$

Здесь u_i - дополнительная переменная, представляющая количество городов, которые продавец i еще не посетил, а p - максимальное число городов, которые может посетить продавец. В нашем случае $p = N - m_k$.

Возможны различные вариации в постановке и решении МЗК вида (3.26)–(3.33) с применением концепции геопространственной кластеризации. Один из таких возможных вариантов представляет следующая алгоритмическая схема.

Множество патрулируемых зон V разбивается на n кластеров (3.24), (3.25). В каждом k -м кластере находится ближайшая к его центру зона $d_k \in V_k$, в которой размещается депо, обслуживающее данный кластер.

Исходя из размера k -го кластера и числа N_k входящих в него зон, задается число беспилотников m_k , призванных обслуживать данный кластер.

Для каждого k -го кластера ($k = \overline{1, n}$) решается задача целочисленного программирования (3.26)–(3.33).

Решение задачи кластеризации является неоднозначным и во многом определяется выбором алгоритма кластеризации. Для кластеризации геораспределенных данных кроме алгоритма K -средних могут быть использованы и другие алгоритмы (см. их обсуждение, например, в [101]). В частности, интерес представляют алгоритмы иерархической кластеризации - они имеют преимущество перед неиерархическими методами, заключающееся

в том, что количество кластеров не нужно определять заранее, оно может быть увеличено или уменьшено простым перемещением вверх и вниз по дереву иерархии. Здесь следует отметить алгоритм (BIRCH, англ. Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies), позволяющий пользователю указать либо желаемое число кластеров, либо желаемый порог диаметра кластеров [97].

3.4.4. Пример оптимальной маршрутизации полета БПЛА при патрулировании островов архипелага Чыонгша

Приведем модельный пример, демонстрирующий эффективность предлагаемого решения задачи ОМП БПЛА при воздушном патрулировании территории произвольной конфигурации как кластерной МЗК.



Рис. 3.5. Архипелаг Чыонгша

Решается задача оптимальной маршрутизации полета беспилотников при патрулировании островов архипелага Чыонгша. Географическое расположение островов показано на рис. 3.5.

Чыонгша (англ. – Spratly) - архипелаг в Южно-Китайском море. Несмотря на крошечные размеры, острова архипелага имеют важное значение стратегическое значение в регионе. Кроме того, исследования говорят о наличии здесь значительного количества нефти и газа. Территория островов оспаривается шестью государствами: Вьетнамом, Китаем, Тайванем, Малайзией, Филиппинами и Брунеем.

Полагаем, что на патрулируемой территории архипелага имеются $N = 21$ зон патрулирования, соответствующих 21 островам, на которые Вьетнам заявляет свой суверенитет. Координаты островов представлены в табл. 3.2. Взаимное положение патрулируемых зон показано на рис. 3.6.

Таблица 3.1

Координаты патрулируемых зон

№	Название острова	Международное название	Долгота	Широта
1	Ан Банг	Amboyna Cay	7°52'10"N	112°54'10"E
2	Нам Иет	Namyit Island	10°10'54"N	114°21'36"E
3	Шинь Тон	Sin Cowe Island	9°53'0"N	114°19'0"E
4	Шинь Тон Донг	Grierson Reef	9°54'18"N	114°33'42"E
5	Шон Ка	Sand Cay	10°22'36"N	114°28'42"E
6	Чыонг Ша	Spratly Island	8°38'30"N	111°55'55"E
7	Шонг Ты Таи	Southwest Cay	11°25'46"N	114°19'54"E
8	Ко Лин	Collins Reef	9°46'13"N	114°15'25"E
9	Да Донг	East (London) Reef	8°49'42"N	112°35'48"E
10	Да Лат	Ladd Reef	8°40'42"N	111°40'12"E
11	Да Лен Дао	Lansdowne Reef	9°46'48"N	114°22'12"E
12	Да Лон	Discovery Great Reef	10°03'42"N	113°51'6"E
13	Да Нам	Discovery Great Reef	11°23'31"N	114°17'54"E
14	Да Нуи Тхи	Petley Reef	10°24'42"N	114°34'12"E
15	Да Нуи Ле	Cornwallis South Reef	8°42'36"N	114°11'6"E

16	Фан Винь	Pearson Reef	8°58'6"N	113°41'54"E
17	Да Таи	West (London) Reef	8°51'N	112°11'E
18	Да Тхуен Чай	Barque Canada Reef	8°10'N	113°18'E
19	Да Тиен Ны	Tennent Reef	8°51'18"N	114°39'18"E
20	Да Ток Тан	Alison Reef	8°48'42"N	113°59'0"E
21	Чьонг Ша Донг	Central (London) Reef	8°56'6"N	112°20'54"E

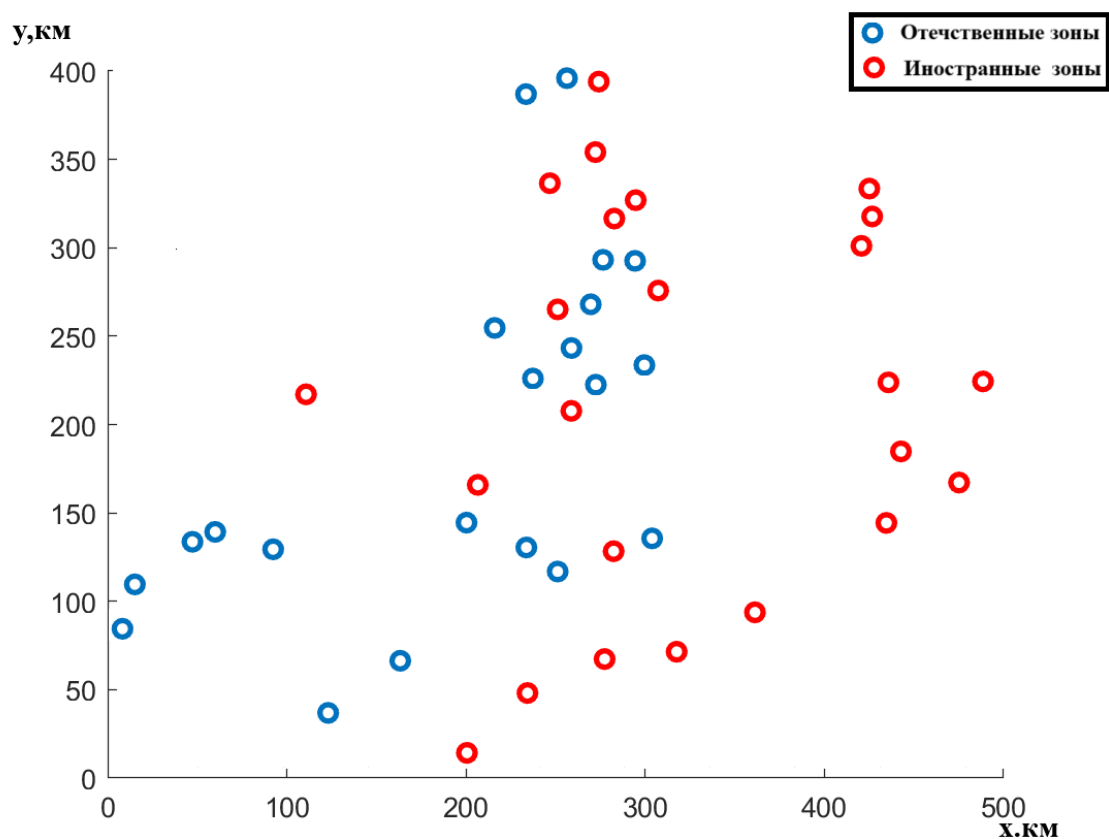


Рис. 3.6. Взаимное положение патрулируемых зон

Рассматривается евклидова кластерная МЗК, где в качестве метрики принято евклидово расстояние. Решение задачи маршрутизации выполнялось в среде программирования MATLAB. Для кластеризации методом K -средних используется функция `kmeans`. Решение задачи целочисленного программирования выполняется с помощью функции `intlinprog`.

В результате получено распределение патрулируемых зон по 3 кластерам. На рис. 3.7 представлены маршруты облета БПЛА этих зон.

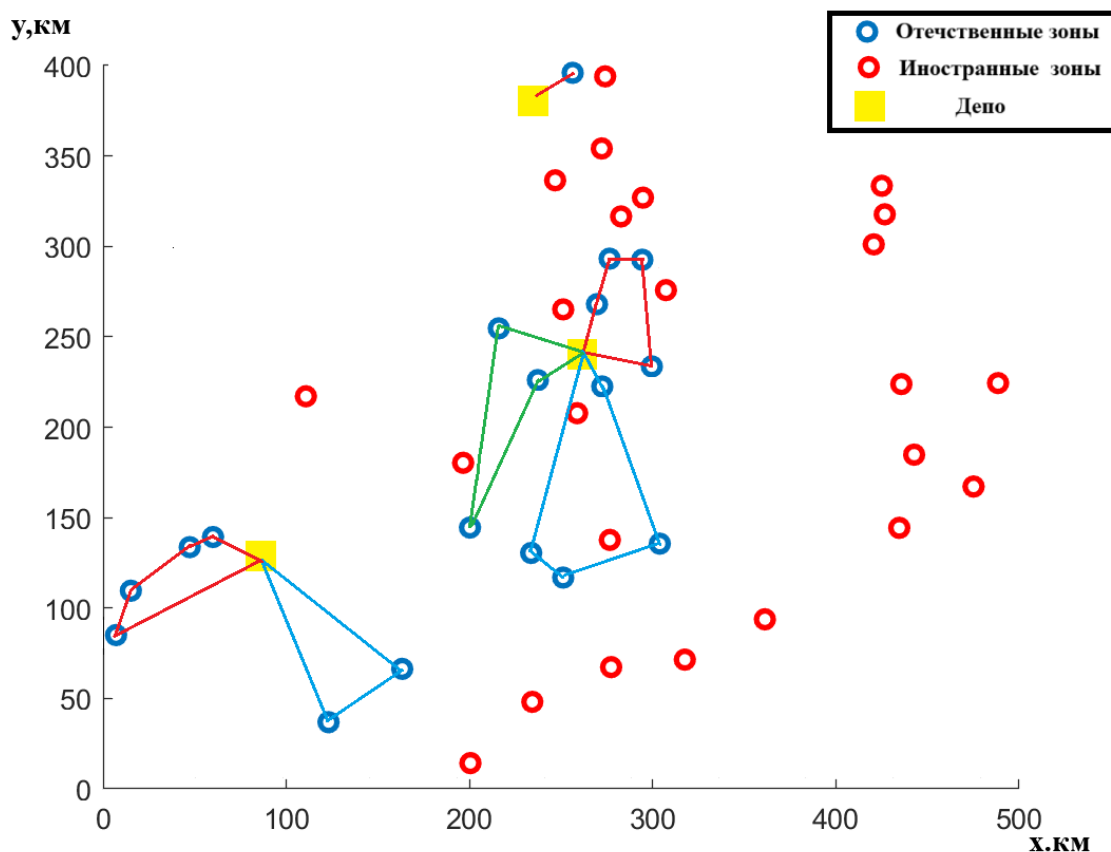


Рис. 3.7. Маршруты полетов БПЛА

Первый кластер включает один тур. Базирование депо осуществляется на острове Данам с координатами $11^{\circ}23'31''\text{N}$, $114^{\circ}17'54''\text{E}$. Общая протяжённость маршрута составляет 11,06 км.

Во втором кластере представлено три тура. Депо расположено на острове Шинь Тон с координатам $9^{\circ}53'0''\text{N}$, $114^{\circ}19'0''\text{E}$. Протяженности маршрутов составляют 152,81 км, 312,7 км и 299,75 км соответственно.

Третий кластер включает под два тура. Депо базируется на острове Да Донг с координатами $8^{\circ}49'42''\text{N}$, $112^{\circ}35'48''\text{E}$. Протяженность маршрутов полёта - 218,72 и 273,89 км.

Максимальная протяженность маршрутов при облете всех выделенных зон патрулирования равна $L = 312,7$ км.

Вывод по главе 3

Рассматривается проблематика оптимальной маршрутизации полета БПЛА при групповом патрулировании территорий большой протяженности. Анализируется современное состояние данной области исследований.

Дана постановка и математическая формализация задачи маршрутизации полета группы БПЛА как множественной задачи коммивояжера (MTSP). В качестве критерия эффективности плана полетов выбрано максимальное значение времени выполнения заданий. Задача минимизации этого критерия относится к классу NP-трудных задач комбинаторной оптимизации. Обсуждаются особенности данной задачи для случаев единственного и нескольких депо. Для устранения подмаршрутов, не проходящих через депо, предлагается использовать подход Миллера–Такера–Землина.

Предложен метод решения MTSP с одним депо посредством ее сведения к задаче целочисленного линейного программирования. Предлагаемый алгоритм решения задачи основан на методологии ГА.

Рассмотрена задача маршрутизации для территории общего вида. Предлагается двухэтапный метод ее решения: на первом этапе осуществляется геопространственная кластеризация множества всех патрулируемых зон, а на втором этапе для каждого кластера осуществляется выбор одного депо и решается соответствующая MTSP с единственным депо. Излагается алгоритмическая схема пространственной кластеризации на основе метода K-средних, минимизирующая суммарное отклонение точек кластеров от их центров.

Приводится модельный пример маршрутизации полета БПЛА при патрулировании островов архипелага Чьюнг Ша как кластерной MTSP.

Глава 4. Детекция и классификация надводных объектов по данным видеонаблюдения

4.1. Задача детекции и распознавания надводных объектов по данным видеонаблюдения с борта БПЛА

Детекция надводных объектов, таких как корабли, лодки и судна, является важной задачей в области морской навигации, патрулирования, безопасности и мониторинга средствами БПЛА. Однако в условиях плохой видимости, таких как туман, дождь, снег или ночное время, традиционные методы детекции становятся менее эффективными. Это связано с искажением визуальных данных, что затрудняет выделение характерных признаков объектов.

В условиях тумана, дождя или снега изображения теряют контрастность, что происходит из-за рассеяния света на частицах воды или льда в атмосфере. В результате объекты на изображении становятся менее различимыми, а их границы - размытыми. Например, корабль на фоне тумана может сливаться с окружающей средой, что затрудняет его обнаружение. Плохая видимость часто сопровождается увеличением уровня шума на изображениях, что может быть вызвано атмосферными явлениями (например, дождь или снег) или техническими ограничениями камер (например, низкая чувствительность в условиях слабого освещения). Шум маскирует важные детали изображения, такие как текстуры и контуры объектов. Кроме того, в условиях тумана или дымки цвета объектов могут искажаться. Например, белый туман может придать изображению голубоватый оттенок, что затрудняет идентификацию объектов по их цветовым характеристикам.

В ночное время визуальные камеры, работающие в видимом спектре, не могут захватывать достаточное количество информации из-за отсутствия естественного освещения. В таких условиях изображения становятся темными и малоконтрастными, что делает невозможным использование традиционных

методов обработки изображений. При сильном тумане или дымке видимость может снижаться до нескольких метров, и даже мощные камеры не способны захватывать четкие изображения объектов, находящихся на значительном расстоянии. Многие системы детекции объектов используют камеры, которые не адаптированы для работы в экстремальных условиях. Например, камеры с низкой чувствительностью или ограниченным динамическим диапазоном не способны захватывать детали в условиях плохой видимости.

При недостаточной видимости системы детекции могут ошибочно идентифицировать шум или артефакты изображения как объекты. Например, волны на воде или блики от солнца могут быть ошибочно приняты за надводные объекты. Из-за искажения изображений и снижения контрастности системы детекции могут пропускать реальные объекты. Например, небольшой корабль на фоне тумана может остаться незамеченным, если его контуры недостаточно четкие. При плохой видимости характерные признаки объектов, такие как форма, размер и текстура, могут быть искажены, что затрудняет их выделение и классификацию. Например, текстура корпуса корабля может быть скрыта из-за шума или размытия.

Погодные условия могут быстро меняться, что требует адаптации алгоритмов детекции в реальном времени. Например, внезапный туман или дождь могут значительно ухудшить качество изображений. Водная поверхность создает дополнительные сложности из-за отражений и бликов. Например, блики от солнца или искусственных источников света могут маскировать объекты или создавать ложные цели. Волны на воде могут создавать шум на изображениях, что затрудняет детекцию объектов. Кроме того, движение воды может исказить форму и положение объектов.

Проблемы детекции надводных объектов в условиях плохой видимости связаны с искажением изображений, ограниченностью визуальных данных и сложностью выделения характерных признаков объектов. Эти проблемы требуют применения специализированных методов обработки изображений и

машинного обучения, которые способны работать с зашумленными и малоконтрастными данными.

Итак, традиционные методы обработки изображений играют важную роль в задачах детекции объектов, но проблематично их применение в условиях плохой видимости. Обсудим известные результаты исследований в этом направлении.

В работе [102] адаптивная гистограммная эквализация (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization - CLAHE) используется для повышения контрастности изображений, что облегчает выделение объектов. Этот метод особенно эффективен для работы с изображениями, искаженными туманом или дымкой.

Для удаления шума и выделения деталей применяется фильтрация, в частности - медианный фильтр или фильтр Габора [103]. Он эффективно устраняет шум, сохраняя при этом границы объектов.

Еще одно инструментальное средство обработки изображений - вейвлет-преобразование. Оно позволяет выделить важные частотные компоненты, что особенно полезно при работе с зашумленными данными. Вейвлеты обеспечивают многомасштабный анализ, что помогает выделять как глобальные, так и локальные особенности изображения [104].

Для детекции объектов на изображениях традиционно применяются методы, основанные на выделении границ и текстур. В работе [105] детектор Канни используется для выделения контуров объектов и эффективен для работы с изображениями, где объекты имеют четкие границы. Локальные бинарные шаблоны применяются для анализа текстур и классификации объектов [106]. Однако плохая видимость изменяет ситуацию - традиционные методы обработки изображений могут быть полезными, однако требуют доработки или комбинирования с более современными подходами для работы в сложных условиях видеонаблюдения.

Среди, классических методов машинного обучения отметим машину опорных векторов (Support Vector Machines, SVM) [107] и случайный лес

(Random Forest) [108]. SVM эффективен для классификации объектов на основе извлеченных признаков, особенно когда объем данных ограничен. Случайный лес, в свою очередь, устойчив к переобучению и хорошо работает с зашумленными данными.

Наибольший интерес для проблематики детекции объектов представляют методы глубокого обучения. Они позволяют автоматически извлекать информативные признаки из обучающих данных, что делает их более устойчивыми к искажениям и шуму, характерным для сложных условий видеонаблюдения.

В области обработки изображений весьма перспективно использование сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN). Архитектуры, такие как YOLO (You Only Look Once) и Faster R-CNN, позволяют детектировать объекты с высокой точностью даже в условиях плохой видимости. YOLO обеспечивает высокую скорость обработки изображений, что делает данный алгоритм пригодным для работы в реальном времени, а Faster R-CNN демонстрирует высокую точность, объединяя предложения регионов и извлечение признаков CNN в один шаг.

Еще одним перспективным направлением развития архитектур глубокого обучения являются генеративно-состязательные сети (Generative Adversarial Networks, GAN). GAN используются для улучшения качества изображений, например, для удаления тумана или шума [109]. Генератор в таких сетях создает улучшенные изображения, а дискриминатор оценивает их качество, что позволяет достичь реалистичного восстановления деталей. Это особенно полезно для подготовки данных перед их обработкой классическими методами детекции.

Однако методы машинного обучения требуют больших объемов размеченных данных для обучения, что может быть проблематичным для обработки изображений, когда видимость слишком плохая или сбор данных затруднен. Кроме того, такие методы могут быть вычислительно затратными, что ограничивает их применение в системах реального времени.

В последние годы было проведено множество исследований, направленных на улучшение методов детекции надводных объектов в условиях плохой видимости. Эти исследования охватывают как традиционные подходы, так и современные методы машинного обучения. В работе [26] предложен метод детекции кораблей на основе CNN с использованием радиолокационных данных. Этот подход сочетает преимущества визуальных и радиолокационных данных, что позволяет достичь высокой точности детекции даже в условиях тумана или дождя. Авторы использовали архитектуру Faster R-CNN для обработки радиолокационных изображений на фоне шума и искажений.

Работа [27] посвящена обработке изображений в условиях тумана с использованием глубокого обучения. Авторы предложили метод на основе генеративно-сопоставительных сетей (Generative Adversarial Networks, GAN), который позволяет восстанавливать четкость изображений, удаляя туман и шум. Этот подход был успешно применен для подготовки данных перед их обработкой классическими методами детекции, что значительно повысило точность обнаружения объектов.

В работе [28] представлена архитектура YOLOv4 - она демонстрирует высокую скорость и точность детекции объектов в реальном времени. Авторы адаптировали эту архитектуру для работы с изображениями надводных объектов, что позволило эффективно детектировать корабли и лодки даже в условиях недостаточной видимости. YOLOv4 использует современные методы оптимизации, такие как CSPDarknet53 в качестве backbone-сети, что делает его одним из самых быстрых и точных алгоритмов для задач детекции.

В работе [110] рассматривается вопрос применения вейвлет-преобразования для улучшения качества изображений в условиях плохой видимости. Авторы предложили метод многомасштабного анализа, который позволяет выделять важные детали изображения, что облегчает последующую детекцию объектов. Этот подход был успешно применен для обработки изображений, полученных в условиях тумана и дождя.

Вышеприведенные работы показывают, что комбинирование традиционных методов с современными подходами машинного обучения позволяет достичь высокой точности и надежности в задачах детекции надводных объектов.

4.2. Вейвлет-технологии детекции и распознавания объектов видеонаблюдения условиях плохой видимости

4.2.1. Дискретное вейвлет-преобразование

Дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) является одним из ключевых методов обработки и анализа изображений. Оно позволяет разложить изображение на различные частотные компоненты, что делает его полезным для задач сжатия изображений, удаления шума, выделения особенностей и многого другого. В отличие от преобразования Фурье [111], которое предоставляет информацию только о частотных компонентах сигнала, ДВП также учитывает пространственную локализацию сигнала, что особенно важно для анализа таких сигналов, так как изображения [29, 30].

Дискретное вейвлет-преобразование было впервые введено в конце 1980-х годов как развитие непрерывного вейвлет-преобразования. Его основная идея заключается в использовании базисных функций (вейвлетов), которые локализованы как во временной, так и в частотной областях. Вейвлеты позволяют анализировать сигналы на разных масштабах, что делает их особенно полезными для обработки изображений, где важны как глобальные, так и локальные их особенности [112].

Среди известных вейвлетов выделим вейвлет Хаара и Добеши. Вейвлет Хаара, предложенный в 1909 г., является простейшим примером вейвлета и часто используется для обучения основам ДВП [113]. Вейвлеты Добеши, разработанные И. Добеши в 1988 г., представляют собой семейство ортогональных вейвлетов, которые широко применяются в области обработки сигналов и изображений благодаря своим свойствам гладкости и компактности [114].

Дискретное вейвлет-преобразование одномерного сигнала $f(x)$ может быть выражено через масштабирующую функцию $\phi(x)$ и вейвлет-функцию $\psi(x)$:

$$f(x) = \sum_k c_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(x) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(x),$$

где $c_{j_0,k}$ - коэффициенты аппроксимации, а $d_{j,k}$ - коэффициенты детализации. Индексы j и k обозначают масштаб и сдвиг соответственно.

Масштабирующая функция $\phi(x)$ используется для аппроксимации сигнала. Она удовлетворяет условию:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(x) dx = 1.$$

Масштабирующая функция связана с вейвлет-функцией через масштабирующее уравнение:

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2x - k), \quad \psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2x - k),$$

где h_k и g_k - соответствующие фильтры.

Вейвлет-функция в дискретном вейвлет-преобразовании принимает вид:

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k).$$

ДВП сигнала $f(x)$ выражается через коэффициенты аппроксимации $c_{j,k}$ и детализации $d_{j,k}$:

$$c_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \phi_{j,k}(x) dx, \quad d_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{j,k}(x) dx,$$

где $\phi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \phi(2^j x - k)$ - масштабирующая и сдвинутая масштабирующая функции, j, k - это целые числа.

Вейвлет Хаара является простейшим примером вейвлета и определяется как

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.5, \\ -1, & 0.5 \leq x < 1, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Масштабирующая функция Хаара:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.5, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Фильтры Хаара:

$$h = \left[\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right], \quad g = \left[\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}} \right].$$

Хотя вейвлет Хаара прост в реализации, он имеет недостатки, такие как отсутствие гладкости, что ограничивает его применение в некоторых задачах [115].

Вейвлеты Добеши представляют собой семейство ортогональных вейвлетов, которые обладают компактным носителем и высокой степенью гладкости. Они определяются через свои фильтры h_k и g_k , которые используются для вычисления коэффициентов ДВП. Эти фильтры h_k и g_k удовлетворяют условиям:

$$\sum_k h_k h_{k+2m} = \delta_{m,0}; \quad g_k = (-1)^k h_{1-k}.$$

Например, вейвлет Добеши 4-го порядка (Db4) имеет четыре коэффициента для масштабирующей функции и четыре - для вейвлет-функции [19]:

$$h = [h_0, h_1, h_2, h_3] = \left[\frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \right];$$

$$g = [g_0, g_1, g_2, g_3] = [h_3, -h_2, h_1, -h_0].$$

4.2.2. Обработка изображений посредством двумерного дискретного вейвлет-преобразования

Поскольку растровое изображения является двумерным дискретным сигналом, то к нему применимы двумерные дискретные вейвлет-преобразования (2D DWT). 2D вейвлеты широко применяются в области обработки растровых изображений, включая задачи фильтрации, реставрации и идентификации изображений [29, 30].

2D DWT получается в результате применения одномерного преобразования последовательно к строкам и столбцам изображения. Для изображения размером $M \times N$ пикселей ДВП дает четыре не перекрывающихся поддиапазонов с разным разрешением: аппроксимация (LL), горизонтальные

(LH), вертикальные (HL) и диагональные детали (HH). Это разложение может быть повторено для поддиапазонов LL, что позволяет получить многомасштабное представление изображения [110]. Поддиапазон LL представляет более грубое приближение исходного изображения, охватывая его низкочастотные компоненты. Поддиапазоны HL, LH и HH в совокупности охватывают высокочастотные элементы изображения: поддиапазоны LH и HL, регистрируя изменения по горизонтальной и вертикальной осям соответственно, а поддиапазон HH отображает изменения изображения по диагонали. Для двумерного случая применяется раздельное преобразование по строкам и столбцам.

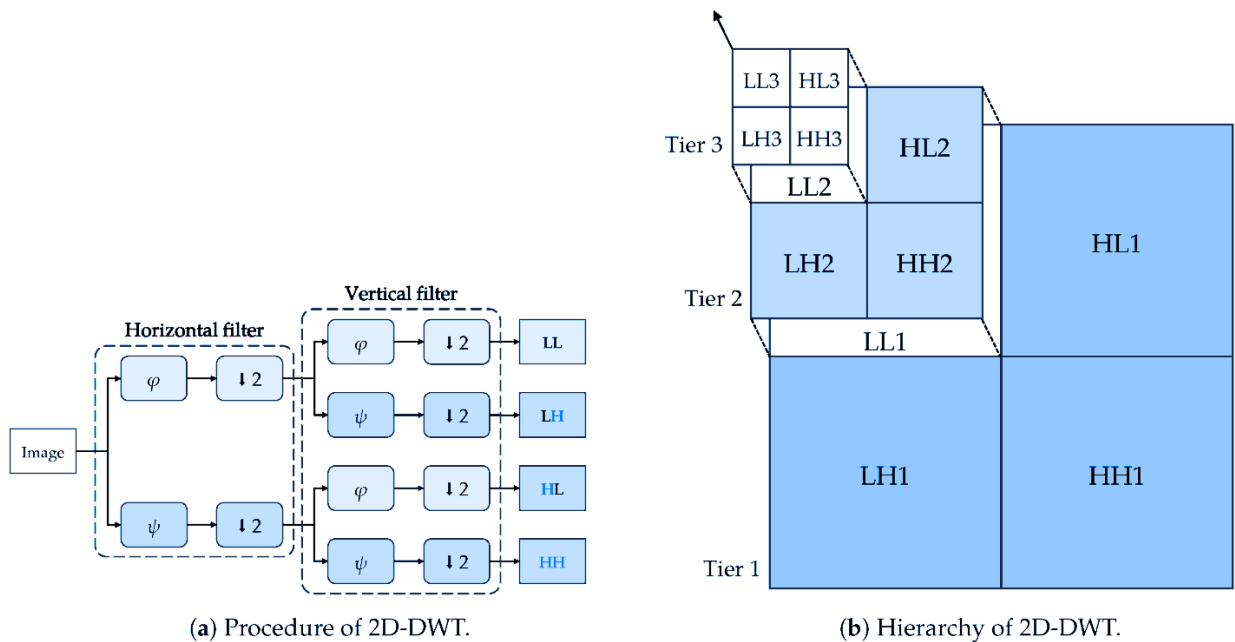


Рис. 4.1. Принцип двумерного дискретного вейвлет-преобразования

Пусть $f(x, y)$ - двумерное изображение. Тогда его можно разложить следующим образом:

$$f(x, y) = \sum_{k,l} c_{j_0,k,l} \phi_{j_0,k}(x) \phi_{j_0,l}(y) + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k,l} d_{j,k,l}^i \psi_{j,k}^i(x, y),$$

где $\psi_{j,k}^i(x, y)$ - двумерные вейвлеты, соответствующие горизонтальным, вертикальным и диагональным деталям изображения. Данное разложение иллюстрирует рис. 4.1.

Посредством вейвлетов решают задачу подавления шумовой части сигнала без ухудшений его качества с последующим восстановлением исходной формы сигнала. В этих вейвлет-технологиях находят применение вейвлеты Хаара. Вейвлеты с базисом Хаара используются и в настоящей работе.

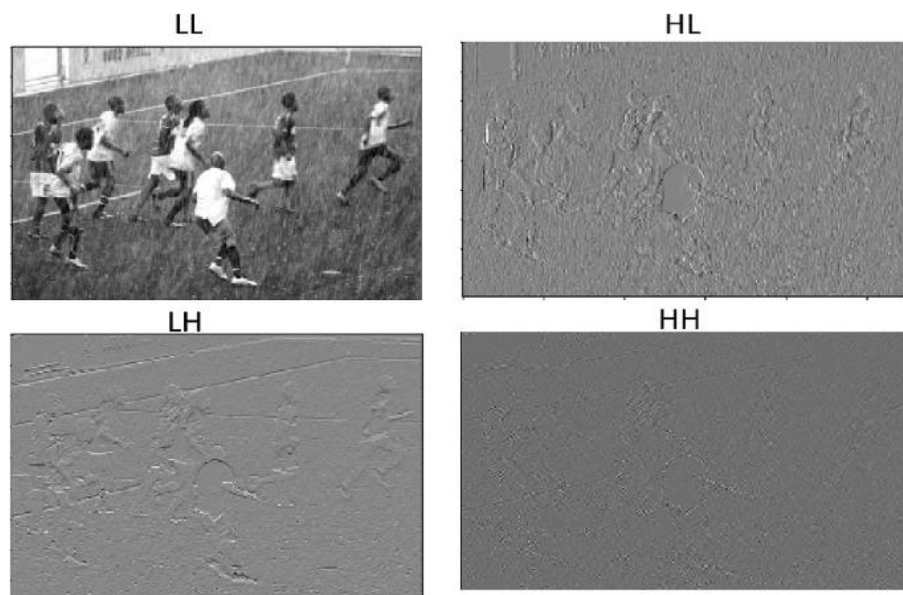


Рис. 4.2. Результат вейвлет-преобразования изображения

Вейвлет-преобразование изображения с применением вейвлетов с базисом Хаара иллюстрирует рис. 4.2.

4.2.3. Вейвлеты и сверточные нейронные сети

Развитие методов вейвлет-анализа изображений и CNN закономерно проводят к идее их интеграции. Здесь возможны два подхода.

В первом подходе обработка изображения является двухэтапной: сначала исходное изображение подвергается вейвлет-преобразованию и затем действует сеть CNN [31]. После завершения вейвлет-преобразования данные проходят через сверточный слой. Этот слой специально разработан для обработки увеличенного количества входных каналов – их число в четыре раза больше исходного. Это позволяет нейронной сети анализировать вейвлет-коэффициенты из различных поддиапазонов, используя низкочастотную и высокочастотную информацию как в горизонтальном, так и в вертикальном направлениях изображения и для разных расстояний и углов наблюдения. В

результате сеть способна обнаруживать детали изображения в разных масштабах, от мелких деталей до общей структуры объекта.

Описанный двухэтапный алгоритм обработки изображений отражает схема на рис. 4.4.

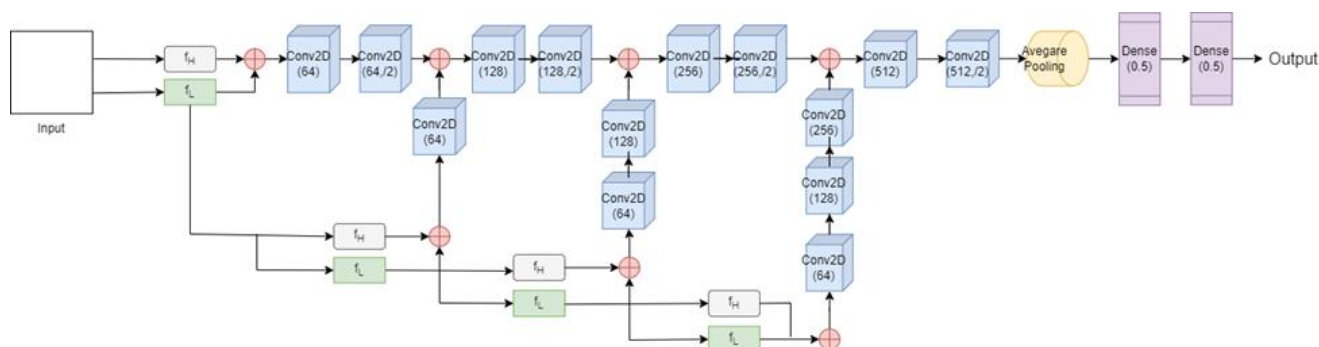


Рис. 4.4. CNN с 4-уровневой фильтрацией входного изображения

CNN обрабатывает исходное изображение через слои свертки с ядрами 3×3 . В представленной блок-схеме натуральное число в скобках (после) Conv2D обозначает количество выходных каналов. Слой пулинга используется для уменьшения размера карт признаков. Кроме того, исходное изображение разлагается посредством кратномасштабного анализа, а разложенные изображения объединяются по каналам. Выходные данные слоев свертки векторизуются путем глобального среднего пула (Average Pooling), за которым следуют полносвязные слои (Dense).

В нашей работе анализировались два типа моделей НС для обработки видеоизображений: в первой модели применялась CNN без вейвлетов, во второй модели использовалась CNN с вейвлет-преобразованием. Использовались вейвлеты с базисом Хаара.

Для проведения машинного обучения с применением компьютерного зрения разработан датасет: он включает 2 класса объектов – с наличием и отсутствием судна на изображении (Ship и No-Ship) и содержит 4000 изображений, в том числе 70% для этапа обучения, 20% для этапа валидации, а остальные - для тестирования. Формат изображений 80×80 пикселя с тремя каналами RGB (красный, зеленый, синий). Процесс обучения - 40 эпох.

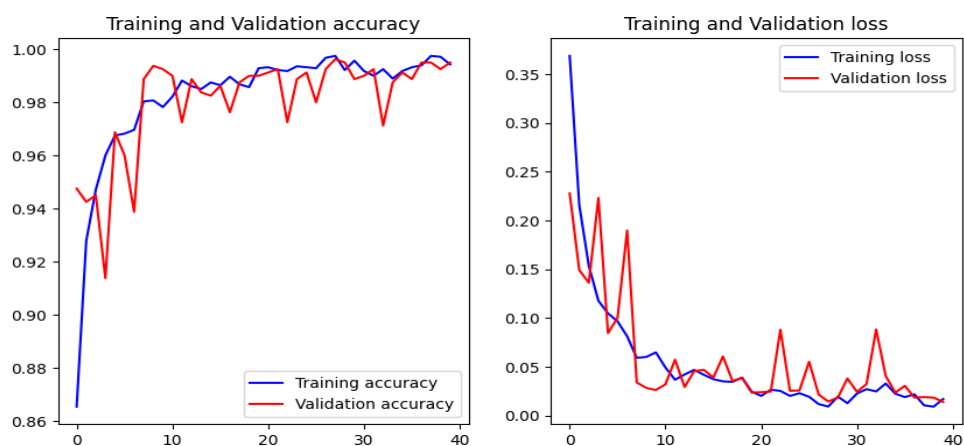


Рис. 4.5. Точность, потери и валидации модели без применения вейвлет-преобразования

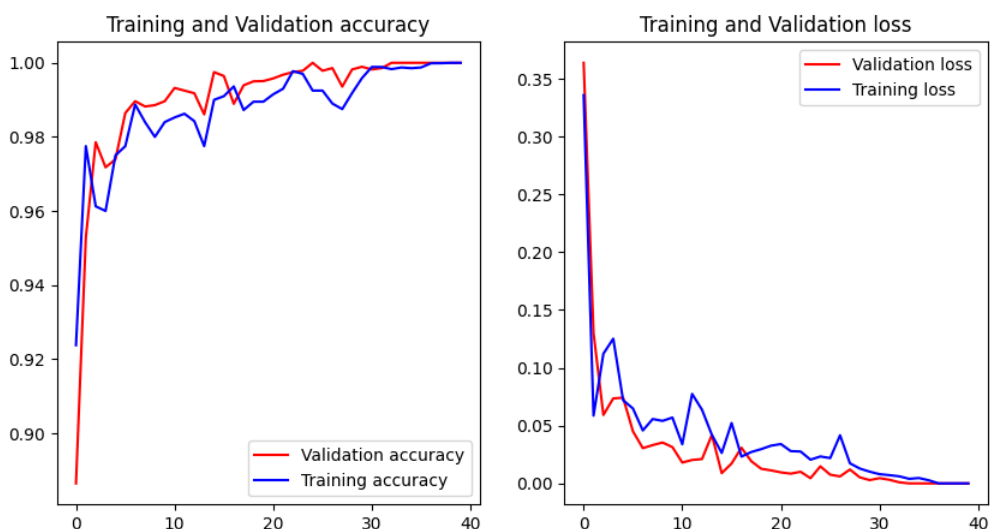


Рис. 4.6. Точность, потери и валидации модели с применением вейвлет-преобразования

Рис. 4.5 и 4.6 иллюстрируют результаты вычислительных экспериментов в задаче обнаружения судна по данным видеонаблюдения – представлены точность и потери модели: данные на рис. 4.5 - без использования вейвлет-преобразования, данные на рис. 4.6 - с вейвлет-преобразованием. Как видно, для первой модели точность и валидация не достигают 100% и функция потерь не приближается к нулю. При обучении на новых данных сеть начинает обучаться паттернам, которые не характерны для обучающих данных.

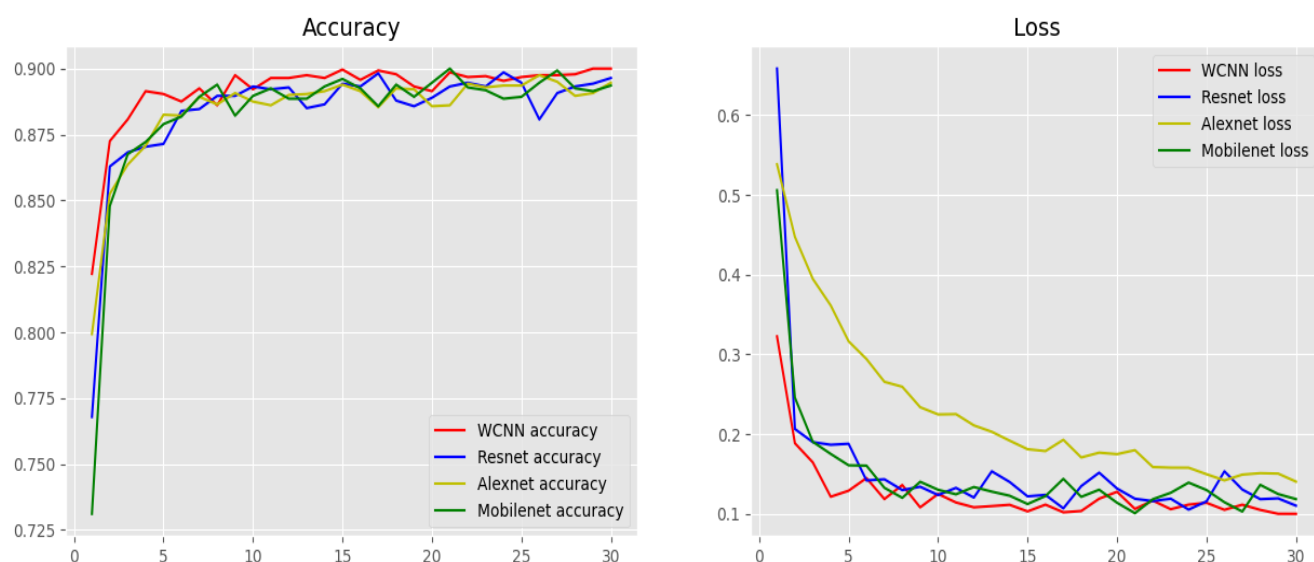


Рис. 4.7. Точность и потери различных моделей

На рис. 4.7 представлены результаты обучения 4 моделей НС: ResNet50 [116], AlexNet [117], MobileNetV2 [118] и модели НС с вейвлет-преобразованием (архитектура на рис. 4.4), т.е. точность и потери при обнаружения судов на основе предыдущего набора данных. Обучение проводилось в течение 30 эпох.

Левый график на рис. 4.7 иллюстрирует точность четырех моделей по эпохам обучения. Все модели демонстрируют тенденцию к высокой точности, при этом модель с вейвлет-преобразованием достигает самых высоких показателей.

На правом графике рис. 4.7 показаны потери для тех же моделей в процессе обучения. Уменьшение функции потерь указывает на улучшение работы модели, и здесь модель с вейвлет-преобразованием снова показывает лучшие результаты, продемонстрировав более значительное снижение потерь по сравнению с AlexNet и Mobilenet.

Таблица 4.1

	Точность валидации	Потери валидации	Точность тестирования	Потери тестирования
ResNet50	0.8925	0.1296	0.8875	0.2077
AlexNet	0.8937	0.1389	0.8900	0.1469

MobileNet V2	0.8150	0.2679	0.7349	0.3223
CNN с вейвлет-преобразованием	0.8937	0.1315	0.8925	0.1303

В табл. 4.1 представлены результаты анализа точности и потерь при проверке и тестировании алгоритмов обнаружения судов. Модель CNN с вейвлет-преобразованием после обучения демонстрирует более высокую точность обнаружения и меньшее количество ложных срабатываний.

Второй подход интегрирует вейвлеты в саму структуру сети [32]. Его представляют вейвлет-нейронные сети (Wavelet Neural Networks, WNN), у которых в качестве функции активации используются вейвлеты. В данной архитектуре скрытый слой использует материнскую вейвлет-функцию (mother wavelet), которая представляет временно-частотную локализацию сигналов. Такая организация позволяет более эффективно анализировать сигналы, содержащие высокое разнообразие частотных компонент.

По сравнению с традиционными нейросетями с функциями активации, такими как Sigmoid или ReLU, WNN лучше справляются с локальными особенностями данных благодаря свойствам временно-частотной локализации, которыми обладают вейвлеты [119]. Этот тип нейронных сетей обладает хорошими показателями скорости и качества обучения и получает все более широкое распространение.

В работе [120] предлагается вейвлет-сверточная нейронная сеть, где вейвлеты применяются в качестве функции активации в CNN.

4.2.4. Алгоритмы обнаружения объектов YOLO

Свёрточные нейронные сети (НС) применяются для обнаружения объектов на изображениях. Существующие архитектуры таких НС можно разделить на две категории: одноэтапные (one-stage) и двухэтапные (two-stage).

В двухэтапных нейросетевых алгоритмах на первом этапе осуществляется поиск подозрительных зон на изображении, которые могут содержать интересующие нас объекты, а на втором этапе выполняется

классификация зон, найденных на первом этапе. Среди двухэтапных алгоритмов детектирования объектов на изображении наиболее известны Fast-RCNN и Faster-RCNN.

Одноэтапные нейросетевые алгоритмы детектирования объектов на изображении сразу нацелены на обнаружение объектов и отличаются простотой и высокой скоростью работы. К алгоритмам данного вида относится YOLO. Самое большое преимущество модели YOLO отражено в ее названии - You Only Look Once. Основная идея YOLO заключается в том, что на входное изображение наносится сетка с фиксированным размером ячеек и осуществляется предсказание ограничивающих рамок – якорей для всех объектов. Принцип работы нейронного алгоритма YOLO отражает рис. 4.8.

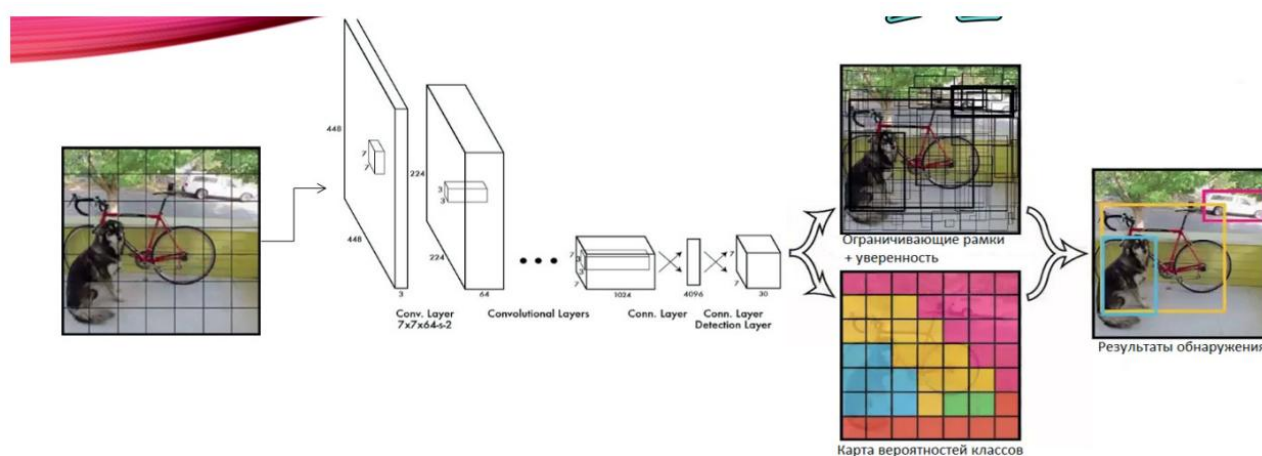


Рис. 4.8. Принцип работы нейронного алгоритма YOLO

Алгоритмы YOLO позволяют осуществлять детекцию объектов на изображении в реальном времени. Благодаря широкому диапазону доступных вариантов можно выбрать версию данного алгоритма, наиболее подходящую для решаемой задачи видеонаблюдения. Например, Tiny YOLO - это самый «компактный» вариант алгоритма YOLO, который может использоваться в одноплатном компьютере Raspberry Pi.

4.2.5. Механизм внимания

Механизм внимания (Attention Mechanism) широко используется в машинном обучении. Концепция внимания в контексте НС и глубокого обучения была представлена в статье Д. Богданова, К. Чо и Й. Бенджио в 2014 году [33, 34].

Изначально механизм внимания касался машинного перевода. Самый типичный пример его применения - индустриальные системы машинного перевода, такие как Google Translate.

Механизм внимания позволяет моделям обращать внимание на разные части входных данных с различной степенью важности. Его основная идея в компьютерном зрении состоит в том, чтобы научить систему фокусироваться на важной информации и игнорировать нерелевантную информацию.

Механизм внимания призван подсказывать сети не только куда смотреть, но также и улучшать представление того, на чем фокусируется внимание. В итоге из общей картины мы выделяем некоторые объекты, концентрируя свое внимание на них. При этом создается эффект размытия: интересующий нас объект оказывается в фокусе внимания, а окружающая его область становится размытой. Отметим, что внедрение механизмов внимания позволило добиться значительных успехов в компьютерном зрении.

4.2.6. Сверточные сети Wavelet-Attention

Сети CNN широко используются в задачах классификации изображений. Однако на эффективность их работы существенно влияют шумы, помехи, условия плохой видимости и другие негативные факторы. В этой связи интерес представляют сверточные сети Wavelet-Attention (WA-CNN), реализующие механизм внимания.

WA-CNN декомпозирует карты признаков на низкочастотные и высокочастотные компоненты. Низкочастотные компоненты хранят основную информацию, а высокочастотные - детали и шум.

Работа [35] представляет собой одну из первых попыток применения механизма внимания на основе вейвлет-преобразования к задачам классификации изображений. Авторы предлагают архитектуру нейронной сети, которая использует внимание на уровне отдельных частотных компонент сигнала, позволяя модели фокусироваться на наиболее значимых особенностях изображения. Работа [122] посвящена применению Wavelet Attention в области распознавания речи. Авторы предлагают архитектуру, которая комбинирует механизмы внимания и вейвлет-преобразования.

Структуру сети Wavelet Attention поясняет рис. 4.9. Она состоит из двух основных компонентов: модуля Wavelet Channel (WC) и модуля Wavelet Spatial (WS). Мы используем следующие обозначения: X является входом, который может быть либо исходным изображением, либо его отображением; X' обозначает выход WC, а X'' - выход WS.

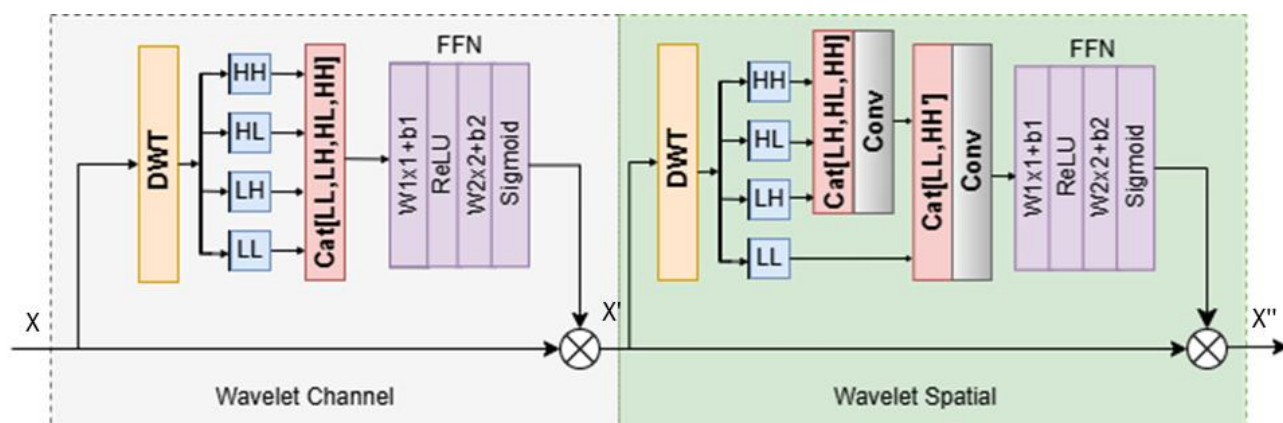


Рис. 4.9. Структура сети Wavelet Attention

Модуль WC принимает на вход трехмерный тензор размера $H \times W \times C$, где H , W - пространственные размеры (высота, ширина) карты признаков, а C - количество каналов (глубина признаков). Этот тензор представляет собой выход предыдущего слоя нейронной сети, содержащий признаки различного уровня абстракции. Сначала входной тензор подвергается дискретному вейвлет-преобразованию (DWT), что позволяет разложить его на четыре частотных поддиапазона - низкочастотный компонент LL (грубая структура) и

три высокочастотных компонента (LH, HL, HH) (детали, края, текстуры). В результате получаем 4 субполосы размером $H/2 \times W/2 \times C$.

Для каждого поддиапазона вычисляются пространственные статистики методом глобального суммирования. Получаем 4 вектора статистик размером $1 \times 1 \times C$, которые количественно характеризуют вклад каждого канала в разных частотных диапазонах и позволяют оценить важность различных частотных диапазонов.

Полученные статистики объединяются и обрабатываются двухслойной полносвязной сетью на основе FFN блока (Feed-Forward Network) с последовательным применением функции активации ReLU и Sigmoid, что позволяет модели автоматически определять важность каждого частотного канала.

Ключевое преимущество такого подхода заключается в явном учете частотных характеристик данных, что особенно важно для работы с низкокачественными изображениями, где традиционные методы часто теряют существенные детали.

Модуль WS расширяет возможности традиционных подходов за счет комбинированного анализа частотно-пространственных характеристик. После повторного вейвлет-разложения входного тензора, данный модуль формирует два композитных признака: высокочастотные поддиапазоны объединяются в общий признак HH', аккумулирующий информацию о границах и текстурах, тогда как низкочастотная компонента LL сохраняет глобальную структуру.

Оба типа признаков обрабатываются сверточными слоями, что позволяет модели выявлять пространственные зависимости между регионами изображения. Для формирования итоговой карты внимания используется механизм FFN как в WC.

Ключевое преимущество WS - явное использование частотной сепарации, что особенно эффективно для выделения малозаметных объектов в изображениях, где традиционные методы часто теряют детали из-за пулинговых операций. Результат работы модуля - пространственная маска,

которая избирательно усиливает значимые регионы без потери информации, характерной для strided-операций.

4.3. Предлагаемый алгоритм обработки видеоданных

Мы приняли алгоритм YOLOv8 в качестве основы, учитывая его высокие показатели по точности и скорости [123]. Его архитектуру представляет рис. 4.10.

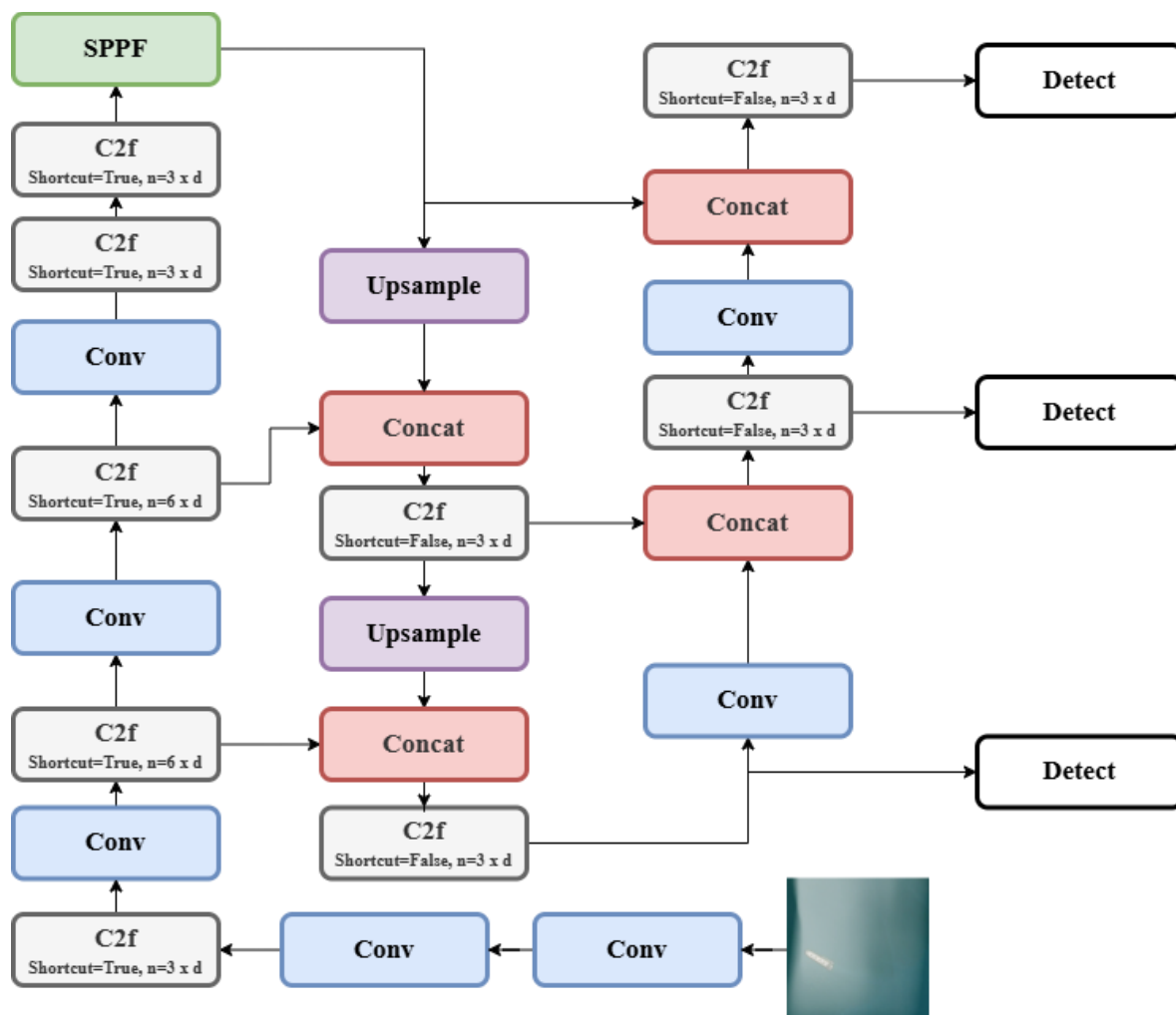


Рис. 4.10. Архитектура алгоритм YOLOv8

C2f (Cross Stage Partial Network - Faster) в этой архитектуре используется как важный компонент основы для эффективной обработки и извлечения признаков. В частности, C2f работает путем разделения входного потока на две ветви: одна ветвь проходит через серию блоков Bottleneck, повторяющихся n раз, где $n = 3 \times d$, для изучения сложных признаков, в то время как другая ветвь

проходит напрямую для сохранения исходной информации, после чего обе ветви объединяются.

В модели блоки C2f настроены с различными параметрами, такими как `shortcut = True/False` для управления короткими соединениями и `n` для определения количества повторений Bottleneck, что помогает сбалансировать сложность модели и способность извлечения признаков, одновременно оптимизируя скорость обработки по сравнению с традиционной версией CSP.

Блок SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast) в YOLOv8 играет важную роль в улучшении способности модели к обнаружению объектов. Он позволяет модели обрабатывать пространственные характеристики на разных масштабах, что помогает более эффективно обнаруживать объекты, особенно в ситуациях с разнообразными размерами объектов.

SPPF уменьшает размер входных данных, собирая информацию из различных областей изображения, не теряя при этом важные детали. Используя уровни пулинга, SPPF объединяет извлеченные характеристики разных размеров, создавая более обобщенный выход. Это не только улучшает точность обнаружения объектов, но и оптимизирует время и ресурсы вычислений, что делает YOLOv8 более эффективным.

Предлагаемую архитектуру CNN с вейвлет-преобразованием представляет блок-схема на рис. 4.11.

При этом мы заменили класс Conv на Wavelet Conv и добавили еще 3 модели Wavelet Attention, как показано на рис. 4.11. Wavelet-Conv - это модификационный модуль свёртки, который заменяет традиционные операции Conv на интеграцию дискретного вейвлет-преобразования и обычной свёртки без шага (`stride = 1`).

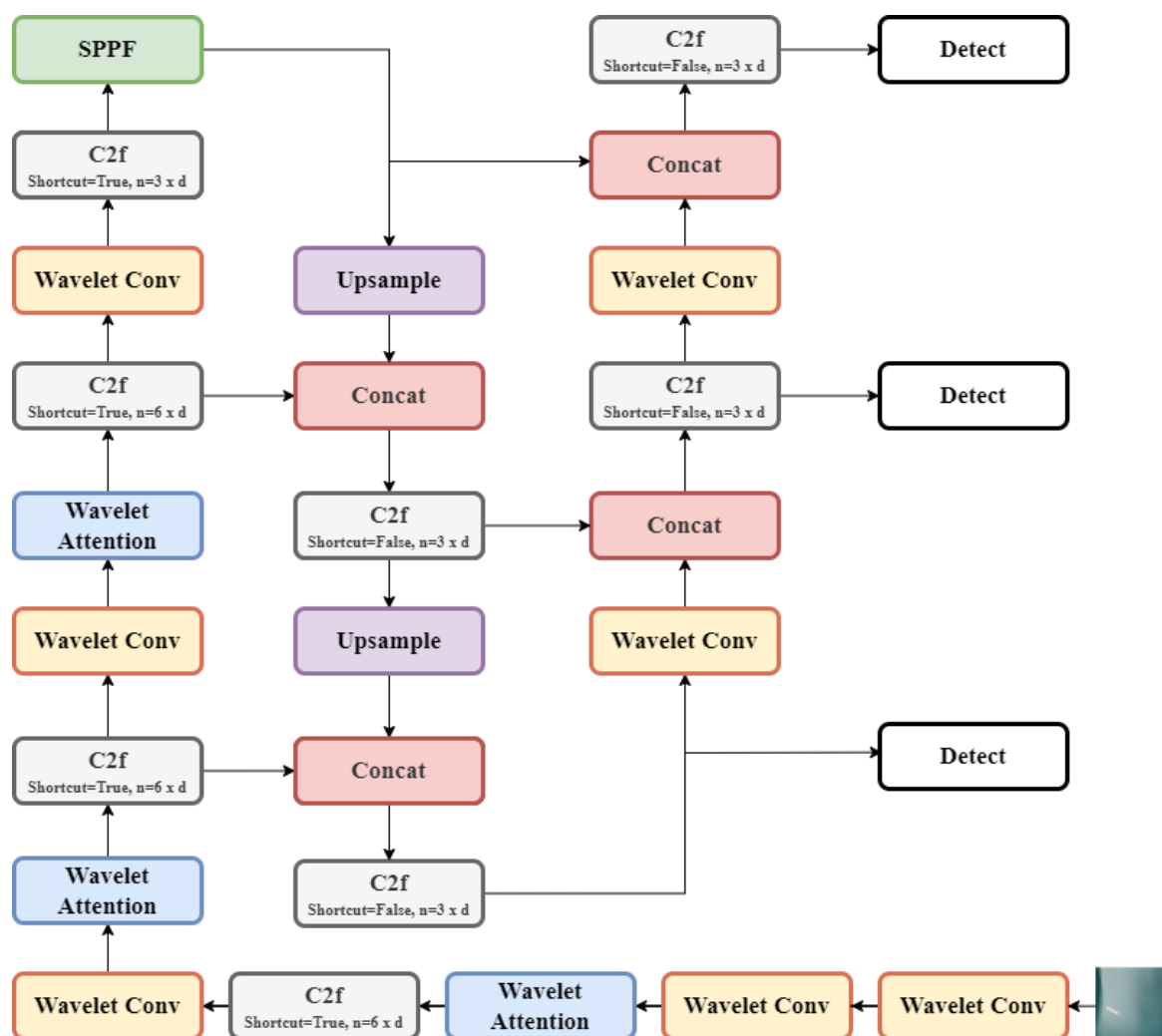


Рис. 4.11. Предлагаемая архитектура CNN с вейвлет-преобразованием

Кроме классов Wavelet Conv и Wavelet Attention архитектура сети включает классы C2f и SPPF.

Такая конструкция не только значительно снижает вычислительные затраты, но и сохраняет способность к изучению различительных признаков, что особенно полезно при обработке признаков из Wavelet Conv и подготовке их для последующих этапов детектирования.

Основные преимущества такого подхода заключаются в следующем. Во-первых, интеграция вейвлет-преобразований с YOLOv8 позволяет эффективно разделять изображение на частотные поддиапазоны, сохраняя важные детали, такие как границы объектов, даже в условиях низкого разрешения. Это особенно полезно для обнаружения неопознанных объектов, которые часто

теряются при использовании традиционных методов свертки и пулинга. Во-вторых, предложенный вариант Wavelet Attention использует информацию из частотных поддиапазонов для улучшения как Wavelet Channel, так и Wavelet Spatial, что позволяет модели более эффективно фокусироваться на важных областях изображения. В-третьих, интеграция этих модулей в YOLOv8, значительно улучшает точность обнаружения, также сохраняя высокую скорость обработки изображения.

В проведенных экспериментах решалась задача детекции морских судов по их внешним виду. В качестве базовой нейросети использовалась модификация YOLOv8. Рассматривались следующие типы судов: грузовые, военные, транспортные, круизные суда и нефтяные танкеры. Использовались аэрофотоснимки с БПЛА. Набор данных содержит 7000 изображений реальных судов 256×256 px в условиях плохой видимости (туман, дождь). Соотношение обучающей, тестовой и проверочной частей в экспериментальном наборе данных составляет 6:2:2. Число эпох при обучении сети - 300.

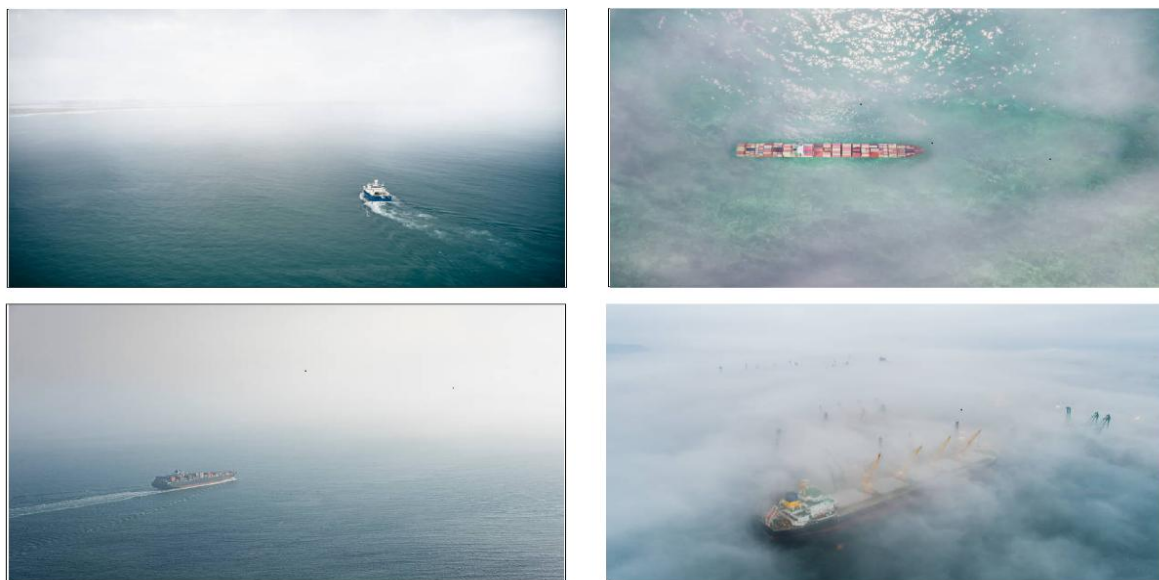


Рис. 4.12. Набор данных для обучения НС

Программно-аппаратные средства: ОС Windows 11, графической процесс NVIDIA GeForce RTX 3050, библиотека глубокого обучения PyTorch (Python 3.9, версии Torch - 3.7 и 1.11.0).

После обучения модели на пользовательских данных проводится её тестирование с целью оценки качества построенного классификатора в реальных условиях видеонаблюдения. Тестирование включает проверку меры качества классификации – аккуратности (accuracy), точности (precision), полноты (recall), а также скорости обработки данных.

Для тестирования модели на размеченных видеоданных необходимо выполнить несколько шагов.

Во-первых, загружаем обученную модель с помощью библиотеки Ultralytics. Например, можно использовать команду `model = YOLO("path/to/WaveletYolo.pt")`.

Во-вторых, подготавливаем процесс видеонаблюдения: видеокадры содержат изображения судна, которые модель должна обнаруживать.

Наконец, настраиваем параметры тестирования, такие как размер входного изображения и порог уверенности для результатов предсказаний.

Тестирование модели начинается с загрузки видео с помощью OpenCV. Для этого используется команда `cap = cv2.VideoCapture(video_path)`. Затем видео обрабатывается по кадрам. Для каждого кадра выполняется обнаружение объектов с помощью YOLOv8. Результаты визуализируются на кадре с помощью метода `plot()`, а обработанные кадры отображаются в реальном времени. Если необходимо сохранить результаты, можно использовать `cv2.VideoWriter` для записи обработанного видео.

Фрагмент соответствующего кода представлен ниже:

```
from ultralytics import YOLO
model = YOLO("WaveletYolo.pt")
import cv2
video_path = "test_video.mp4"
cap = cv2.VideoCapture(video_path)
while cap.isOpened():
    success, frame = cap.read()
    if success:
```

```

# Выполнение inference
results = model(frame, conf=0.5) # conf - порог уверенности
annotated_frame = results[0].plot() # Визуализация результатов
cv2.imshow("YOLOv8 Inference", annotated_frame)
if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord("q"):
    break
else:
    break
cap.release()
cv2.destroyAllWindows()
output_path = "output_video.mp4"
fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*"mp4v")
out = cv2.VideoWriter(output_path, fourcc, fps, (frame_width, frame_height))
out.write(annotated_frame)

```

Для оценки эффективности алгоритмов обнаружения объектов использовались показатели mAP - средняя точность, точность (Precision - P), полнота (Recall - R), F1-мера (взвешенное среднее между точностью и полнотой), а также FPS - кадры в секунду.

FPS - важный показатель для оценки скорости работы алгоритма обнаружения целей, который указывает на количество кадров в секунду, обрабатываемых алгоритмом обнаружения.

Precision - это показатель правильности предсказания, отражающий долю точно предсказанных исходов.

Recall представляет собой отношение числа правильно идентифицированных категорий к общему числу категорий, присутствующих в тестовом наборе.

Метрика mAP_{0.5} рассчитывает среднее значение точности по всем категориям с учетом порога IoU (Intersection Over Union), равного 0,5. Она служит для оценки эффективности модели при определенном пороге IoU. С другой стороны, mAP_{0.5:0.95} обозначает среднее значение mAP при различных пороговых значениях IoU в диапазоне от 0,5 до 0,95 с шагом в 0,05. Эта

комплексная метрика отражает производительность модели в диапазоне пороговых значений IoU, обеспечивая более широкую оценку ее точности.

Показатель F1 основан на среднем значении точности и полноты модели. Его значение варьируется от 0 до 1, где значение ближе к 1 указывает на то, что модель имеет лучший баланс между точностью и полнотой. Если одно из значений P и R смещено в сторону 0, F1 также будет близок к 0, что указывает на плохую работу модели. При совместном рассмотрении значений P и R показатель F1 помогает оценить точность модели в предсказании положительных категорий и ее чувствительность к положительным категориям.

Результаты тестирования алгоритмов распознавания приведены в табл. 4.2. Они показывают, что предложенный алгоритм дает наилучшие результаты по скорости и точности обнаружения.

Таблица 4.2

Результаты тестирования алгоритмов обнаружения объектов

Алгоритм	mAP0.5 (%)	mAP0.5:0.95 (%)	P (%)	R (%)	F1(%)	FPS
Faster R-CNN	83.16	45.09	86.49	79.00	82.58	83
RetinaNet	80.08	42.20	80.88	74.47	77.54	58
YOLOv5	85.87	49.43	86.53	80.51	83.41	120
YOLOv7	86.54	50.35	87.24	83.69	85.43	98
YOLOv8	89.15	54.47	89.3	86.73	88.00	131
Наш алгоритм	91.96	55.43	92.14	88.27	90.16	138

На рис. 4.13 показаны кривые (P-R) для YOLOv5, YOLOv7, YOLOv8 и предложенного алгоритма.

Кривые P-R представляют собой предсказания положительных образцов тестового набора при различных пороговых значениях. Чем больше площадь, занимаемая кривой P-R и осью координат, тем выше точность и эффективности алгоритма обнаружения.

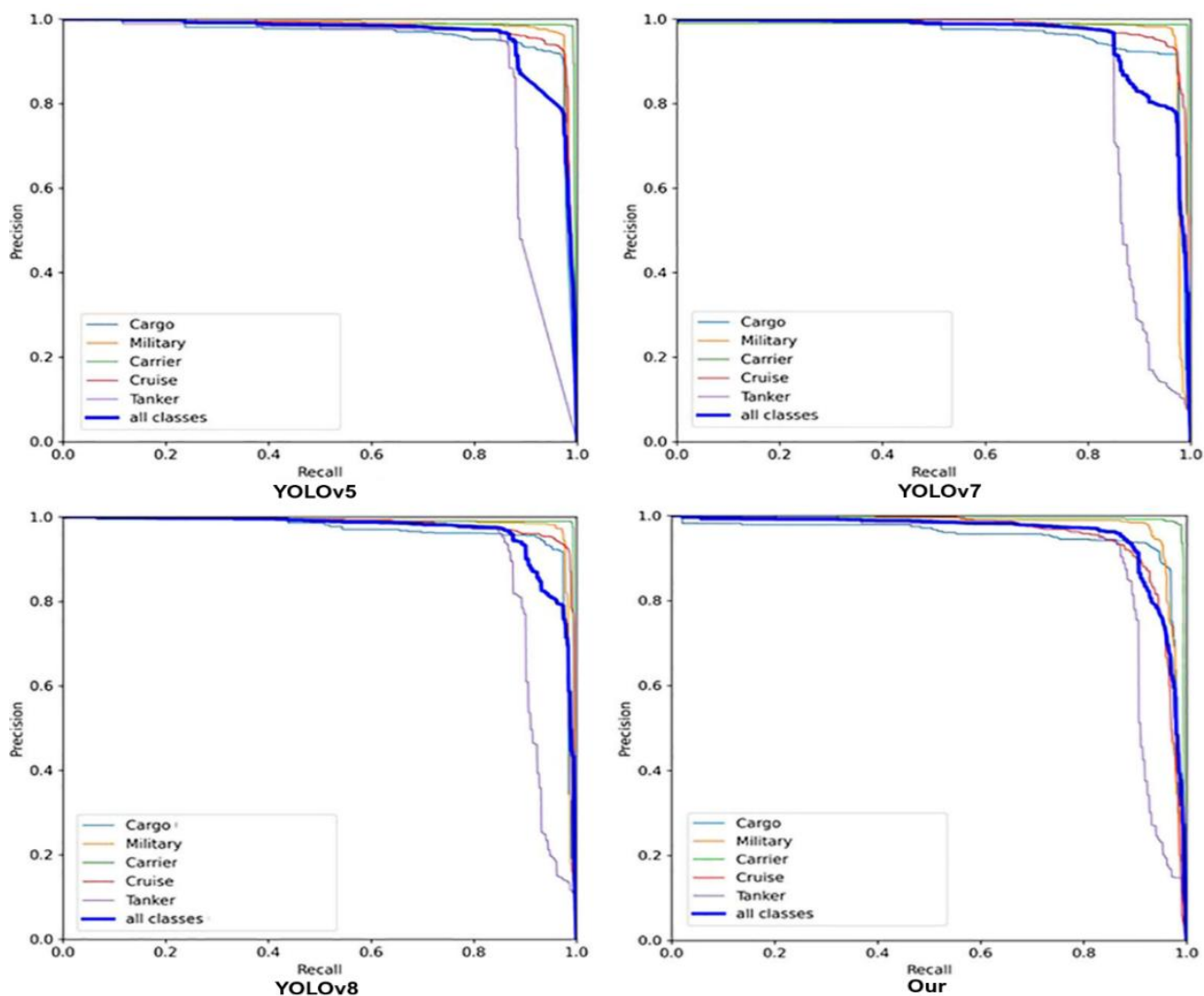


Рис. 4.13. Отношение значений P-R различных алгоритмов

Рис. 4.14 демонстрирует результаты классификации объектов наблюдения.

Приведенные данные показывают, что предложенный алгоритм предпочтительнее алгоритмов YOLOv5, YOLOv7 и YOLOv8 с точки зрения эффективности процесса обнаружения объектов на видеоизображениях.



Рис. 4.14. Результат классификации объектов наблюдения

Выводы по главе 4

Детекция надводных объектов в условиях плохой видимости, таких как туман, дождь и ночь, затруднительна из-за искажений изображений и снижения контрастности. При этом традиционные методы обработки изображений часто оказываются неудовлетворительными. Исследования показывают, что комбинирование традиционных и современных подходов, таких как сверточные нейронные сети, может значительно улучшить точность и надежность детекции объектов.

Анализируют два подхода к интеграции вейвлетов в нейронные сети. В первом подходе изображение сначала подвергается вейвлет-преобразованию, после чего обрабатывается с помощью CNN, что позволяет извлекать информацию из различных частотных диапазонов. Во втором подходе применяются вейвлет-нейронные сети, которые используют вейвлеты в качестве функции активации, что улучшает анализ сигналов с различными частотными компонентами.

Согласно проведенным вычислительным экспериментам модели, использующие вейвлет-преобразование, демонстрируют более высокую точность и меньшие потери по сравнению с традиционными CNN.

Сравнительный анализ ряда моделей (ResNet50, AlexNet, MobileNetV2) применительно к задачам обнаружения показывает, что алгоритм НС с вейвлет-преобразованием дает наилучшие результаты.

Интеграция вейвлет-преобразований в структуру НС позволяет эффективно разделять изображение на частотные поддиапазоны, сохраняя важные детали, такие как границы объектов, даже в условиях низкого разрешения.

Еще большую эффективность имеют сверточные сети Wavelet-Attention – они используют информацию из частотных поддиапазонов для улучшения как Wavelet Channel, так и Wavelet Spatial, что позволяет модели более эффективно фокусироваться на важных областях изображения.

Предложен алгоритм обработки видеоданных, объединяющий функциональные возможности сетей Wavelet-Attention и YOLOv8. Показано, что такое решение, значительно улучшает точность обнаружения и обеспечивает высокую скорость обработки видеоданных.

Заключение

В диссертационной работе исследуется проблема применения беспилотных авиационных систем для группового патрулирования протяженных территорий. Организация патрулирования средствами БАС предполагает разработку маршрутов патрулирования, решение сопутствующих вопросов навигации и контроля параметров полета, мониторинга текущей обстановки в зоне патрулирования.

Основные результаты, полученные в диссертационной работе:

1. Проведен анализ возможностей и перспектив применения ГИС для решения задач навигации и маршрутизации полета БПЛА. Показана целесообразность применения геоинформационной системы QGIS при разработке электронной карты местности и маршрутизации полета БПЛА.

2. Предложена концепция прокладки маршрута полета БПЛА на основе ГИС-технологий и интерполяции траектории полета, отличающийся от существующих объединением задач навигации и маршрутизации с применением цифровых карт местности, расчета траектории полета методами сплайн- и нейросетевой интерполяции с применением RBF-базиса.

3. Разработан алгоритм оптимального планирования маршрутов полета группы БПЛА с несколькими депо в предположении, что патрулируемая территория является узко вытянутой и большой протяженности. Отличительные особенности алгоритма: в качестве критерия эффективности плана принята максимальная длина маршрута среди всех полетных заданий, решаемая задача формализуется как множественной задачи коммивояжера с несколькими депо (MDTSP) и сводится к задаче целочисленного линейного программирования; оптимальное решение находится применением генетического алгоритма.

4. Разработан алгоритм маршрутизации полета БПЛА на основе геопространственной кластеризации зон патрулирования. Отличительные

особенности алгоритма: контролируемая территория разбивается на кластеры методом К-средних, каждый кластер включает одно депо, которое размещается в ближайшей к его центру зоне, и для него решается MTSP-задача с одним депо.

5. Разработан алгоритм обнаружение объектов по данным видеонаблюдения в условиях плохой видимости, модифицирующий модель YOLOv8 на основе механизма внимания - Wavelet Attention.

Проведенные экспериментальные исследования подтвердили эффективности предложенных алгоритмических решений и разработанных программ.

Список сокращений

БАС - беспилотная авиационная система
БВС - беспилотное воздушное судно
БПЛА - беспилотный летательный аппарат
ГА – генетический
ГИС - геоинформационная система
ИК - инфракрасный
МЗК - множественная задача коммивояжера
МЭМС - микроэлектромеханическая система
ОМП - оптимальная маршрутизация полета
ОЭС - оптико-электронная система
РЛС - радиолокационная станция
САУ - система автоматического управления
ЦЛП - целочисленное линейное программирование
ЦМР - цифровая модель рельефа
AI - Artificial Intelligence
CNN - Convolutional Neural Networks
CTSP - Clustered Travelling Sales-man Problem
FL – fuzzy logic
GA - Genetic Algorithm
GAN - Generative Adversarial Networks
MTSP - Multiple Traveling Salesman Problem
MDVRP - Multiple Depot Vehicle Routing Problem
MDTSP - Multiple Depot Traveling Salesman Problem
SC - Soft Computing
TSP - Traveling Salesman Problem
VRP - Vehicle Routing Problem
YOLO - You Only Look Once

Список литературы

1. Фетисов В.С. Беспилотные авиационные системы. Терминология, классификация, современное состояние. – Уфа: Фотон, 2014. – 217 с.
2. Биард Р.У., МакЛэйн Т.У. Малые беспилотные летательные аппараты: теория и практика. – М.: ТЕХНОСФЕРА, 2015. – 312 с.
3. Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., Гарцеев И.Б., Колядин К.С. Тенденции развития беспилотных аппаратов мини- и микроклассов. – [Электронный ресурс] - URL: [//http://www.microsystems.ru/files/publ/847.html](http://www.microsystems.ru/files/publ/847.html) (Дата обращения 08.01.2025).
4. Костин А.С. Классификация гражданских беспилотных летательных аппаратов и сферы их применения // Системный анализ и логистика: журнал: выпуск №1 (19). –СПб.: ГУАП, 2019. – С. 70-80.
5. Ключков В.В., Никитова А.К. Методы прогнозирования спроса на беспилотные летательные аппараты и работы по воздушному патрулированию // Проблемы прогнозирования, 2007, № 6. – С. 144-151.
6. Моисеев В.С. Основы теории эффективного применения беспилотных летательных аппаратов: монография. – Казань: Редакционно-издательский центр «Школа», 2015. – 444 с.
7. Сазонов А.А., Белый В.С. Беспилотная авиация и геоинформационные системы как компоненты сетецентрической войны. – Минск: Изд. центр БГУ, 2015. – 65 с.
8. Моисеев В.С., Абсалямов М.Н., Хакимуллина А.Р. Оптимизация траекторий летательного аппарата, выполняющего контроль наземной обстановки. Изв. Вузов. Авиационная техника, 2001, № 1. – С. 16-23.
9. Гимадеев Р.Г., Моисеев В.С. Выбор оптимального маршрута облета беспилотным летательным аппаратом заданной совокупности районов выполнения полетных заданий // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева, 2014, № 3. – С. 208-212.

10. Таргамадзе Р.Ч., Моисеев Д.В., Фам С.К. О рациональном выборе замкнутого маршрута полета легкого летательного аппарата с учетом прогноза ветра // Вестник ФГУП НПО им. С.А. Лавочкина, 2012, № 3. – С. 76-83.
11. Карцев Н.В., Салыкова О.С. Планирование траектории полёта БПЛА // Образование и наука в современных условиях, 2016, № 1 (6). – С. 266-268.
12. Михеева Т.И., Михеев С.В. Головнин О.К. Система формирования полётных планов для беспилотного летательного аппарата // Труды Международно-технической конф. «Перспективные информационные технологии» (ПИТ-2017). Россия, Самара, Самарский университет, 2017. – С. 669-672.
13. Хачумов М.В. Реализация алгоритмов навигации и управления в бортовых вычислительных комплексах летательных аппаратов // Программные системы: теория и приложения, 2016, № 2, Т. 7, С. 35-59.
14. Жук А.А., Булойчик В.М., Акулич С.В. Планирование оптимального маршрута движения беспилотного летательного аппарата по критерию минимума общего расхода топлива // Системный анализ и прикладная информатика, 2022, № 3. - С. 43-49.
15. Подлипьян П.Е., Максимов Н.А. Многофазный алгоритм решения задачи планирования полета группы беспилотных летательных аппаратов // Электронный журнал «Труды МАИ», 2011, Вып. № 43. – 16 с.
16. Козуб А.Н., Кучеров Д.П. Интеграционный подход к задаче выбора маршрута группы БПЛА // Искусственный интеллект, 2013, № 4. – С. 333-343.
17. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Оптимальная маршрутизация полетов БПЛА при групповом патрулировании территорий // Journal of Advanced Research in Technical Science, 2023, Iss. 34. – P. 49-55.
18. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б., Нгуен Т.К., Фам К.Ф. Планирование маршрутов полета БПЛА в задачах группового патрулирования

- протяженных территорий // Мехатроника, автоматизация, управление, 2023, Т. 24, № 7. - С. 374-381.
19. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Задача группового патрулирования протяженных территорий с множеством депо // JARiNS, 2023, Issue 37. – P. 42-51.
 20. Филимонов А.Б. , Нгуен Т.К. Патрулирование протяженных территорий беспилотными летательными аппаратами // X междунар. научно-практическая конференция «Теоретические и практические аспекты развития современной науки: теория, методология, практика»: сб. трудов. Уфа: 24 марта 2023 г. – С. 25-34.
 21. Филимонов А.Б., Нгуен Т.К. Кластерный метод решения множественной задачи коммивояжера с несколькими депо // Journal of Advanced Research in Natural Science, 2024, Issue 19. - P. 4-10.
 22. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б., Нгуен Т.К., Фам К.Ф. Оптимизация маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании протяженных территорий как множественная задача коммивояжера с несколькими депо // Мехатроника, автоматизация, управление, 2024, Т. 25, № 5. - С. 259-265..
 23. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Планирование маршрутов полета БПЛА при групповом патрулировании протяженных территорий // Сб. трудов XIV Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2024. ИПУ им. В.А. Трапезникова РАН, 2024. – С. 1138-1142.
 24. Филимонов А.Б. Нгуен Т.К. Method for solving the multiple traveling salesman problem with several depots // Journal of advanced research in natural science. 2024, Issue 20. – P. 4-10.
 25. Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Двухэтапная маршрутизация транспорта с использованием геопространственной кластеризации// Мехатроника, автоматизация, управление, 2025, Т. 26, № 4. – С. 199-208.

26. Zhang T., Zhang X. High-speed ship detection in SAR images based on a grid convolutional neural network // Remote Sensing, 2019, 11(10), 1206. – P. 1-24.
27. Yeh C.H, Huang C.H, Kang L.W., Lin M.H. Single image dehazing via deep learning-based image restoration// 2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Honolulu, HI, USA, 2018. – P. 1609-1615.
28. Bochkovski A., Wang C.Y., Liao H.Y.M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. 2020, arXiv:2004.10934. – P. 1-18.
29. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. – М.: ДМК Пресс, 2014. – 628 с.
30. Дьяконов В.П. Вейвлеты. От теории к практике. – М.: СОЛОН-Р, 2002. – 446с.
31. De Silva D.D.N., Fernando S., Piyatilake I.T.S., Karunarathne A.V.S. Wavelet based edge feature enhancement for convolutional neural networks// Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018), 2019, arXiv:1809.00982v2. – P. 1-14.
32. Zhang Q., Benveniste A. Wavelet networks // IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, Vol. 3, No. 6. – P. 889-898.
33. Bahdanau D., Cho K., Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate// International Conference on Learning Representations, 2015, arXiv:1409.0473. – P. 1-15.
34. Niu Z., Zhong G., Yu H. A review on the attention mechanism of deep learning// Neurocomputing, 2021, Vol. 452. – P. 48-62.
35. Xiangyu Z., Peng H., Xiangbo S. Wavelet-attention CNN for image classification// multimedia systems, 2022, Vol. 28, Iss. 3. – P. 915–924
36. ГОСТ Р 57258-2016. Системы беспилотные авиационные. Термины и определения// URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200141433>.

37. Радыш Н. Устройство беспилотных летательных аппаратов – [Электронный ресурс] // URL: <https://skvot.2035.university/ustrojstvo-bpla> (Дата обращения: 16.02.2025).
38. Моисеев В.С. Прикладная теория управления беспилотными летательными аппаратами. – Казань: ГБУ «Республиканский центр мониторинга качества образования», 2013. – 768 с.
39. Иванова И.А., Никонов В.В., Царева А.А. Способы организации управления беспилотными летательными аппаратами // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. – 2014. – № 11-1. С. 56-63.
40. Гриднев Ю.В., Пальцев А.Н., Яцына Ю.Ф., Рак С.А. Система автоматического управления беспилотного летательного аппарата // Инженер-механик, 2013, № 2. – С. 33-38.
41. Mojib E.B.M., Haque A.K.M.B., Raihan N.M., Rahman M., Fahad B. A. Novel Approach for Border Security; Surveillance Drone with Live Intrusion Monitoring. // IEEE International Conference on Robotics, Automation, Artificial-intelligence and Internet-of-Things (RAAICON), Dhaka, Bangladesh, 2019, P. 65-68.
42. Dewie M., Arthur J.S.R., Margaretha H. Security and defense in national resilience studies to realize a national security system// Jurnal Pertahanan Dan Bela Negara, 2020, Vol. 10, No. 3. – P. 267-286.
43. Hanaa M. A., Haider S. E. Survey of intelligent surveillance system for monitoring international border security// Materials Today: Proceedings, Jun. 2021.
44. Sharma M.K., Singal G., Gupta S.K., Chandraneil B., Agarwal S., Garg D., Mukhopadhyay D. INTERVENOR: Intelligent Border Surveillance using Sensors and Drones. //2021 6th International Conference for Convergence in Technology (I2CT), 2021. – P. 1-7.
45. Koslowski R., Schulzke M. B.. Drones along Borders: Border Security UAVs in the United States and the European Union// International Studies Perspectives. Advance online publication. 2018, Vol. 19, No. 4. – P. 305-324.

46. Приказ Министерства транспорта РФ от 19 ноября 2020 г. № 494. URL: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202012310061>.
47. Федеральная система обеспечения авиационной безопасности (национальная программа авиационной безопасности)// URL: <https://base.garant.ru/72289440>.
48. Liu Y., Liu Z., Shi J., Wu G., Chen C. Optimization of Base Location and Patrol Routes for Unmanned Aerial Vehicles in Border Intelligence, Surveillance, and Reconnaissance.// Journal of Advanced Transportation, 2019. – P. 1-13.
49. Ростопчин В.В. Элементарные основы оценки эффективности применения беспилотных авиационных систем для воздушной разведки// URL: http://www.uav.ru/articles/basic_uav_efficiency.pdf. (Дата обращения: 16.02.2025).
50. Резник Г.А., Амирова Д.Р. Миграция как угроза национальной безопасности страны: международные и национальные аспекты// Интернет-журнал «Науковедение», 2016, Том 8, № 6. – С. 1-8.
51. Микуленко Д.Г. Международно-правовая квалификация пиратства и терроризма и проблемы их соотношения // Актуальные проблемы современных международных отношений, 2015, № 5. – С. 100-106.
52. Шалагин А.Е. Особенности квалификации и предупреждения контрабанды наркотиков// Вестник Казанского юридического института МВД России, 2014, №3 (17). – С. 39-44.
53. Зайченко Ю., Згуровский М. Системный анализ направлений вычислительного интеллекта // International Journal "Information Content and Processing", 2014, Vol. 1, Num. 3. – 220-239.
54. Bezdek J. C. «What is computational intelligence?» in Computational Intelligence Imitating Life // IEEE Press, 1994, New York, 1–12.
55. Siddique N.; Adeli H.. Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. – John Wiley & Sons, 2013. – 536 p.

56. Zadeh L. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing», Communications of the ACM, March 1994, Vol. 37 No. 3. – P. 77-84.
57. Ярушкина Н.Г. Прикладные интеллектуальные системы, основанные на мягких вычислениях. – М.: Финансы и статистика, 2009. – 319 с.
58. Сегментация изображений в Computer Vision // URL: <https://data-light.ru/blog/segmentacia-izobrazenij-kompjuternoe-zrenie/> (Дата обращения: 16.02.2025).
59. Farid A.M., Egerton S., Barca J.C., Kamal M.A.S.. Adaptive Multi-objective Search in a Swarm vs Swarm Context// 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Oct. 2018. – P. 3641-3646.
60. Zhu P., Fang X. Multi-UAV Cooperative Task Assignment Based on Half Random Q- Learning// Symmetry, Dec. 2021, Vol. 13, No. 12, 2417.
61. Ковин Р.В., Марков Н.Г. Геоинформационные системы и технологии: учебник / Р.В. Ковин, Н.Г. Марков. – Томск: Изд-во Томского политехн. ун-та, 2009. – 300 с.
62. Exploring the Role of GIS in Homeland Security: Supporting Border Security// URL: <https://www.esri.com/en-us/industries/blog/articles/exploring-the-role-of-gis-in-homeland-security-supporting-border-security/> (Дата обращения: 16.02.2025).
63. Transportable autonomous patrol for land border surveillance// URL: <https://cordis.europa.eu/project/id/218081/reporting> (Дата обращения: 16.02.2025).
64. Advanced Border Security Technologies // URL: <https://www.quickset.com/advanced-border-security-technologies/> (Дата обращения: 16.02.2025).
65. Working Paper «The use of drones for maritime surveillance and border control» // URL: <https://centredelas.org/publicaciones/working-paper-el-uso-de-drones-para-la-vigilancia-maritima-y-el-control-de-fronteras/?lang=en> (Дата обращения: 16.02.2025).
66. Quamar M.M., Al-Ramadan B., Khan K., Shafiullah M., El Ferik S. Advancements and Applications of Drone-Integrated Geographic Information

67. Shkel A.M., Lumelsky V. Classification of the Dubins set // Robotics and Autonomous Systems, 2001, Vol. 34. – P. 179–202.
68. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104.
69. SciPy - interpolate.Rbf() Function // URL: https://www.tutorialspoint.com/scipy/scipy_interpolate_rbf_function.htm (Дата обращения: 16.02.2025).
70. Интерполяция в Python Scipy // URL: <https://online-python-compiler.ru/interpolyatsiya-v-python-scipy> (Дата обращения: 16.02.2025).
71. Кузнецов Г.А., Кудрявцев И.В., Крылов Е.Д. Ретроспективный анализ, современное состояние и тенденции развития отечественных беспилотных летательных аппаратов// Инженерный журнал: наука и инновации, 2018, № 9 (81). – С. 1-22.
72. Kinney G., Hill R., Moore J. Devising a quick-running heuristic for an unmanned aerial vehicle (UAV) routing system// Journal of Operational Research Society, 2004, Vol. 56. – P. 776-786.
73. Иванов С.В. Методика построения субоптимальных маршрутов для группы беспилотных летательных аппаратов на основе биоинспирированных алгоритмов при наличии препятствий// Системы управления, связи и безопасности, 2022, № 2. – С. 1-23.
74. Cheikhrouhou O., Khoufi I. A comprehensive survey on the Multiple Traveling Salesman Problem: Applications, approaches and taxonomy// Comput. Sci. Rev. 2021, Vol. 40, N. 100369. – P. 76.
75. Discrete optimization. The state of the art/ Ed. E.Boros, P.L. Hammer. Boston: Elsevier, 2005. – 607 p.
76. Karp R.M. Reducibility among combinatorial problems. In Complexity of Computer Computations/ Eds. R.E. Miller, J.W. Thatcher. Plenum Press, N.Y. and London: Springer, 1972. – P. 85-103.
77. Garey M.R., Johnson D.S. Computers and Intractability: a guide to the theory of NP-completeness. Freeman, 1979. – 338 p.

78. Yousefikhoshbakht M. Solving the traveling salesman problem: a modified metaheuristic algorithm // Complexity. Hindawi, 2021, Vol. 2021, February. – P. 1-13.
79. Zhang T., Gruver W.A., Smith M.H. Team scheduling by genetic search// In Proceedings of the second international conference on intelligent processing and manufacturing of materials, 1999, Vol. 2. – P. 839-844.
80. Carter A.E., Ragsdale C.T. A new approach to solving the multiple traveling salesperson problem using genetic algorithms// European journal of operational research, 2006, Vol. 175, N. 1. – P. 246-257.
81. Miller C.E., Tucker A.W., Zemlin R.A. Integer programming formulations and traveling salesman problems// Journal of the Assoc. Comput. Mach, 1960, Vol. 7. – P. 326-329.
82. Campuzano G., Obreque C., Aguayo M. M. Accelerating the Miller–Tucker–Zemlin model for the asymmetric traveling salesman problem// Expert Systems with Applications, 2020, Vol. 148. – P. 113229.
83. Laporte G., Nobert Y., Arpin D. Optimal Solutions to Capacitated Multi Depot Vehicle Routing Problems // Congressus Numerantium, 1984, Vol. 44. – P. 283-292.
84. Ho W. A multi-depot travelling salesman problem and its iterative and integrated approaches // Int. J. Operational Research, 2006, Vol. 1, N. 4. – P. 382-396.
85. Семенов С.С., Педан А.В., Воловиков В.С., Климов И.С. Анализ трудоемкости различных алгоритмических подходов для решения задачи коммивояжера // Системы управления, связи и безопасности, 2017, № 1. – С. 116-131.
86. Singh D.R., Singh M.K., Singh T., Prasad R. Genetic algorithm for solving mtsp using a new crossover and population generation// Computacion y Sistemas. 2018. Vol. 22, N. 2. – P. 491-503.
87. Курейчик В.М., Лагунова Ю.А. Задачи о коммивояжере. Обзор и методы решения. Palmarium Academic Publishing, 2019. – 60 с

88. Ghoseiri K., Ghannadpour S.A Hybrid Genetic algorithm for multi-depot homogenous locomotive assignment with time windows// Appl. Soft Comput, 2010, Vol. 10. – P. 53-65.
89. Karakatič S., Podgorelec V. A Survey of genetic algorithms for solving multi depot vehicle routing problem// Applied Soft Computing, 2015, Vol. 27. – P. 519-532.
90. John K. K. Integer Programming: Theory and Practice, N.Y.: CRC Press, 2006. 336 p.
91. Шевченко В.Н., Золотых Н.Ю. Линейное и целочисленное линейное программирование. – Нижний Новгород: Изд-во НГУ им. Н.И. Лобачевского, 2004. – 154 с.
92. Chisman J.A. The clustered traveling salesman problem// Computers & Operations Research, 1975, No. 2. – P. 115-119.
93. Guttmann-Beck N., Hassin R., Khuller S., Raghavachari B. Approximation algorithms with bounded performance guarantees for the clustered traveling salesman problem // Lecture Notes in Computer Science, 1998, Vol. 1530. – P. 6-17.
94. Лукьяненко В.А., Лемтюжникова Д.В., Макаров О.О., Козлова М.Г. Модели и алгоритмы многоагентной иерархической маршрутизации с временными окнами // Известия РАН. Теория и системы управления, 2023, № 5. – С. 103-126.
95. Суслов С.А. Кластерный анализ: сущность, преимущества и недостатки// Вестник НГИЭИ, 2010, №1. – С. 51-57.
96. Киреев В.С. Оценка результатов кластеризации при использовании различных критериев качества, Программные продукты и системы, 2009, № 3. – С. 36-39.
97. Zhang T., Ramakrishnan R., Livny M. BIRCH: a new data clustering algorithm and its applications// Data Mining and Knowledge Discovery, 1997, vol. 1, issue 2. – P. 141-182.

98. Ершов К.С., Романова Т.Н. Анализ и классификация алгоритмов кластеризации, Новые информационные технологии в автоматизированных системах, 2016, № 19. – С. 274-279.
99. Galun M., Sharon E., Brandt A., Basriy R. Texture segmentation by multiscale aggregation of filter responses and shape elements// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision, 2003, Vol. 1. – P. 716-723.
100. Laptik R., Navakas D. Application of ant colony optimization for image segmentation// Elektronika ir Elektrotechnika, 2007, Vol. 8, No. 80. – P. 13-18.
101. Neethu C.V., Surendran S. Review of spatial clustering methods// International Journal of Information Technology Infrastructure, 2013, Vol. 2, No. 3. – P. 15-24.
102. Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization// Graphics Gems, 1994. – P. 474-485.
103. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Pearson/Prentice Hall, 2008. – 954 p.
104. Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation// IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, Vol. 11, No. 7. – P. 674-693.
105. Canny J. A computational approach to edge detection// IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, Vol. 8, No. 6. – P. 679-698.
106. Ojala T., Pietikainen M., Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns// IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, Vol. 24, No. 7. – P. 971-987.
107. Cortes C., Vapnik V. Support-Vector Networks// Machine Learning, 1995, Vol. 20, No. 3. – P. 273-297.
108. Breiman L. Random Forests. Machine Learning, 2001, Vol. 45, No. 1. – P. 5-32.

109. Goodfellow I., et al. Generative adversarial nets. advances in neural information processing systems, 2014, arXiv:1406.2661. – P. 1-9.
110. Starck J.L., Murtagh F., Bijaoui A. Image processing and data analysis. The multiscale approach. Cambridge University Press, 1998. – 315 p.
111. Бельхеева Р.К. Преобразование Фурье в примерах и задачах. - Новосибирск: РИЦ НГУ, 2014. – 81 с.
112. Daubechies I. Ten lectures on wavelets. – SIAM, Springer-Verlag, 1992. – 376 p.
113. Haar A. Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme// Mathematische Annalen, 1910, Vol. 69, No. 3. – P. 331-371.
114. Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets// Communications on Pure and Applied Mathematics, 1988, Vol. 41, No. 7. – P. 909-996.
115. Jensen A., Cour-Harbo A. Ripples in mathematics: the discrete wavelet transform // Springer, 2001. – 249 p.
116. Suherman E., Rahman B., Hindarto D., Santoso H. Implementation of resnet-50 on end-to-end object detection (detr) on objects.// Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika, 2023, Vol. 8. – P. 1085-1096.
117. Wang R., Xu J., Han T.X. Object instance detection with pruned Alexnet and extended training data// Signal Processing: Image Communication, 2019, Vol. 70.
118. Muwardi R., Permana J.M.R., Gao H., Yunita M. Human Object Detection for Real-Time Camera using Mobilenet-SSD// Journal of Integrated and Advanced Engineering (JIAE), 2023, Vol. 3. – P. 141-150.
119. Wang G., Guo L., Duan H. Wavelet neural network using multiple wavelet functions in target threat assessment // Scientific World Journal, 2013, Vol 2013, Article ID 632437, 2013. – P. 145-156.
120. Liu J., Li P., Tang X., Li X., Chen J. Research on improved convolutional wavelet neural network// Scientific Reports, 2021, Vol 11, No. 17941.

121. Bahdanau D., Cho K., Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate// International Conference on Learning Representations, 2015, arXiv:1409.0473. – P. 1-15.
122. Tripti C., Vishal G., Atul B. WTASR: Wavelet transformer for automatic speech recognition of indian languages// Big Data Mining And Analytics, March 2023, Vol. 6, No. 1. – P. 85–91.
123. Yaseen M. What is Yolov8: an in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector// Computer Vision and Pattern Recognition, 2024, arXiv:2408.15857v1. – P. 1-10.

**Программа оптимизации маршрутов полета БПЛА
при групповом патрулировании территории с одним депо**

Программа написана на языке MATLAB и состоит из 4 модулей:
A_UAV_Patrol.m, FTmax.m, FT_NumCycle.m, Graphics.m.

Блок-схема программы представлена на рис. П.1.

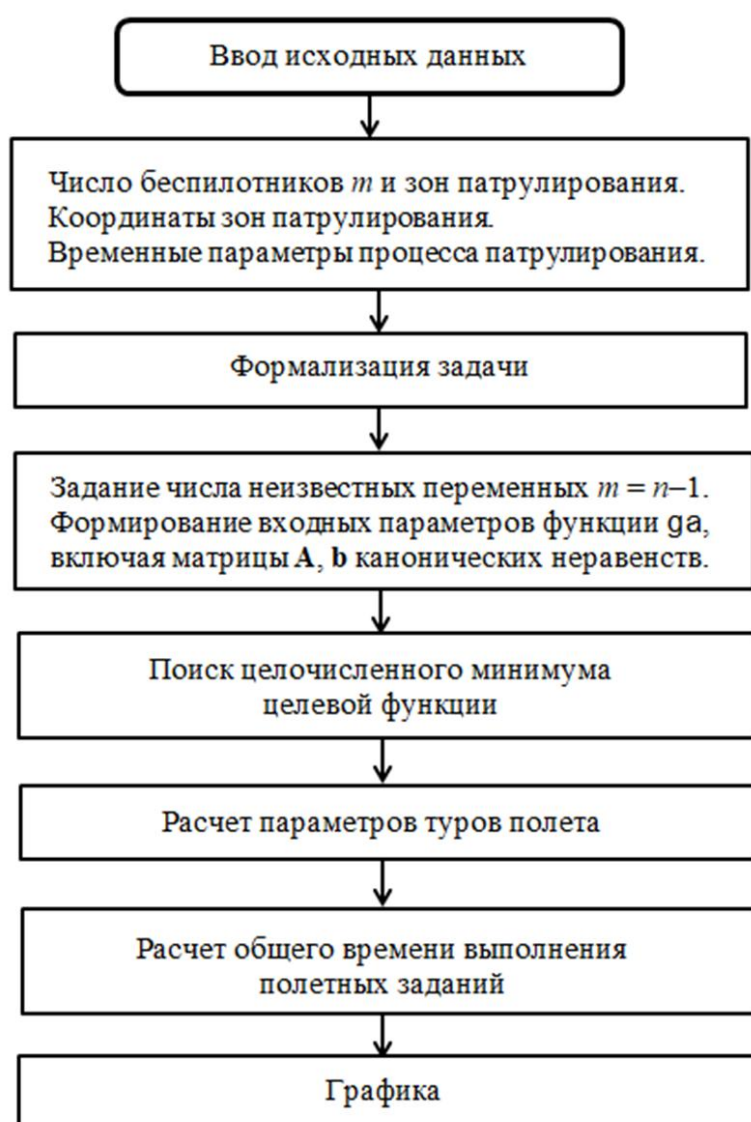


Рис. П.1. Блок-схема программы оптимизации маршрутов
полета БПЛА (одно депо)

Листинг программы.

Оптимизации маршрутов полета БПЛА (одно депо)

A_UAV_Patrol.m – головной модуль

```
% A_UAV_Patrol.m
clc;clear;
global N m
% Модельный пример
m=3; % число дронов
N=11; % число зон патрулирования
% Координаты зон
X=[4.00 3.70 2.90 1.85 0.83 0.00 -0.63 -1.18 -1.77 -2.42 -3.00]
Y=[0.00 1.20 2.11 2.55 2.55 2.29 1.94 1.63 1.29 0.79 0.00]
% Расстояния между зонами и депо
R=sqrt(X.*X+Y.*Y)
global Tdp Tpd tau
tau=zeros(1,N);tau0=1.25;tau0=1.0; dtau=0.3;
tau=tau0+dtau*rand(1,N);
Tdp=round(2.5*R)/10;
Tpd=Tdp;
% END Модельный пример
global n
n=m-1;
A=(-1)*eye(n,n);
b=(-1)*ones(n,1);
b(1,1)=-2;
if m>2
    for i=2:n
        A(i,i-1)=1;
    end;
end;
Aeq=[];beq=[];
lb=ones(n,1);
ub=N*ones(n,1);
nonlcon=[];
intcon=[1:n];
[q,Tmax]=ga(@FTmax,n,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,intcon)
[T,Ind1,Ind2]=FT_NumCycle(q)
%Общее время выполнения задания
T=FT_NumCycle(q)
%-----
% Графика
Graphics
%-----
% Тест – неоптимальный вариант
q_test=[3,8]
[T_test,Ind_test,Ind_test]=FT_NumCycle(q_test)
%Общее время выполнения задания
T_test=max(FT_NumCycle(q_test))
```

FTmax.m

```
function y=FTmax(q)
T=FT_NumCycle(q);
```

```
y=max(T);
end
```

FT_NumCycle.m

```
function [T,Ind1,Ind2]=FT_NumCycle(q)
global m n N Tdp Tpd tau
p=zeros(1,m);
p(1,1)=1;
p(1,m+1)=N;
p(1,2:m)=q;
T=zeros(1,m);
Ind1=[];Ind2=[];
for i=1:n
    ind1=p(i);ind2=p(i+1)-1;
    Ind1=[Ind1,ind1];Ind2=[Ind2,ind2];
    taup=tau(ind1:ind2);
    T(i)=sum(taup)+Tdp(ind1)+Tpd(ind2);
end;
ind1=p(m);
ind2=N;
Ind1=[Ind1,ind1];Ind2=[Ind2,ind2];
taup=tau(ind1:ind2);
T(m)=sum(taup)+Tdp(ind1)+Tpd(ind2);
end
```

Graphics.m

```
% graphics
% figure(1)-----
figure(1);clf;
plot(0,0,'s','MarkerSize',10,'MarkerFaceColor','b')
hold on
p=plot(X,Y,'ok','LineWidth',2);
p.MarkerSize=8;
hold on
plot(X,Y,'k--')
hold on
h=1;
Xmax=ceil(max(X))+h;Xmin=floor(min(X))-h;
Ymax=ceil(max(Y))+h;Ymin=floor(min(Y))-h;
line([Xmin Xmax],[0 0],'Color','k','LineStyle','-')
line([0 0],[Ymin Ymax],'Color','k','LineStyle','-')
hold on
axis equal
% % -----
htx=0.3;hty=0.2;
lr=[1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1];
for i=1:N
    text(X(i)+lr(i)*htx,Y(i)+hty,num2str(i),...
        'HorizontalAlignment','center')
end;
xlim([-4 5])
ylim([-1 4])
xlabel('x');ylabel('y')
legend('PrPpPiPs','P·PsPSC<')
grid
```

```

% figure(2)-----
figure(2);clf;
mycolor=['r','g','b','c','m','y','k'];
plot(0,0,'s','MarkerSize',10,'MarkerFaceColor','b')
hold on
plot(X,Y,'k--')
hold on
plot(X,Y,'ok')
h=1;
Xmax=ceil(max(X))+h ;Xmin=floor(min(X))-h;
Ymax=ceil(max(Y))+h;Ymin=floor(min(Y))-h;
line([Xmin Xmax],[0 0],'Color','k','LineStyle','-')
line([0 0],[Ymin Ymax],'Color','k','LineStyle','-')
hold on
axis equal
for i=1:m
line([0 X(Ind1(i))],[0 Y(Ind1(i))],'LineWidth',2,'Color',...
mycolor(i),'LineStyle','--')

hold on
line([0 X(Ind2(i))],[0 Y(Ind2(i))],'LineWidth',2,'Color',...
mycolor(i),'LineStyle','--')

hold on
plot(X(Ind1(i):Ind2(i)),Y([Ind1(i):Ind2(i)]),'LineWidth',2,...
'Color',mycolor(i),'LineStyle','--')

hold on
end;
plot(0,0,'s','MarkerSize',10,'MarkerFaceColor','k')
for i=1:N
text(X(i)+lrx(i)*htx,Y(i)+hty,num2str(i),...
'HorizontalAlignment','center')
end;
xlim([-4 5])
ylim([-1 4])
xlabel('x');ylabel('y')
grid
XC=zeros(m);
for i=1:m
XC(i)=mean([0,X(Ind1(i):Ind2(i))]);
YC(i)=mean([0,Y(Ind1(i):Ind2(i))]);
mytext=strcat('(',num2str(i),')');
text(XC(i),YC(i),mytext,'HorizontalAlignment','center',...
'FontSize',12)

end;
% figure(3) -----
figure(3);clf;
bar(tau,0.5)
grid

```

Программа геопространственной кластеризации зон патрулирования

Программа написана на языке MATLAB. Программа состоит из 4 модулей, представленных на рис. П.2: A_Salesman_claster, FGenTown, FDepoClaster, SFig1, SFig2.

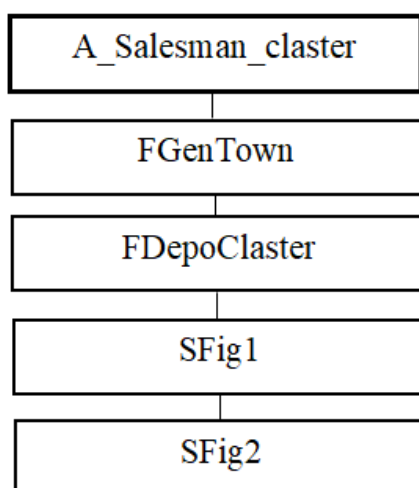


Рис. П.2. Модульная схема программы геопространственной
кластеризации

Поясним некоторые из применяемых в коде обозначений:

`N=26;` % число городов

`a=300;b=300;` % размер территории

`r=FGenTown(N,a,b)` % генерация координат городов

`TownName` – массив наименований городов (используется латиница)

`rTown` – массив координат городов

Для удобства работы с данными формируем в лексикографическом порядке обозначения городов.

`idx` – массив номеров кластеров

`C` – массив координат центров кластеров

`rCl=TownCl{i,3,:}`; % координаты городов в i-ом кластере

NameTownCl=TownCl{i,2,:}; % имена городов в кластере

rCl=TownCl{i,3,:}; % координаты городов в кластере

d=TownCl{i,5,:}; % номер города-депо в кластере

Листинг программы.

Геопространственная кластеризация зон патрулирования

A_Salesman_Cluster.m – головной модуль

```
clc;clear;
N=26; % число городов
a=300;b=300; % размер территории
r=FGenTown(N,a,b);
% Блок 1 – начало:
% формируем в лексикографическом порядке обозначения городов
r=round(r);
for i=1:N
    ro(i)=r(i,1)+1000*r(i,2);
end;
[ro,I]=sort(-ro);
rTown(:,1)=mod(-ro,1000);
rTown(:,2)=floor(-ro/1000);
% -----
TownName=[ 'a';'b';'c';'d';'e';'f';'g';'h';'i';'j';'k';'l';'m';...
            'n';'o';'p';'q';'r';'s';'t';'u';'v';'w';'x';'y';'z'];
% Блок 1 – конц
Town{1,:}=TownName;
Town{2,:}=rTown;
SFig1
r=rTown;
K=3; % число кластеров
rng(4); % установка генератора случайных чисел
[idx,C,sumd] = kmeans(r,K);
% -----
for i=1:K
    Ind=[];
    for j=1:N
        if idx(j,1)==i
            Ind=[Ind,j];
        end;
    end;
    rCl=r(idx==i,:);
    [centrCl,d] = FDepoCluster(rCl);
    TownCl{i,1,:}=Ind'; % Индексы городов в кластере
    TownCl{i,2,:}=TownName(Ind); % Имена городов в кластере
    TownCl{i,3,:}=rCl; % Координаты городов в кластере
    TownCl{i,4,:}=centrCl; % Центр кластера
    TownCl{i,5,:}=d; % Номер города-депо в кластере
    TownCl{i,6,:}=Ind(d); % Индекс депо в общем списке
end;
SFig1
SFig2
```

FDepoCluster.m

```
function [rC,d] = FDepoCluster(r)
n=size(r,1);
rC=mean(r);
Dist_rC=zeros(n);
    for i=1:n
        Dist_rC(i)=norm(r(i,:)-rC);
    end;
[min_norm,Imin]=min(Dist_rC);
d=Imin(1);
end
```

FGenTown.m

```
function r=FGenTown(N,a,b)
rng(0)
r = rand(N,2)*diag([a,b]);
```

SFig1.m

```
figure(1);clf;% -----
Name=TownName;
r=Town{2,:};
x=r(:,1);y=r(:,2);
for i=1:N
plot(x(i,1),y(i,1),'ob','LineWidth',2)
hold on;
end;
% -----
mymarker=['o','^','v','s','p','P','*','h','H','+','D'];
mycolor= ['r','g','b','m','y','r','g','b','c','m','y'];
htx=2;hty=3;
lrx=4; luy=4;
for i=1:N
text(x(i)+lrx*htx,y(i)+luy*hty,Name(i,:),...
    'HorizontalAlignment','center','FontSize',15)
end;
% -----
xlim([-25,325])
ylim([-25,325])
grid;
hold on
```

SFig2.m

```
figure(2);clf;
hold on
for i=1:N
    text(x(i)+lrx*htx,y(i)+luy*hty,Name(i,:),...
        'HorizontalAlignment','center','FontSize',15)
end;
for i=1:K
    rCl=TownCl{i,3,:}; % Координаты городов в кластере
    plot(rCl(:,1),rCl(:,2),mymarker(i,1),'color',mycolor(i,1),...
        'LineWidth',1,'MarkerSize',9);
```

```

        d=TownCl{i,5,:}; % Номер города-депо в кластере
        plot(rCl(d,1),rCl(d,2),mymarker(i,1),'color',mycolor(i,1),...
            'MarkerFaceColor',mycolor(i,1),'MarkerSize',12);
    hold on
end;
grid on;
plot(C(:,1),C(:,2),'kx','MarkerSize',9,'LineWidth',2)
%-----
xlim([-25,325])
ylim([-25,325])

```

Акт внедрения результатов диссертации



МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«МИРЭА – Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА



УТВЕРЖДАЮ

Первый проректор РТУ МИРЭА

И.И. Прокопов

» 2025г

АКТ О ВНЕДРЕНИИ

**результатов кандидатской диссертации Нгуен Тхань Конга на
тему «Алгоритмизация маршрутизации и видеомониторинга при
групповом патрулировании протяженных территорий
беспилотными летательными аппаратами»**

Настоящим актом подтверждается, что результаты кандидатской диссертационной работы аспиранта кафедры автоматических систем Нгуен Тхань Конг на тему «Алгоритмизация маршрутизации и видеомониторинга при групповом патрулировании протяженных территорий беспилотными летательными аппаратами» внедрены в учебный процесс кафедры автоматических системы Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА - в лекционных и практических занятиях по курсам: «Методы и технологии искусственного интеллекта», «Нейронечеткое управление в технических системах», а также используются при выполнении технологической практики и выпускных квалификационных работ студентами бакалавриата по направлению 09.03.01 «Информатика и вычислительная техника» с профилем «Интеллектуальные системы управления и обработки информации».

Директор Института ИИ

Научный руководитель института ИИ

Заведующий кафедрой АС

Магомедов Ш.Г.

Романов М.П.

Лютов А.Г.