

Санкт-Петербургский государственный университет

Задорожный Александр Сергеевич

Выпускная квалификационная работа

Разработка прототипа многосенсорной
системы отслеживания беспилотных
воздушных судов (БВС)

Уровень образования: бакалавриат

Направление *09.03.04 «Программная инженерия»*

Основная образовательная программа *СВ.5080.2021 «Программная инженерия»*

Научный руководитель:
д.ф.-м.н., проф. каф. СП О. Н. Граничин

Рецензент:
тех. директор и главный конструктор ООО “Мобил-груп” В. Ю. Васильев

Санкт-Петербург
2025

Saint Petersburg State University

Alexander Zadorozhnyy

Bachelor's Thesis

Development of a prototype of a multi-sensor tracking system for unmanned aerial vehicles (UAVs)

Education level: bachelor

Speciality *09.03.04 "Software Engineering"*

Programme *CB.5080.2021 "Software Engineering"*

Scientific supervisor:
Sc.D., prof. O. N. Granichin

Reviewer:
Technical Director and Main Constructor of "Mobil-Group" V. Y. Vasiliev

Saint Petersburg
2025

Оглавление

Введение	4
1. Постановка задачи	6
2. Обзор	7
2.1. Существующие коммерческие системы	7
2.2. Анализ методов сбора и обработки мультисенсорных данных	9
3. Архитектура	20
3.1. Требования к системе	20
3.2. Структура системы	22
4. Особенности реализации	26
4.1. Подсистема технического зрения	26
4.2. Подсистема акустического контроля	38
4.3. Подсистема интерактивной карты	41
5. Экспериментальное исследование	43
Заключение	45
Список литературы	47
Приложение А	55
Приложение В	57

Введение

В современном мире стремительное развитие беспилотных воздушных судов (БВС) представляет как новые возможности, так и значительные вызовы. Согласно исследованиям¹, мировой рынок БВС непрерывно растет так, что уже к 2033 достигнет более 150 млрд долларов. БВС активно применяются в различных областях: служба доставки, сельское хозяйство, мониторинг окружающей среды и др.². Однако наряду с положительными воздействиями повышается обеспокоенность по поводу несанкционированного использования БВС, включая шпионаж, незаконное наблюдение и потенциальное нанесение ущерба критически важной инфраструктуре [28]. Поэтому разработка эффективных систем для обнаружения и отслеживания БВС становится актуальной задачей.

При этом системы, обнаруживающие и отслеживающие не только БВС, но и другие воздушные объекты, приобретают еще большую ценность. Обеспечение безопасности воздушного пространства, а также наземных объектов требует передовых систем слежения, которые могут работать в реальном времени и адаптироваться к изменяющимся условиям. Многосенсорные комплексированные системы, объединяющие данные из различных источников, таких как акустические сенсоры, оптические камеры и тепловизоры, позволяют получить надежное и полное понимание ситуации в воздухе. Эти системы могут применяться в различных контекстах, включая защиту конфиденциальности, предотвращение несанкционированного наблюдения, а также охрану чувствительных территорий [6, 47].

Рассматривая более детально меры защиты от БВС, следует отметить возрастающую потребность в передовых системах, способных обнаруживать, отслеживать и при необходимости нейтрализовать несанкционированные полеты БВС. Согласно отчету Федерального Управле-

¹Precedence Research: Unmanned Aerial Vehicle Market Size, Share, and Trends 2024 to 2034 [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

²Новостной портал TAdviser: Беспилотные летательные аппараты в России [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

ния Гражданской Авиации США³, количество зарегистрированных в 2024 году инцидентов с применением БВС вблизи охраняемых объектов составляет более 100 случаев ежемесячно. Таким образом, традиционные системы противовоздушной обороны часто недостаточно эффективны для обнаружения малых и низколетящих БВС, которые могут избегать обнаружения радарами и действовать в городских условиях. Поэтому создание системы направленной на преодоление этих вызовов путем интеграции различных типов сенсоров, распределения обработки данных по нескольким узлам и возможности оперативной конфигурации используемых алгоритмов и сенсоров, позволит как повысить точность обнаружения, так и обеспечит избыточность и гибкость системы.

³U.S. Federal Aviation Administration (FAA): UAS Sightings Report [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

1. Постановка задачи

Целью ВКР является разработка прототипа многосенсорной системы отслеживания БВС, поддерживающей оперативную интеграцию и переключение различных современных технологий сбора и анализа данных, а также использующую новые теоретические результаты из области рандомизированных алгоритмов. В связи с этим были сформулированы следующие задачи:

1. Проанализировать современные системы мониторинга БВС, ориентированные на предотвращение несанкционированных действий, сформировать набор необходимых сенсоров для создания комплексированной системы.
2. Исследовать существующие алгоритмы сбора и обработки данных, выбрать наиболее подходящие к данной задаче, и протестировать их эффективность для обнаружения и классификации БВС в реальном времени.
3. Спроектировать архитектуру системы, обеспечивающую независимость от конкретных реализаций обработки данных и сенсоров.
4. Реализовать прототип, объединяющий в единую систему данные от выбранных сенсоров и выбранные алгоритмы, учитывая особенности взаимодействия различных аппаратных и программных компонентов.
5. Выполнить экспериментальное исследование по сравнению рандомизированных и классических подходов к задаче мониторинга БВС с точки зрения повышения скорости и точности принятия решений в условиях неопределённости.

2. Обзор

В этом разделе представлен анализ существующих отечественных и зарубежных систем мониторинга, ориентированных на решение задачи контроля за воздушным пространством. Особое внимание уделяется выбору сенсоров и их эффективной интеграции для повышения надежности и точности работы, а также методам обработки, полученных с них данных.

2.1. Существующие коммерческие системы

В условиях стремительного развития технологий БВС и увеличения их применения как в гражданских, так и в военных сферах, возникает необходимость в эффективных системах мониторинга и противодействия этим устройствам. Существующие решения отечественные и зарубежные, представляют собой важный шаг в обеспечении безопасности воздушного пространства, однако их функциональные возможности и подходы к обработке информации различаются.

В России активно развиваются системы отслеживания и противодействия БВС, однако большинство из них ориентировано на конкретные задачи и использует узкий спектр сенсоров⁴. Наиболее концентрированные исследования и разработки связаны с радиоэлектронной борьбой (РЭБ)⁵. Они предназначены для мониторинга воздушной обстановки и защиты критической инфраструктуры, например, нефтеперерабатывающие заводы, от несанкционированных полетов БВС. Также на рынке присутствуют системы, которые агрегируют данные от различных источников, включая радиолокаторы и оптические камеры, для мониторинга полетов БВС. Это позволяет отслеживать их полеты в реальном времени, анализировать их маршруты и выявлять потенциальные угрозы. Тем самым системы, использующие оптические камеры для отслеживания и защиты от БВС, обладают рядом преимуществ,

⁴Управление Федеральной службы войск национальной гвардии Российской Федерации по Алтайскому краю [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

⁵ФГУП «ЦНИИХМ»: Дайджест научно-технической информации № 2 (138) 2024 г. [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

как высокая точность визуальной идентификации объектов и возможность уточнения местоположения, однако ограничены физическими характеристиками устройства. Из-за этого в условиях плохой видимости их эффективность значительно снижается.

В США и Европе так же, как и в России, широко распространены системы, которые используют данные с радиочастотных сенсоров. Например, AntiDrone от GLORYAIR⁶, которая, как и многие другие, контролирует воздушное пространство, позволяя отслеживать координаты БВС в реальном времени. Однако эта система все еще сосредоточена на одном типе данных — радиосигналах.

Более продвинутыми являются такие мультисенсорные платформы, как CounterUAS от Anduril⁷ и TITAN от Palantir⁸, используемые в военных и гражданских целях. Эти системы объединяют данные с тепловизоров, камер видимого диапазона, лазерных дальномеров и других сенсоров, что помогает анализировать окружающую обстановку более универсально и эффективно.

Еще одним перспективным направлением является интеграция аудио сенсоров в систему отслеживания и противодействия БВС [12]. Примером такой системы является Sky Fortress (ранее — Zvook)⁹. Она состоит из тысяч акустических датчиков, объединённых в сеть с распределёнными узлами обработки данных. Сенсоры фиксируют звуковые сигналы, создаваемые двигателями БВС, заранее определяя их приближение даже в условиях отсутствия прямой видимости. Система использует алгоритмы машинного обучения для быстрого и точного определения воздушных угроз. Это позволяет оперативно реагировать на атаки, что делает её ключевым элементом противовоздушной обороны. Например, Sky Fortress уже сейчас применяется для противодействия низколетящим крылатым ракетам и БВС, что подчеркивает эффективность такого подхода.

⁶UAV detection and suppression system [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

⁷CounterUAS — Autonomous Aerial Defense [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

⁸Tactical Intelligence Targeting Access Node (TITAN) [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

⁹Zvook — Air Defence System [Электронный ресурс]. (Дата обращения 10.12.2024)

Существующие отечественные и зарубежные системы мониторинга БВС (табл. 1) демонстрируют высокую эффективность в узких задачах, но они часто ограничены работой с одним типом информации и не предусматривают возможность расширения спектра используемых технологий в дальнейшем без больших изменений, что делает их менее универсальными по сравнению с аналогами, которые используют комплексный подход.

Название	Радиоданные	Оптика	Тепловизор	Дальномер	Акустика
Российское ПО	+	+/-	-	+/-	-
AntiDrone	+	-	-	-	-
CounterUAS	+	+	+	+	-
TITAN	+	+	+	+	+
Sky Fortress	-	-	-	-	+

Таблица 1: Сравнение различных систем отслеживания БВС

Исходя из сравнительного анализа выше, для решения задач защиты от шпионажа и обеспечения безопасности критической инфраструктуры требуется создание собственной многосенсорной системы, способной агрегировать данные из различных источников.

2.2. Анализ методов сбора и обработки мультисенсорных данных

Последние достижения в области борьбы с несанкционированными БВС предлагают системы [7, 47], которые включают в себя мультисенсорный арсенал для надежного поддержания ситуационной осведомленности. Поэтому здесь рассматриваются ключевые особенности построения подобных систем, а также проводится анализ четырех основных методов: радиолокационный, оптический, тепловизионный и акустический.

2.2.1. Общие методики построения мультисенсорных систем

Использование нескольких типов сенсоров [12, 30] позволяет компенсировать недостатки каждого отдельного метода и обеспечить бесперебойную работу системы слежения за БВС при любых условиях. Ключевыми аспектами построения таких систем являются: единое сенсорное поле и обеспечение взаимодействия сенсоров между собой, алгоритмы обработки данных — применение глубокого обучения и методов классического ML, комплексирование — объединение данных от различных сенсоров для получения более полной информации об объекте, и, наконец, эффективная процедура принятия решений [15, 52], которая обеспечит адаптацию к изменяющимся условиям. Таким образом, система должна обеспечивать следующие функции.

1. **Обнаружение.** Для обнаружения подозрительного объекта система обрабатывает данные с сенсоров и извлекает необходимые признаки, на основе которых принимает решение относительно того, является ли обнаруженный объект БВС или другим небольшим объектом, например, птицей.
2. **Идентификация.** В случае классификации объекта как БВС, система должна проверить, является ли он авторизованным, в соответствии с чем обновляет уровень угрозы.
3. **Локализация.** Система определяет, где находится обнаруженный БВС и/или направляется ли он в чувствительную зону защиты, т.е. определяет его местоположение.
4. **Отслеживание.** В соответствии с уровнями угрозы система определяет, следует ли отслеживать обнаруженный БВС.
5. **Решение о нейтрализации.** Решения о нейтрализации БВС (предупреждение, дезорганизацию, выведение из строя) принимается с учетом присвоенного объекту уровня угрозы.

После того как была определена процедура принятия решений, следующим важным этапом является извлечение полезной информации от различных сенсоров, т. е. выполнение шагов 1, 3, 4.

2.2.2. Радиолокационный метод

Радар является традиционным сенсором для обнаружения БВС, который, по сравнению с другими, является практически единственным способным обеспечить обнаружение на большой дальности (до десятков километров [31]) и практически неизменную производительность при неблагоприятных условиях освещения и погоды. В рамках радиоэлектронной борьбы (РЭБ) уже разработано множество эффективных решений [56, 57], позволяющих успешно обнаруживать и подавлять БВС. Принцип их работы заключается в выполнении алгоритмов обработки радиолокационного сигнала и извлечения характерных признаков для автоматической классификации с помощью алгоритмов машинного обучения [32, 3, 23].

Однако несмотря на все преимущества, РЭБ все менее эффективна в последнее время [55, 56, 5]: БВС могут применять различные методы маскировки, такие как снижение радиолокационной заметности за счет специальных материалов, минимизация размеров, активное применение радиоэлектронного подавления и др. Таким образом, учитывая снижение эффективности метода и наличие уже готовых высококлассных решений, целесообразно использовать существующие технологии для радиолокационного обнаружения БВС, интегрируя их в общую систему.

2.2.3. Оптический метод

Среди других подходов к обнаружению БВС, которые были представлены ранее, особое место занимает оптика (рис. 1). Она считается удобным способом решения задачи благодаря своей надежности, точности и интерпретируемости [26]. Еще одним преимуществом являются быстро развивающиеся алгоритмы компьютерного зрения [10, 29, 44].

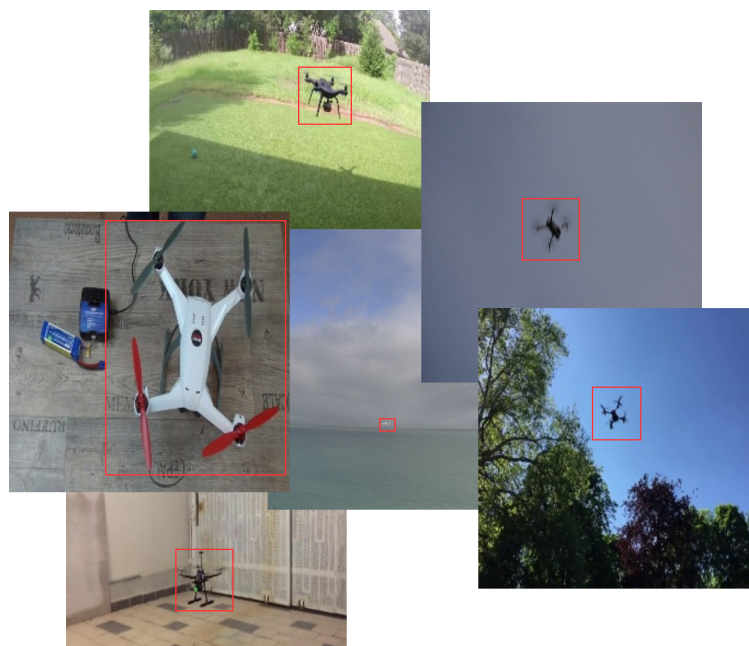


Рис. 1: Примеры вращающихся и неподвижных БВС

Таким образом, использование оптики с глубокими нейронными сетями является обязательным условием для разработки комплексированной системы слежения за БВС. Ниже перечислены основные этапы для интеграции предложенного метода в систему.

1. **Обнаружение.** Принципиально различают два подхода к выполнению рассматриваемого этапа — Motion Detection и Object Detection.

- **Motion Detection** предполагает использование различных методов для первоначального обнаружения всех движущихся объектов в кадре, позволяя оперативно обрабатывать большие объемы данных. Среди основных методов выделяются алгоритмы выделения фона (Background Subtraction) [19, 36] и разностного анализа кадров (Frame Differencing) [4]. Кроме того, широко применяются алгоритмы оптического потока, такие как метод Гуннара-Фарнебека и метод Лукаса-Канаде [53]. Эти алгоритмы позволяют определить векторное поле движения между последовательными кадрами, что способствует более точному отслеживанию динамики объектов,

однако требуют больших накладных расходов на дальнейший анализ (Приложение А рис. 14). После выделения областей, содержащих потенциальные объекты интереса, проводится их последующая классификация.

- **Object Detection** основан на применении сверточных нейронных сетей (CNN), в частности алгоритма YOLO (You Only Look Once) [51], для обнаружения и классификации объектов на изображении. Так, в работах [11, 50] используют именно YOLO для обнаружения и классификации БВС. Дополнительное использование метода SAHI (Slicing Aided Hyper Inference) [2] усиливает способность системы обнаруживать мелкие объекты, что особенно важно при мониторинге воздушного пространства [18].

Совместное использование обоих подходов существенно повышает эффективность и адаптивность системы слежения за БВС, компенсируя недостатки каждого отдельного метода.

2. Идентификация. Не менее важным шагом является точная идентификация объектов и реализация алгоритма слежения за выделенными целями в реальном времени.

- Среди методов идентификации БВС наиболее производительными являются алгоритмы **основанные на корреляционном анализе**. Алгоритмы Minimum Output Sum of Squared Error (MOSSE) [42] и Kernelized Correlation Filters (KCF) [16] способны быстро отслеживать БВС на видео в реальном времени. Однако оба метода могут испытывать сложности при отслеживании объектов с резкими изменениями и в условиях шумовых помех.
- **SORT и его модификация DeepSORT** [38, 49], основанные на фильтре Калмана [48], являются стандартными подходами для предсказания и коррекции состояния динамических систем. Применение фильтра Калмана [46] позволя-

ет сглаживать траектории движения и предсказывать положение объекта, однако его эффективность сильно ограничена при сложных маневрах БВС, когда динамика движения непредсказуема.

- **Siamese Region Proposal Network (SiamRPN)** [22] объединяет преимущества сиамских нейронных сетей и сетей выживания регионов, обеспечивая высокую точность идентификации и устойчивость к изменению масштаба, поворота и других деформаций объекта [21]. А реализация на графическом процессоре (GPU) обеспечивает работу в реальном времени.

3. **Определение расстояния до цели.** Для того, чтобы определить географическое местоположение объекта, для некоторых методов необходимо сначала вычислить расстояние до него.

- **Метод параллакса** [33] основан на явлении изменения видимого положения объекта при перемещении наблюдателя. Зная класс объекта и его реальные размеры, можно использовать одно изображение для оценки расстояния. Путем сравнения известных физических размеров БВС с их видимыми размерами на изображении, вычисляется удаленность цели. Этот метод эффективен при наличии информации о типе и габаритах БВС, что делает его не полностью универсальным.
- **Использование стереокамер позволяет получать карту глубины** путем имитации бинокулярного зрения человека [54]. Две камеры, расположенные на заданном базисном расстоянии, одновременно снимают объект с разных углов, что позволяет получить карту глубины, отображающую расстояние до каждой точки в пространстве. Однако метод обладает и своими недостатками, например, необходимость синхронизировать получение изображений с обеих камер [39]. И даже небольшой сдвиг в пару миллисекунд может быть критичен для оценки расстояния до БВС из-за высокой скорости.

- Современные достижения в области глубокого обучения позволили развить **методы монокулярной оценки глубины на основе нейронных сетей**. Так, например, модели Depth-Anything-V2 [13] или ml-depth-pro [14] могут построить карту глубины, используя только одно изображение с обычной камеры. Такие нейронные сети, обученные на больших наборах данных, способны извлекать пространственную информацию из контекстных и текстурных признаков изображения. Монокулярная оценка глубины особенно полезна в условиях, где использование стереокамер затруднено в связи с возможной потерей точности.

Как видно из анализа выше, выбор конкретного метода зависит от условий эксплуатации и доступного оборудования. Комбинация этих подходов позволит обеспечить более надежное и точное отслеживание БВС в различных ситуациях.

4. **Локализация.** Последний шаг обработки данных с оптических камер, заключается в вычислении координат БВС.

- Первый метод основан на **геометрических принципах триангуляции**. Зная точные параметры камер — их положение, ориентацию и внутренние характеристики, можно определить направление на объект из каждой камеры. Эти направления представляют собой прямые в пространстве. Теоретически, пересечение этих прямых дает местоположение БВС. Однако из-за погрешностей измерений и неточностей в данных прямые часто не сходятся в одной точке. Поэтому на практике используют методы оптимизации, например, метод наименьших квадратов, чтобы определить точку, минимизирующую отклонения от всех направляющих прямых.
- Алгоритм **Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA)** [41] является стохастическим методом оптимизации, эффективным при минимизации функций с боль-

шим числом переменных. В контексте определения местоположения БВС, зная расстояния до объекта от нескольких случайно расположенных сенсоров и известные позиции камер, можно сформулировать задачу как минимизацию функции потерь [20, 37, 40]. Она выражает разницу между измеренными расстояниями и расстояниями, вычисленными на основе предполагаемого местоположения БВС. SPSA позволяет эффективно корректировать оценку местоположения [59], вводя небольшие случайные изменения в переменные и анализируя изменение функции. Преимущество метода заключается в его устойчивости к шумам и неточностям в данных, что, например, является большой проблемой при синхронизации стереокамер, а также при некоторой модификации в способности быстро сходиться к оптимальному решению при ограниченном количестве итераций.

Следовательно, пересечение прямых предоставляет детерминированный подход к определению местоположения, требующий высокой точности параметров камер и измерений. Рандомизированный метод с использованием алгоритма SPSA является более гибким и устойчивым к неопределенностям, что делает его предпочтительным в условиях шума и неполноты данных. Таким образом, необходимо реализовать оба метода, сравнить их точность и скорость, а после выбрать наиболее удачное решение.

2.2.4. Тепловизионный метод

В отличие от оптических камер, тепловизионные работают в невидимом электромагнитном спектре. Они способны улавливать инфракрасное излучение, испускаемое всеми объектами в виде тепла, и чувствительны к длинному инфракрасному диапазону электромагнитного спектра (рис. 2).

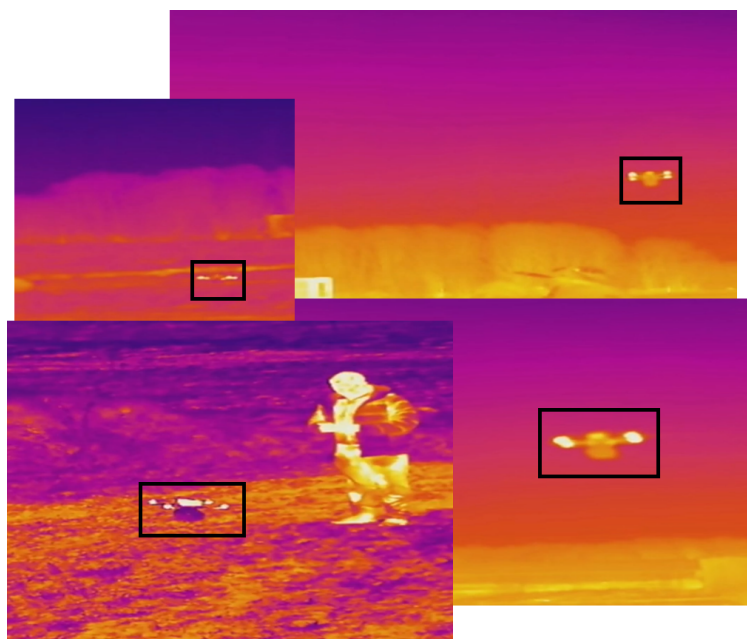


Рис. 2: Примеры вращающихся и неподвижных БВС, полученных при помощи тепловизора

К основным преимуществам такого типа камер можно отнести: возможность визуализации окружающей обстановки независимо от внешнего освещения или погодных условий, работа в полной темноте, повышенная устойчивость к изменениям освещенности, по сравнению с традиционными оптическими камерами. При этом метод обладает и своими недостатками, а именно более низкое разрешение изображений, стоимость тепловизоракратно выше камеры, чувствительность к небольшим насекомым, которые при маленьком расстоянии очень напоминают БВС.

Известно, что тепловизоры используются в некоторых системах разрабатываемого типа, однако опубликованных работ, касающихся непосредственно обнаружения, отслеживания и классификации летающих БВС с использованием стационарных тепловых датчиков в каких-либо условиях, не удалось найти. В наиболее приближенных к тематике ВКР публикациях [27, 43], авторы рассматривают некоторые проблемы, связанные с тепловизионными камерами, направленными на БВС. В работе [25] продемонстрировали, как Inception v3 [34] можно эффективно использовать для распознавания лиц по тепловизионным изображениям низкого разрешения. И если рассматривать задачу трекинга для та-

кого типа камер, то согласно исследованию [9], достаточно применить метод корреляционного фильтра с ядром (KCF), используемый для создания нескольких слабых трекеров путем использования признаков, извлеченных из различных сверточных слоев VGG-19, предварительно обученных на ImageNet.

Таким образом, интеграция тепловизоров в систему обнаружения не представляет значительных программных сложностей, поскольку принцип анализа теплового излучения аналогичен работе оптических камер, при этом есть технологические сложности при работе с физическим устройством. Тепловизионные данные же предоставляют ценные возможности, каких нет у обычной камеры, т.е. обнаружение объектов в условиях низкой видимости (туман, дым, темнота), что существенно расширяет функциональность системы.

2.2.5. Акустический метод

Акустические системы основаны на регистрации звуков, издаваемых БВС, преимущественно от работы лопастей и двигателей. Микрофоны или массивы микрофонов позволяют определить направление на источник звука и приблизительное расстояние до него.

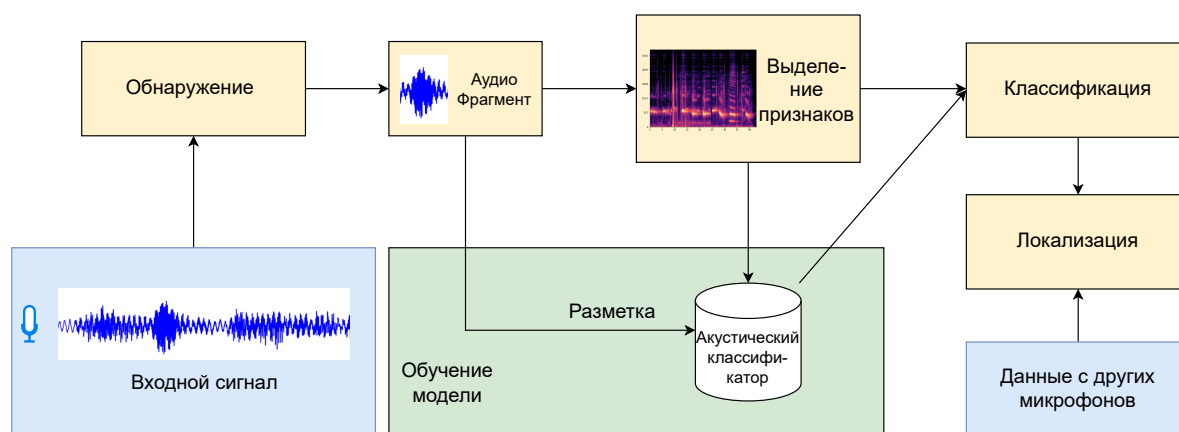


Рис. 3: Схема работы акустического метода

Общая система обнаружения звуковых событий (рис. 3) состоит из четырех основных модулей:

1. **Обнаружение** предназначено для улавливания целевого звука в реальной записи с помехами.
2. **Выделение признаков** относится к созданным человеком признакам, которые могут быть извлечены для использования в качестве входных данных для классификатора или к автоматическому извлечению признаков из необработанного сигнала при использовании нейронных сетей.
3. **Классификация** присваивает вероятности извлеченных признаков соответствующему классу.
4. **Локализация** заключается в агрегировании данных с нескольких сенсоров и определения местоположения БВС.

В работе [17] предложили систему, в которой использовали MFCC-Features и классификатор SVM для обнаружения БВС, а основе нее была представлена улучшенная система мониторинга [24], куда на вход подавались свойства спектра из быстрого преобразования Фурье (Мел-спектрограммы). В итоге была достигнута точность 86% за счет создания класса фоновых шумов (UrbanSound8K [35]). В последующих исследованиях авторы продолжают развивать эту идею, в результате чего были получены модели VGGish [45] и YAMNet [1].

Что касается локализации, её можно выполнять аналогично методу, описанному для оптических камер 2.2.3, а именно использовать алгоритм SPSA [20]. На основе полученных данных от микрофонов, предварительно откалиброванных на эталонных звуках, согласно работам [8, 58], можно получить уровень дБ, после чего вычислить расстояние до БВС с некоторой погрешностью и применить сам алгоритм.

Таким образом, основными преимуществами акустических сенсоров являются их пассивность и невысокая стоимость. Несмотря на проблемы в условиях высокого уровня фонового шума и наличие различных факторов, влияющих на распространение звука, сеть из таких датчиков является необходимым условием для создания эффективной системы.

3. Архитектура

Основываясь на проведенном анализе современных решений и актуальных методов противодействия БВС (раздел 2), для наглядного представления взаимодействия разрабатываемой системы с внешними акторами была составлена диаграмма вариантов использования (рис. 4). Далее в разделе представлены требования и сама архитектура разработанной системы.

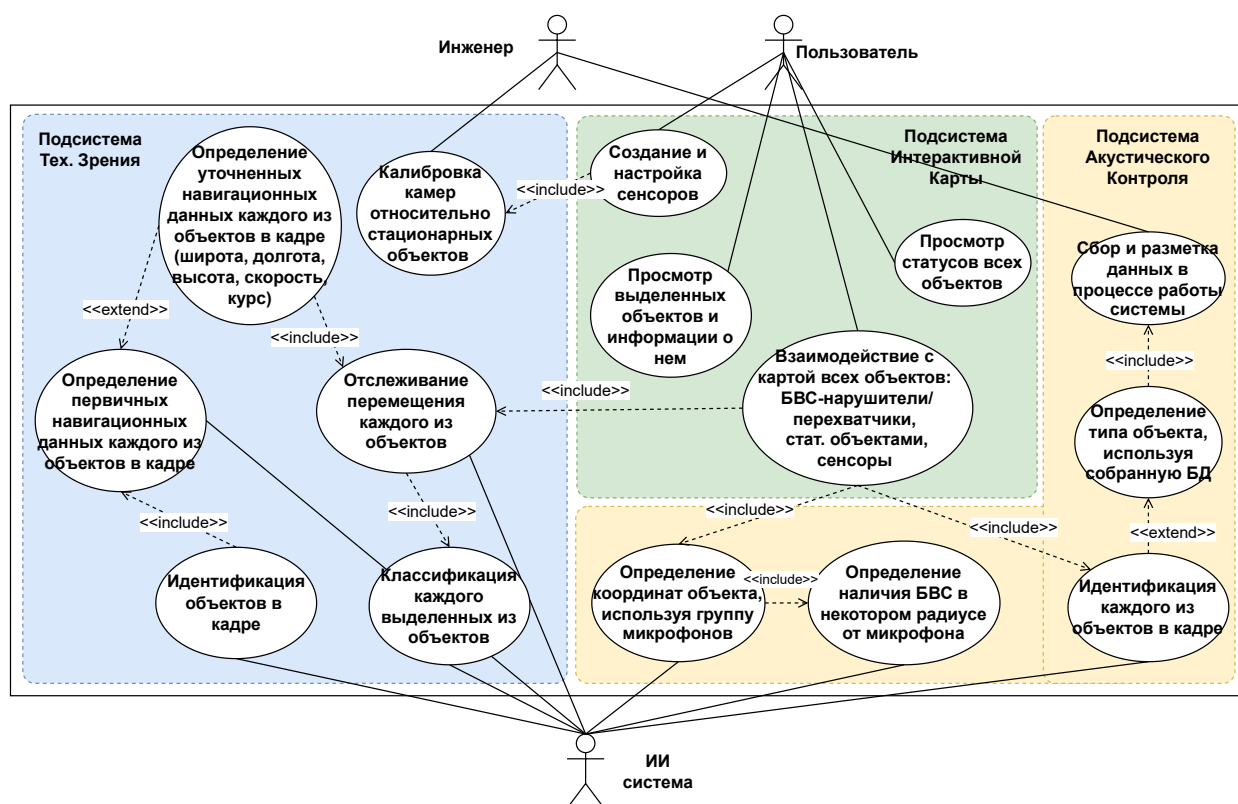


Рис. 4: Диаграмма вариантов использования разрабатываемой системы

3.1. Требования к системе

Сбор данных с различных сенсоров. Система должна обеспечивать интеграцию с разнородными сенсорами, включая оптические и тепловизионные камеры, а также акустические датчики. Для корректной работы требуется непрерывный сбор данных в реальном времени с минимальными прерываниями.

Автоматическая калибровка сенсоров. Для минимизации погрешностей и обеспечения согласованности данных система должна автоматически калибровать сенсоры. Это включает настройку параметров чувствительности, устранение шумов и синхронизацию временных меток между устройствами. Калибровка выполняется при старте системы, а также периодически в процессе работы, что гарантирует актуальность данных даже в условиях изменяющейся среды (например, перепады освещения или температуры).

Обработка данных. Система должна обеспечивать модульную обработку данных с возможностью легкой замены алгоритмов фильтрации, классификации и анализа. Архитектура должна поддерживать интеграцию различных методов машинного обучения и обработки сигналов через стандартизированные интерфейсы для адаптации под конкретные задачи.

Трекинг объектов. Необходимо обеспечить непрерывное отслеживание всех подозрительных объектов с использованием алгоритмов трекинга. Должна сохраняться история перемещений объектов в хронологическом порядке, включая координаты, скорость и направление движения, для дальнейшего ретроспективного анализа.

Визуализация данных Система должна формировать интерактивную карту, на которой отображаются текущие позиции объектов, их траектории и уровни угроз. Интерфейс оператора включает панель управления для настройки параметров сенсоров, фильтрации данных.

Производительность Обработка данных должна выполняться в режиме реального времени, что критически важно для своевременного реагирования на угрозы. Система должна быть оптимизирована для работы при увеличении количества сенсоров, сохраняя стабильную производительность.

Масштабируемость Архитектура системы должна позволять масштабировать количество подключаемых сенсоров без необходимости перепроектирования ядра системы.

3.2. Структура системы

Теперь, когда были обозначены требования, ключевой задачей этого раздела остается описание архитектуры системы, обеспечивающей интеграцию разнородных сенсоров, распределенную обработку данных. Далее была спроектирована модульная архитектура, разделенная на функциональные подсистемы, взаимодействующие через стандартизированные интерфейсы (рис. 5).

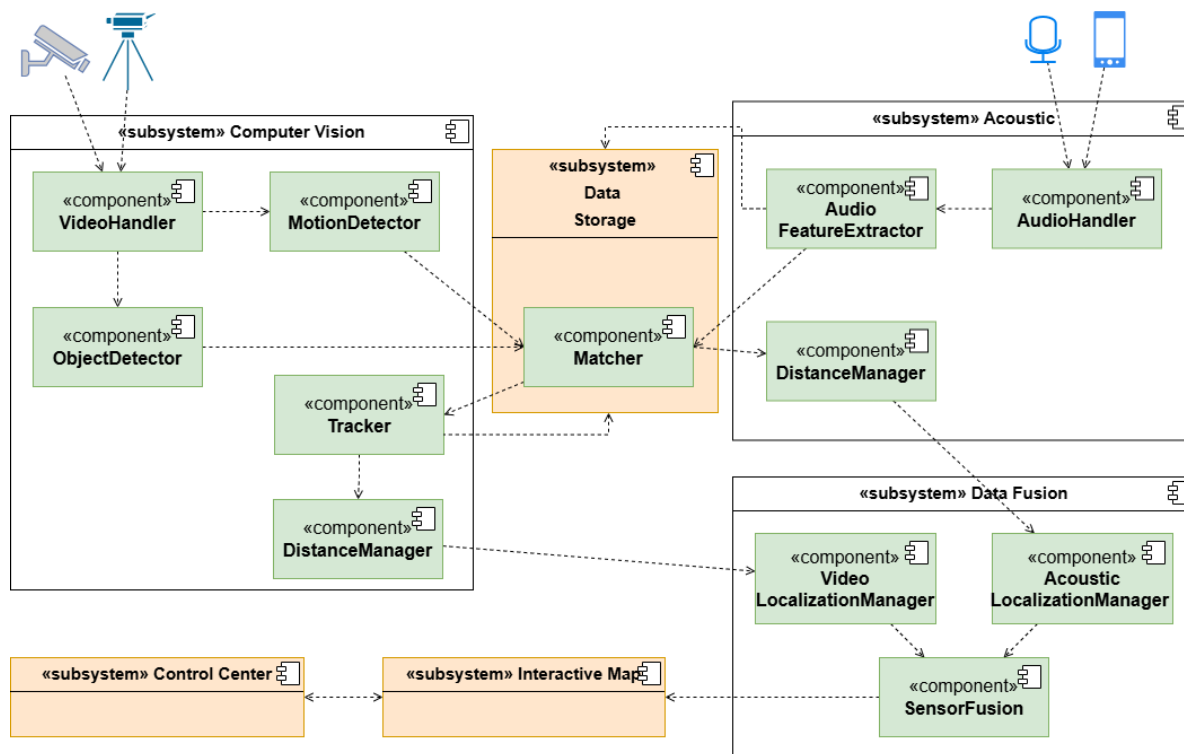


Рис. 5: Диаграмма компонентов

Архитектура системы включает следующие подсистемы и компоненты (зеленым выделены элементы, реализованные мной; оранжевым — компоненты, реализация которых была делегирована другими сотрудниками):

1. Подсистема Computer Vision:

- компонент **VideoHandler** содержит реализации приема и пре-добработка видеопотоков в различных форматах и для разных устройств. При этом для того, чтобы добавить новый

источник, необходимо лишь реализовать логику получения изображения, не задумываясь об архитектурных нюансах.

- компоненты **MotionDetector** и **ObjectDetector** реализуют различные алгоритмы для обнаружения объектов в различных окружающих условиях, где интеграция нового подхода осуществляется за счет добавления нового класса, реализующего исключительно суть алгоритма и удовлетворяющего некоторому интерфейсу.
- компонент **Tracker** и **DistanceManager** необходимы для обеспечения точного мониторинга и анализа перемещений БВС. **Tracker** отвечает за непрерывное отслеживание объектов, прогнозирование движения с использованием адаптивных алгоритмов. **DistanceManager** вычисляет точное расстояние до объекта, используя различные алгоритмы, зависимости от данных и типа сенсора.

2. Подсистема **Acoustic** построена аналогично подсистеме компьютерного зрения, где каждый из компонентов **AudioHandler**, **FeatureExtractor** содержат специфичные для аудио данных реализации тех или иных алгоритмов.
3. В задачи компонентов подсистемы **Data Fusion**, а именно **Video LocalizationManager** и **Acoustic LocalizationManager**, входит агрегация данных по обнаруженным БВС с соответствующих обработчиков. Каждый из них содержит несколько методов, позволяющих компенсировать искажения отдельного сенсора, а после, синхронизировав время поступления данных, определить точное местоположение
4. Все подсистемы синхронизируются через **Data Storage**, что обеспечивает согласованность данных, а компонент **Matcher** позволяет независимо от типа данных определить, был ли объект уже обнаружен системой или появился впервые.

5. Помимо описанных компонентов, система также нуждается в реализации **Control Center** и **Interactive Map**.

Поскольку все нейросетевые методы и большинство алгоритмов, используемые в работе, построены на Python фреймворках, этот язык программирования был выбран и для реализации прототипа всего инструмента.

1. **Numpy==2.2.0** — один из ключевых инструментов в экосистеме Python для работы с данными и выполнения вычислений. Она предоставляет большие возможности для анализа и манипуляции с данными.
2. **PyTorch==2.5.0** — открытая библиотека машинного обучения для языка программирования Python. Библиотека предоставляет мощные возможности для работы с тензорами и построением нейронных сетей. PyTorch используется как в исследовательских, так и в производственных целях, предлагая гибкость и высокую производительность для широкого спектра задач машинного обучения, включая компьютерное зрение, обработку естественного языка и многое другое.
3. **Ultralytics==8.3.50** — библиотека для работы с компьютерным зрением, специализирующаяся на задачах обнаружения объектов, сегментации и классификации изображений. Известна своей реализацией YOLO (You Only Look Once), обеспечивающей высокую скорость и точность обработки видео и изображений в реальном времени.
4. **Librosa==0.10.2** — библиотека для анализа и обработки аудиосигналов, предоставляющая инструменты для извлечения ключевых характеристик звука, таких как MFCC, спектрограммы и темп. Широко используется в задачах распознавания речи, классификации музыки и анализа звуковых паттернов.

5. **Flask==3.1.0** — легковесный фреймворк для создания веб-приложений на Python. Предоставляет минималистичный набор инструментов для разработки API. В проекте используется для формирования сжатого видеопотока для дальнейшей отправки на frontend.
6. **FastAPI==0.115.0** — это современный, высокопроизводительный web-фреймворк для создания API с использованием современных практик разработки, который полностью соблюдает стандарты для документации и взаимодействия с API.
7. **Redis==5.2.0** — высокопроизводительная in-memory база данных, используемая для хранения информации об объектах, синхронизации между сенсорами и вычислителями, а также работы с очередями. Поддерживает различные структуры данных, что делает ее универсальным инструментом для повышения производительности приложений.

4. Особенности реализации

В этом разделе представлены детали реализации прототипа многосенсорной системы отслеживания БВС. Основное внимание уделено основным компонентам системы, их взаимодействию и функциям, которые они выполняют. В завершение раздела описана интеграция backend-решения и подсистемы интерактивной карты в единое решение.

4.1. Подсистема технического зрения

В первую очередь в работе была реализована обработка визуальных данных с различных камер. На приведенной ниже схеме (рис. 6) продемонстрировано более детальное описание подсистемы технического зрения из диаграммы компонентов (рис. 5). Далее в разделе описаны отдельные элементы, специфичные для каждого типа камеры, при этом pipeline работы не зависит от конкретных методов, за счет чего в дальнейшем можно удобно добавлять как новые типы камер, так и реализовывать другие алгоритмы обработки изображений без дополнительных изменений в самой системе.

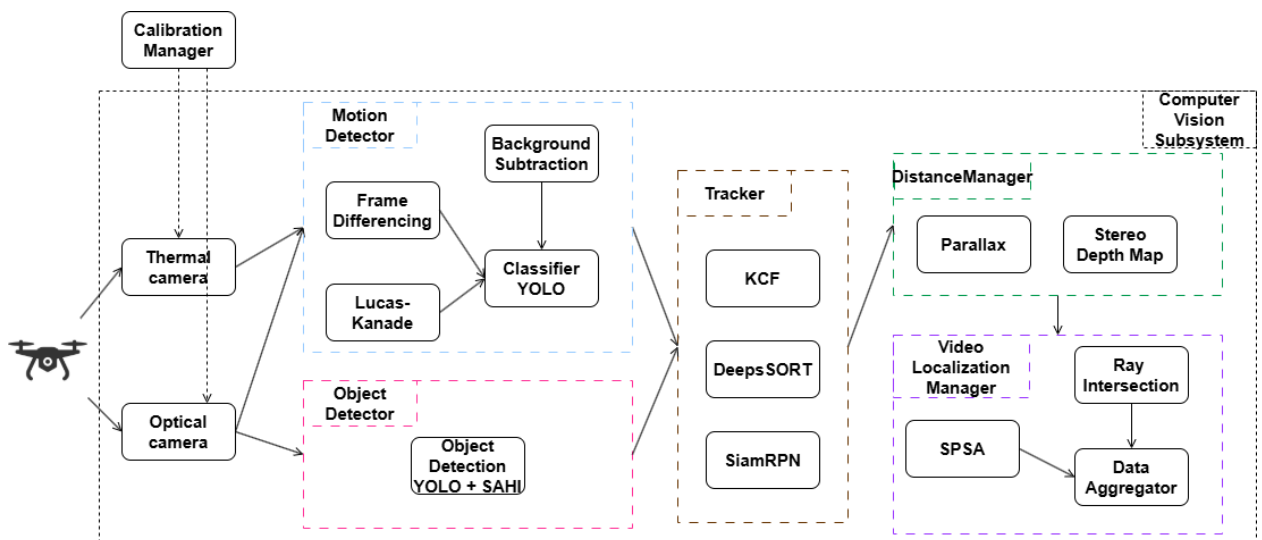


Рис. 6: Общая схема обработки визуальных данных

4.1.1. Первичная настройка камер

Перед тем как переходить к непосредственному решению задачи отслеживания БВС, необходимо рассмотреть вопрос позиционирования сенсоров. Именно точное определение местоположения камер позволяет корректно интерпретировать данные. В системе у `CalibrationManager` (рис. 6) реализовано четыре метода калибровки:

1. **Калибровка на основе равномерного распределения камер.** Метод `calibrate_uniform_distribution()` предполагает, что камеры равномерно распределены вокруг центра n -угольника, при этом известны широта и долгота одной из камер. При этом точность метода зависит от равномерности физического расположения камер.
2. **Калибровка на основе азимутов камер и одного объекта с известными параметрами.** Если известны направления куда смотрят камеры, то можно воспользоваться методом `calibrate_using_single_object()`, который использует калибровочный объект с известными размерами и местоположением.
3. **Калибровка на основе географического местоположения камер и одного объекта.** Для работы метода `calibrate_using_known_location()` предполагается, что местоположение камер известно, но требуется уточнить их ориентацию. На основе положения калибровочного объекта в кадре и геометрических расчетов определяется направление каждой из камер.
4. **Калибровка на основе трех объектов с известными параметрами.** Наиболее сложный метод `calibrate_using_three_objects()` не требует предварительного знания о местоположении камер. Для его работы используется три идентичных калибровочных объекта с известными координатами и размерами. Метод необходим для ситуаций, когда ничего неизвестно о самих сенсорах, однако нужно хотя бы примерно понимать их расположение.

4.1.2. Обнаружение движущихся объектов

В рамках системы был реализован `MotionDetector`, который на основе данных об окружающей среде, использует один из классов обнаружения движения в кадре (`Motion Detection`). При этом, чтобы иметь возможность быстро адаптироваться к изменяющимся условиям обеспечена возможность их динамического переключения в реальном времени.

Background Subtraction. Класс `BSDetector` выделяет движущиеся объекты путем вычитания фонового изображения из текущего кадра. Фон моделируется с использованием статистических методов, например, гауссово распределение. Метод эффективен в условиях статичного фона, но чувствителен к изменениям освещения и движению фоновых объектов. Поэтому он применяется, когда камеры расположены практически перпендикулярно к небу, без посторонних движущихся объектов.

Frame Differencing. Класс `FDDetector` прост в реализации и устойчив к изменениям освещения, однако может пропускать медленно движущиеся объекты из-за вычисления разности между двумя последовательными кадрами. Поэтому он используется, когда на фоне есть различные деревья и другие подобные объекты.

Lucas-Kanade optical flow. Для того, чтобы иметь возможность обнаруживать сложные движения в системе был реализован класс `LKDetector`, где используются локальные аппроксимации. Благодаря этому он не только является производительным и может применяться в реальном времени, но и эффективным для обнаружения небольших движений.

4.1.3. Обнаружение объектов при помощи YOLO

Для обнаружения известных классов объектов (а также статических объектов, которые невидимы для `Motion Detector`'ов), предлагается использовать `ObjectDetector`, который бы позволил выделять сразу все объекты требуемых классов. В частности, дабы показать универсальность системы и возможность дальнейшей конфигурации различных

параметров, был реализован **YOLODetector**, где последняя (11) версия YOLO (Приложение А рис. 15) позволяет обнаруживать объекты и классифицировать их в одном проходе, что обеспечивает высокую скорость обработки, при этом по результатам сравнений демонстрирует значительные улучшения по сравнению с предыдущими версиями как в точности, так и скорости работы.

Набор данных. Для обучения YOLO требуется размеченный набор данных, содержащий изображения БВС и других объектов. Данные размечаются с указанием классов и координат объектов. Нашей командой был собран датасет из различных источников: примерно 100 тыс. размеченных изображений из открытых источников и более 100 тыс. изображений, полученных с полетов БВС проведенных компаниями, размечено вручную.

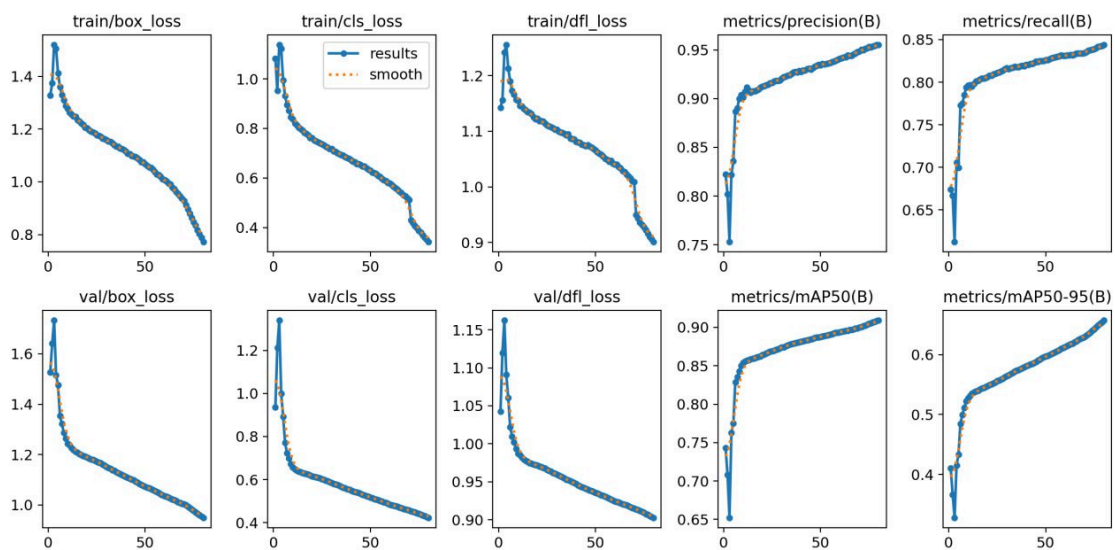


Рис. 7: Результаты обучения YOLOv11m

Обучение сети. На собранном наборе данных была обучена YOLO-v11 модификация *m*, так как модель с большим количеством параметров было невозможно запустить на аппаратном оборудовании, чтобы была возможность обрабатывать несколько видеопотоков в реальном времени.

В результате обучения удалось достичь точности mAP_{50} равной 0.91 (рис. 7) на тестовой выборке. При этом для лучшего качества распознавания небольших объектов в единую систему интегрирована модифицированная версия **YOLOSAHIDetector**, где была применена техника *SAHI*, благодаря которой увеличена дальность обнаружения небольших БВС.

4.1.4. Идентификация объектов на оптической камере

После успешного обнаружения объекта возникает задача его идентификации на последующих кадрах видеопотока. Это особенно важно в случаях, когда в поле зрения камеры одновременно находятся несколько БВС и необходимо точно определить траекторию каждого из них. Для решения этой задачи (компонент **Tracker**) реализованы различные алгоритмы (раздел 2.2.3), каждый которых имеет свои преимущества и ограничения, связанные с точностью, устойчивостью к изменениям масштаба, вычислительной сложностью, а также может взаимозаменяемо использоваться в зависимости от требований пользователя.

Название	Скорость, мс	Точность, %	Резкие маневры	Небольшие объекты	Выход за пределы кадра	Пересечение схожих объектов
MOSSE	2-5	50-60	Низкая	Низкая	Низкая	Низкая
KCF	5-10	60-70	Средняя	Низкая	Низкая	Низкая
SORT	10-20	70-80	Средняя	Низкая	Средняя	Низкая
DeepSORT	20-40	80-90	Высокая	Средняя	Средняя	Средняя
SiamRPN	30-50	90-95	Очень высокая	Высокая	Высокая	Высокая

Таблица 2: Сравнение различных методов идентификации БВС

В результате сравнения на собственных данных (табл. 2), было установлено, что наилучшей точностью и устойчивостью обладает модифицированный трекер **SiamRPNTracker** на основе дообученной на БВС SiamRPN (Siamese Region Proposal Network). Этот метод демонстрирует высокую производительность в условиях динамически изменяющихся сцен, что делает его наиболее подходящим для задач отслеживания БВС, что соотносится с теоретическими выводами.

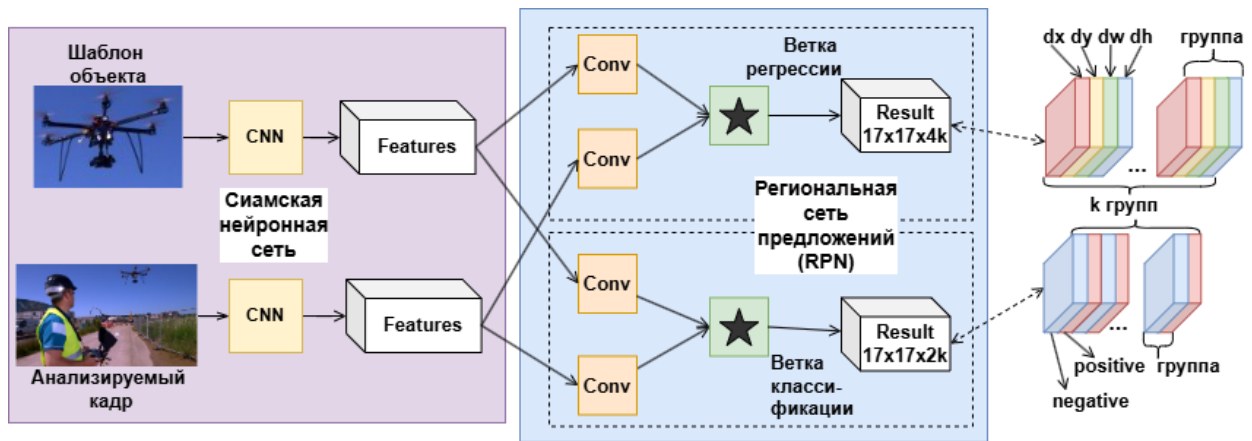


Рис. 8: Архитектура сети SiamRPN

Принцип работы SiamRPN заключается в следующем (рис. 8): на начальном кадре выделяется объект, который требуется отслеживать, и его представление сохраняется в виде эталонного изображения, после сиамская сеть сравнивает это изображение с предсказанными регионами на текущем кадре, вычисляя степень схожести, и определяет текущее положение объекта. Этот подход позволяет эффективно отслеживать объекты даже в условиях частичных наложений объектов, изменений масштаба и фона, что особенно важно при работе с БВС, которые могут быстро менять свою траекторию и внешний вид.

4.1.5. Тепловизионные камеры

Использование тепловизионных камер особенно важно в условиях ограниченной видимости, как ночное время суток, туман или дым. Обработка данных во многом аналогична обработке изображений с оптических камер. Как показано на рис. 6, процесс обработки тепловизионных камер укладывается в общую схему, а значит должен включать этапы обнаружения и идентификации объектов. Для обнаружения БВС используется метод Motion Detection, описанный в разделе 4.1.2. Этот подход эффективен для тепловизионных камер, так как движущиеся объекты по типу БВС обычно имеют ярко выраженную тепловую сигнатуру, которая хорошо выделяется на фоне статичной среды. Так, Background Subtraction (BSDetector) и Frame Differencing (FDDetector) позволяют надежно детектировать объекты.

Для идентификации объектов в тепловизионных кадрах используется **KCFTracker**. Несмотря на результаты сравнения для оптических камер (табл. 2), он обеспечивает высокую скорость работы и обладает достаточной точностью для задач, связанных с тепловизионными изображениями. Рассматриваемые изображения имеют меньшую детализацию и не позволяют точно различать объекты одного типа, например, два одинаковых БВС. Тепловая карта таких объектов практически идентична, что делает излишним применение более сложных методов идентификации.

4.1.6. Локализация

После успешного обнаружения и идентификации всех потенциальных целей следующим этапом является оценка их географического местоположения (компонент **VideoLocalizationManager**).

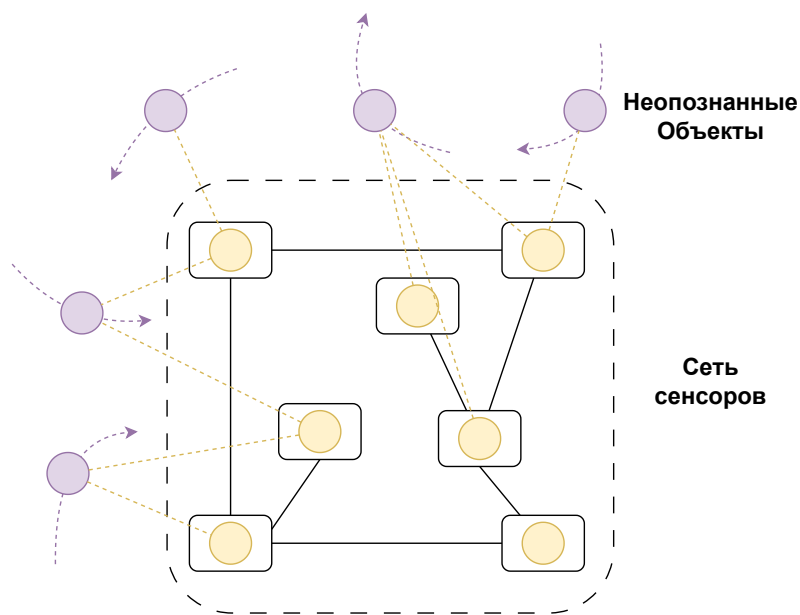


Рис. 9: Обработываемая системой модель сети в момент времени t

Так, в любой момент времени система работает в следующих условиях (рис. 9) и каждый из сенсоров (камер) имеет информацию о группе целей относительно своей позиции. Далее системе необходимо на основе их всех принять решение, где на самом деле находится БВС. За реализа-

цию описанной выше логики отвечает класс `LocalizationManager`, оперирующий различными видами `Estimator`'ов. При этом система предоставляет унифицированный интерфейс добавления и реализации новых `Estimator`'ов, которые будут автоматически включены в общий процесс локализации после перезагрузки.

Первый подход к решению задачи локализации, реализованный в системе `RayIntersectionEstimator`, состоит в анализе пересечения прямых линий в трехмерном пространстве, которые представляют собой направления от сенсоров к обнаруженным БВС (Приложение А рис. 16). Ниже представлены основные шаги алгоритма.

1. **Построение трехмерной прямой в пространстве.** При обнаружении БВС сенсором определяется направление на объект, которое в дальнейшем представляется в виде прямой линии в трехмерном пространстве. Для этого используются координаты сенсора и вектор направления на БВС. Прямая задается параметрически:

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{r}_0 + t\mathbf{v},$$

где $\mathbf{r}_0$ — положение сенсора, $\mathbf{v}$ — единичный вектор направления на объект, t — параметр.

2. **Проверка наличия объекта с тем же локальным идентификатором.** После построения прямой необходимо определить, относится ли она к уже существующему объекту в системе отслеживания:

- если **объект был ранее обнаружен**, необходимо обновить прямую для него;
- если **объект замечен впервые** определить, пересекается ли новая прямая с одной из уже существующих линий с учетом допустимой близости. Если нет, то предполагается, что обнаружен новый объект, иначе запись добавляется к уже существующему в системе.

3. **Определение координат объекта методом наименьших квадратов.** Для более точного определения местоположения БВС используется метод наименьших квадратов (МНК). Формально, если имеются N прямых, заданных точками $\mathbf{r}_i$ и направлениями $\mathbf{v}_i$, задача сводится к решению следующей оптимизационной проблемы:

$$\min_{\mathbf{x}} \sum_{i=1}^N d_i^2,$$

где d_i — кратчайшее расстояние от искомой точки $\mathbf{x}$ до i -й прямой. Кратчайшее расстояние от точки до прямой выражается как:

$$d_i = \frac{\|(\mathbf{x} - \mathbf{r}_i) \times \mathbf{v}_i\|}{\|\mathbf{v}_i\|}$$

Решение оптимизационной задачи обеспечивает наилучшую оценку положения БВС с учетом всех доступных измерений.

`RayIntersectionEstimator` позволяет эффективно определять положение БВС в трехмерном пространстве на основе данных от множества сенсоров. Использование МНК для интеграции информации от различных источников повышает точность и надежность системы отслеживания, что является критически важным для выполнения задач мониторинга и управления.

Помимо классического метода локализации БВС, основанного на пересечении направляющих линий, реализован `SPSAEstimator` на основе Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA) [59], который позволяет эффективно оптимизировать оценку местоположения объекта, минимизируя влияние погрешностей как каждого отдельного сенсора, так и внешних помех в целом. Его основные шаги представлены ниже:

- пусть в момент времени t сенсор k может общаться с соседями из множества N_t^k и получает оценку на расстояние до объекта j равную $\hat{\theta}_t^{k,j} = \hat{\theta}_t^j + w_t^{k,j}$;

- пусть $\hat{\Delta}_k^i, k = 1, 2, \dots, i \in N$ наблюдаемые последовательности независимых случайных векторов из R^{md} с распределением Бернулли;
- для объекта i введем начальное приближение $\hat{\theta}_0^i$, положительный шаг α , коэффициент усиления γ и последовательности неотрицательных чисел $\{\beta_k^+\}$ и $\{\beta_k^-\}$, где $\beta_k = \{\beta_k^+\} + \{\beta_k^-\} > 0$;
- построим последовательность точек наблюдения $\{x_t^i\}$ и оценок $\{\hat{\theta}_t^i\}$ общего вектора состояния всех целей по следующему алгоритму:

$$\begin{cases} x_{2k}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i + \beta \hat{\Delta}_k^i \\ x_{2k-1}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i - \beta \hat{\Delta}_k^i \\ \hat{\theta}_{2k-1}^i = \hat{\theta}_{2k-2}^i \\ \hat{\theta}_{2k}^i = \hat{\theta}_{2k-1}^i - \alpha \left[\hat{\Delta}_k^i \frac{y_{2k}^i - y_{2k-1}^i}{2\beta} + \gamma \sum_{j \in N_t^i} b_t^{i,j} (\hat{\theta}_{2k-1}^i - \hat{\theta}_{2k-1}^j) \right] \end{cases} \quad (1)$$

Для работы **SPSAEstimator** необходимо в каждый момент времени иметь оценки на расстояние до объекта. Для решения этой задачи был реализован класс **DistanceManager**, который управляет несколькими процессами со своими **DistanceEstimator**'ами, каждый из которых обладает своими преимуществами и ограничениями (табл. 3).

1. **Определение расстояния методом параллакса.** Реализация класса **ParallaxDistanceEstimator** основана на явлении параллактического смещения и предусматривает вычисление дистанции на основе измерений длины одной из сторон (базиса – АВ) и двух углов А и В в треугольнике АСВ. Определить дистанцию до объекта можно по формуле:

$$Z = \frac{L}{2 \sin \alpha/2}, \quad (2)$$

где Z — расстояние до объекта, L — базис, α — угол смещения. Таким образом, для работы **ParallaxDistanceEstimator** необхо-

димо либо иметь подвижную камеру, либо заранее знать размеры объекта, следовательно, его можно применять только после того, как будет известен класс объекта. Это в свою очередь накладывает свои ограничения на его применение.

2. **Вычисление расстояния до наблюдаемого объекта по изображениям со стереокамер.** На рис. 10 приведена схема `StereoDistanceEstimator`, где расстояния до объекта вычисляется по формуле (3).

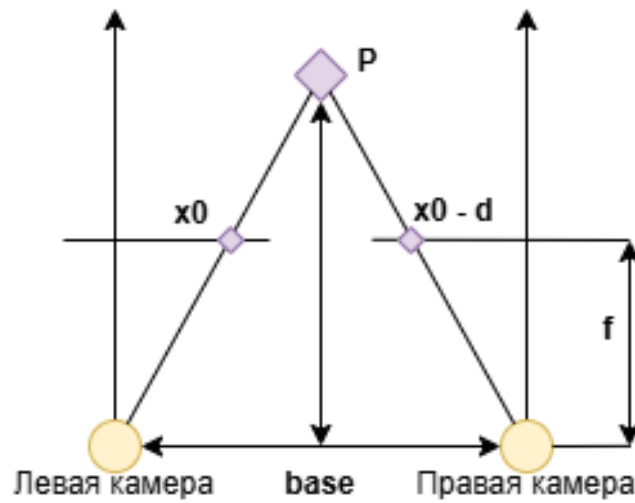


Рис. 10: Схема работы стереокамер

$$Z = f * \frac{base}{d}, \quad (3)$$

где Z — искомая дистанция до предмета, f — фокусное расстояние камеры стереопары, $base$ — расстояние между стереопарой, d — диспаратность точки x_0 объекта P .

Используемый метод накладывает ограничение в количество камер для вычисления расстояния до БВС, при этом он достаточно универсален и не зависит от реальных размеров объекта.

3. **Определение расстояния, используя нейросетевой подход.** В системе реализованы `DAV2DistanceEstimator` и `MLDPDistanceEstimator`, которые позволяют получить монокулярную карту

глубин сразу для всего изображения, используя нейронные сети Depth-Anything-V2 и ml-depth-pro соответственно. Как можно увидеть на рис. 11 глубинные карты, полученные с помощью нейросетевых моделей, демонстрируют визуальную согласованность с оригинальной сценой. Глубины объектов корректно варьируются в зависимости от расстояния до камеры, а границы объектов определяются достаточно чётко.



Рис. 11: Пример монокулярной карты глубин

Таким образом, метод избавляет систему от процесса калибровки и знания точных размеров, однако накладывает относительно высокую вычислительную нагрузку и оставляет артефакты в предсказаниях при нестандартных ракурсах или в условиях плохой освещённости, что сказывается на точности.

Характеристика	Parallax	Stereo	Depth Anything v2	ml-depth-pro
Точность, м	0.08	0.14	0.31	0.23
Дальность, м	51	44	35	30
Скорость, мс	6	30	160	270

Таблица 3: Сравнение методов определения расстояния до объекта

Для объективной оценки эффективности подходов было проведено тестирование реализованных методов на одном и том же наборе изображений. По результатам экспериментов составлена сводная таблица (табл. 3), в которой представлены ключевые метрики: точность — средняя квадратическая ошибка (Mean Squared Error, MSE) на расстоянии

5 метров, дальность — максимальная дальность, при которой разница между реальным расстоянием и вычисленным не превышает 30%, а также скорость работы каждого метода.

4.2. Подсистема акустического контроля

В разделе об акустической подсистеме описываются методы сбора и обработки звуковых сигналов, позволяющие определять местоположение и характеристики БВС на основе акустических данных. На рис. 12 изображена схема работы подсистемы акустического контроля (рис. 5) с конкретными примерами алгоритмов, которые были реализованы в каждом из компонентов.

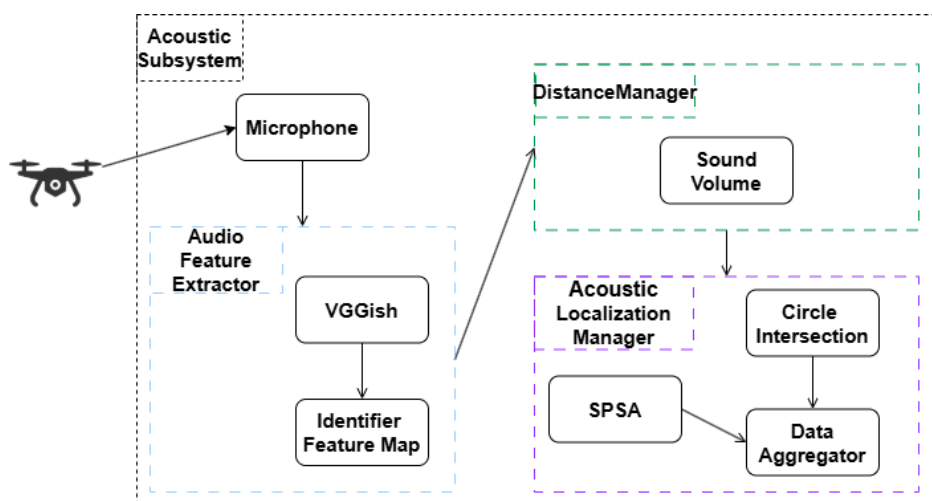


Рис. 12: Общая схема обработки акустических данных

4.2.1. Выделение сигнатур БВС

Выделение сигнатур БВС (AudioFeatureExtractor) включает два ключевых этапа, которые являются общими для системы, независимо от конкретной реализации каждого из них. Первый этап заключается в классификации БВС в аудиопотоке, где определяется наличие (а также класс) БВС. Второй этап предполагает идентификацию количества объектов в зоне действия микрофонов. Такой подход демонстрирует гибкость в решении задач анализа акустических данных и позволяет адаптировать процесс под конкретные условия.

Название	Precision	Recall	F1-score
Custom CNN	0.95	0.90	0.93
CNN+LSTM	0.99	0.75	0.85
CNN+Transformer	0.96	0.77	0.85
YAMNet	0.96	0.89	0.92
VGGish	0.97	0.97	0.97

Таблица 4: Сравнение архитектур нейронных сетей для классификации БВС

На настоящий момент в качестве примера протестированы различные подходы на основе нейронных сетей (табл. 4), где наилучший результат показала VGGish по метрике $F1 = 0.97$. Входными данными для сети являются короткие сегменты аудиопотока (2 сек), преобразованные в спектрограммы с использованием метода Short-Time Fourier Transform (STFT). Для ее дообучения был собран датасет:

1. UrbanSound8K [35] - около 50 тысяч аудио файлов окружающей среды, длительностью 3 секунд.
2. В ручную размеченный из собственных записей + видео из интернета объемом около 140 тысяч файлов по 3 секунды.

Затем, используя промежуточное представление, полученное от сети, необходимо определить не только наличие звука БВС, но и выделить конкретные сигнатуры в зоне действия микрофонов.

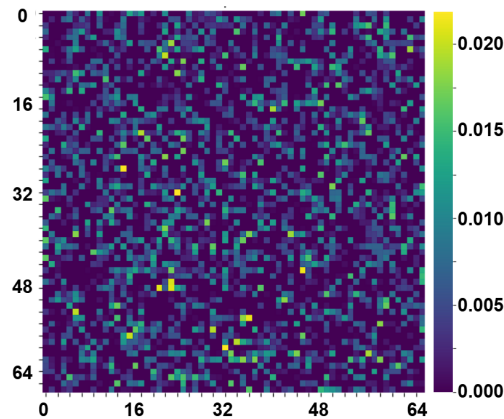


Рис. 13: Пример карты признаков VGGish

Для этого используется предпоследний слой VGGish, который представляет собой карту признаков размерностью $1 \times 1 \times 4096$ (рис. 13). Эти

карты признаков содержат информацию о ключевых характеристиках звука, что позволяет *Matcher*’у сравнивать их с уже сохраненными известными картами БВС и выполнять соответствие.

4.2.2. Локализация БВС

Когда выделены сигнатуры объектов и подтверждено наличия звука, характерного для некоторого типа БВС, система переходит к этапу локализации, согласно разделу 2.2.5. На настоящий момент предполагается, что в аудиопотоке присутствует только один экземпляр БВС, что упрощает процесс обработки. Сначала выделяется диапазон частот, соответствующий известным характеристикам звука БВС, после чего выполняется фильтрация шумов для повышения точности анализа.

В качестве одной из возможных реализаций *DistanceManager*’а для дальнейшего получения расстояния до объекта выбран метод на основе громкости звука. Т. е. сначала значения амплитуд частот преобразуются в децибелы (дБ) по формуле (4), что позволяет нормализовать данные и упростить их интерпретацию.

$$db = 20 * \log_{10}(rms), \quad (4)$$

где *rms* — это среднеквадратичный размер фрагмента.

На основе полученных значений дБ выполняется расчет расстояния до объекта по следующей формуле:

$$distance = r_0 * 10^{(L_0 - L)/20}, \quad (5)$$

где $L_0 = 91.977248$, $L = 0.100533$.

Для этого используется зависимость уровня звукового давления от расстояния, учитывающая затухание звуковой волны в воздухе. Таким образом, *DistanceManager* определяет радиус, в котором предположительно находится БВС, относительно каждого из микрофонов.

Далее аналогично подсистеме технического зрения, происходит локализация в *AcousticLocalizationManager*, зная расстояния до БВС от нескольких микрофонов и координаты их расположения, можно опре-

делить его географическое местоположение по формуле (6). Для этого в системе реализованы методы многопозиционного определения координат на основе измерений расстояний (Приложение В, рис. 19).

Первый метод основан на объединение информации с нескольких микрофон, каждый из которых знает расстояние до БВС и формирует окружность с центром в своей позиции. Пересечение этих окружностей образует область нахождения БВС. Математически это выражается решением следующей оптимизационной задачи:

$$\min_{x,y} \sum_i \left(\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - r_i \right)^2, \quad (6)$$

где (x_i, y_i) — координаты микрофонов, r_i — измеренные расстояния до БВС, (x, y) — искомые координаты БВС.

Второй метод основан на использовании рандомизированный подхода (SPSA), который был подробно описан в разделе 4.1. Применительно к акустическим данным, реализованный метод позволяет эффективно находить оценку местоположения объекта без каких-либо дополнительных модификаций, так как расстояние до объекта (радиус зоны нахождения объекта) уже известно из предыдущего подхода и нужно лишь использовать их для решения соответствующей оптимизационной задачи (система уравнений (1)).

4.3. Подсистема интерактивной карты

Подсистема интерактивной карты является ключевым элементом для визуализации данных и мониторинга состояния системы в реальном времени, разработанная другой командой. Её основная задача — предоставить пользователю удобный инструмент для работы с информацией, извлеченной из различных сенсоров. Для того чтобы иметь возможность обращаться к backend-части, мной был разработан RESTful API, предоставляющий стандартизированные методы запроса данных, управления устройствами и настройки параметров системы для интеграции с web-интерфейсом.

1. **Получение и отрисовка данных.** Подсистема осуществляет получение видеопотоков с камер различных типов, а также других данных, таких как аудио- и метаданные о целях. Все данные, запрошенные пользователем, обрабатываются и визуализируются на интерактивной карте, куда передаются при помощи механизма сокетов.
2. **Структура групп устройств.** Подсистема поддерживает организацию устройств в группы, где каждое устройство может быть объединено с другими для упрощения управления. Пользователь взаимодействует с группой как с единым целым, что упрощает контроль над множеством устройств и снижает сложность управления системой. Это особенно полезно в крупных системах, где количество устройств может быть значительным.
3. **Фильтрация целей и SSE подключение.** Пользователь может получать данные о целях, применяя различные фильтры: тип объекта, расстояние или статус. Для передачи данных в реальном времени используется технология Server-Sent Events (SSE).
4. **Просмотр статусов объектов.** Интерфейс предоставляет возможность просматривать такие статусы объектов, как их местоположение, скорость, направление движения и другие параметры.
5. **Изменение характеристик объектов.** Подсистема позволяет пользователю изменять различные характеристики объектов, приоритет или параметры трекинга непосредственно через интерфейс, без необходимости перезагрузки системы или внесения изменений в backend-часть системы, что повышает удобство использования и снижает нагрузку на администратора системы.

В приложении В приведены примеры (рис. 17, 18, 20, 21) использования системы, демонстрирующие работу как внутри помещения, так и на открытой местности.

5. Экспериментальное исследование

В рамках работы было проведено тестирование разработанной системы, а также сравнены классический и рандомизированный подходы к решению задачи локализации БВС.

Характеристики машины, на которой проводилось тестирование: ноутбук Acer Predator Helios 18 PH18-72-94AS, процессор Intel Core i9-14900HX, видеокарта GeForce RTX 4080 12GB, размер оперативной памяти 32GB.

Условия проведения эксперимента. Экспериментальное исследование проводилось на открытой локации, представляющей собой огороженный квадратный участок местности размерами 100×100 метров. По периметру испытательной зоны были установлены четыре видеокамеры, обеспечивающие фиксацию событий с каждого направления. Для аудиорегистрации БВС использовалась система из пяти микрофонов, расположенных на участке 50×50 метров равномерно по периметру испытательного полигона, а также в его центре.

Метрики сравнения подходов локализации БВС. В рамках сравнения подходов для локализации одного БВС выбраны следующие метрики: *ошибка локализации* — средняя квадратическая ошибка (Mean Squared Error, MSE) для реального положения БВС взятого из данных GPS и вычисленного системой, *время* локализации одного объекта в миллисекундах, при этом подразумевается время именно на локализацию, без учета задержек отдельных сенсоров, *надежность* — считается доля случаев, когда ошибка координаты не превышает допустимый порог в 10% от максимальной дальности до БВС. Метрика показывает, как часто алгоритм “теряется” при сильной неопределённости.

Подход	Тип сенсоров	Ошибка локализации, м	Время, мс	Надежность, %
Классический	Оптический	5.7	32	52
Рандомизированный	Оптический	7.6	40	81
Классический	Акустический	4.4	90	60
Рандомизированный	Акустический	3.0	45	86

Таблица 5: Сравнение подходов к локализации

Метрики оценки работы самой системы. В рамках тестирования общей работоспособности инструмента были использованы следующие метрики: *ошибка локализации* — средняя квадратическая ошибка (Mean Squared Error, MSE) для реального положения БВС взятого из данных GPS и вычисленного системой при расстоянии до сенсоров примерно 50 метров, *время работы* для обнаружения и классификации одного объекта в миллисекундах, с учетом средних задержек для сенсоров, *надежность* — считается доля случаев, когда ошибка координаты не превышает допустимый порог в 10% от максимальной дальности до БВС, *максимальное кол-во объектов*, при которых система была протестирована и точно успевает обрабатывать в реальном времени в единицах.

Ошибка локализации, м	Время, мс	Надежность, %
4.3	180	76
Максимальное кол-во целей, шт		
10		

Таблица 6: Общее тестирование работы системы

Результаты. Результаты тестирования (табл. 5 и 6) демонстрируют, что система уже сейчас достаточно точно справляется с задачей детектирования и распознавания БВС в условиях реального времени. Интеграция рандомизированного подхода позволяет как значительно улучшить борьбу с помехами и погрешностями в измерениях сенсоров в условиях неопределенности, так и для акустической подсистемы улучшить, непосредственно, точность локализации. Таким образом, использование рандомизированного алгоритма не только улучшает ключевые метрики системы, но и повышает её устойчивость, что делает его применение целесообразным и перспективным для дальнейшего развития системы.

Заключение

Целью работы являлась разработка прототипа многосенсорной системы отслеживания БВС, поддерживающей оперативную интеграцию и переключение различных современных технологий сбора и анализа данных, а также использующую новые теоретические результаты из области рандомизированных алгоритмов. Поставленная цель была достигнута. Для реализации цели проекта уже были решены следующие задачи:

1. Проведен анализ современных методов и систем обнаружения БВС, где были выделены их существенные особенности, необходимые для решения задач обнаружения и классификации БВС в реальном времени, которые в дальнейшем апробированы на практике.
2. Сформирован набор алгоритмов (включая рандомизированные) для обработки мультисенсорных данных, обеспечивающий точность обнаружения БВС на уровне 95% и скорость обработки в рамках требований реального времени (менее 200 мс на объект).
3. Разработана модульная архитектура системы мониторинга БВС, поддерживающая как замену сенсоров, так и конкретных алгоритмов без модификации единого цикла обработки входных данных системой, обеспечивая гибкость и масштабируемость.
4. Реализован прототип, объединяющий спроектированную архитектуру и выбранные алгоритмы в программно-аппаратный комплекс (язык программирования Python)¹⁰.
5. Проведено экспериментальное исследование по сравнению различных подходов к отслеживанию БВС в условиях неопределённости, выявлено, что рандомизированный подход не уступает в точности, при этом является более эффективным по надежности локализации.

¹⁰Исходный код проекта является проприетарным и не подлежит разглашению

6. Материалы работы были представлены на “II Всероссийский слет разработчиков и производителей оборудования для защиты от беспилотных систем”, “VII Всероссийская конференция ExproUAV. Защита гражданских объектов от беспилотных систем” и “Конкурс инновационных проектов в молодёжной секции Семинара по безопасности ТЭК”, по результатам которых был одобрен грант на дальнейшую разработку системы.

Список литературы

- [1] An AI-powered Acoustic Detection System Based on YAMNet for UAVs in Search and Rescue Operations / T. Marinopoulou, A. Lalas, K. Votis, D. Tzovaras // INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings. — Vol. 268. — Institute of Noise Control Engineering, 2023. — P. 5311–5322.
- [2] Akyon F. C., Altinuc S. O., Temizel A. Slicing aided hyper inference and fine-tuning for small object detection // Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). — Bordeaux, France : IEEE, 2022. — P. 966–970.
- [3] Application of deep learning on millimeter-wave radar signals: A review / F. J. Abdu, Y. Zhang, M. Fu et al. // Sensors. — 2021. — Vol. 21, no. 6. — P. 1951.
- [4] Briese C., Seel A., Andert F. Vision-based detection of non-cooperative UAVs using frame differencing and temporal filter // Proceedings of the 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). — Dallas, TX, USA : IEEE, 2018. — P. 606–613.
- [5] Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures / P. Molchanov, R. I. A. Harmanny, J. J. M. de Wit et al. // International Journal of Microwave and Wireless Technologies. — 2014. — Vol. 6, no. 3-4. — P. 435–444.
- [6] Comprehensive review of UAV detection, security, and communication advancements to prevent threats / G. E. M. Abro, S. A. B. M. Zulkifli, R. J. Masood et al. // Drones. — 2022. — Vol. 6, no. 10. — P. 284.
- [7] Counter unmanned aircraft systems technologies and operations / R. K. Nichols, H. C. Mumm, W. D. Lonstein et al. — New Prairie Press, 2020.

- [8] Csóka B., Fiala P., Rucz P. Direction and Distance Estimation of Sound Sources with Microphone Arrays // Infocommunications Journal. — 2024. — Vol. 16, no. 2. — P. 43–50.
- [9] Deep convolutional neural networks for thermal infrared object tracking / Q. Liu, X. Lu, Z. He et al. // Knowledge-Based Systems. — 2017. — Vol. 134. — P. 189–198.
- [10] Deep cross-domain flying object classification for robust UAV detection / A. Schumann, L. Sommer, J. Klatte et al. // 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). — Lecce, Italy : IEEE, 2017. — P. 1–6.
- [11] Deep learning-based strategies for the detection and tracking of drones using several cameras / E. Unlu, E. Zenou, N. Riviere, P.-E. Dupouy // IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications. — 2019. — Vol. 11. — P. 1–13.
- [12] Deep learning on multi sensor data for counter UAV applications—A systematic review / S. Samaras, E. Diamantidou, D. Ataloglou et al. // Sensors. — 2019. — Vol. 19, no. 22. — P. 4837.
- [13] Depth Anything V2 / L. Yang, B. Kang, Z. Huang et al. // arXiv preprint arXiv:2406.09414. — 2024.
- [14] Depth pro: Sharp monocular metric depth in less than a second / A. Bochkovskii, A. Delaunoy, H. Germain et al. // arXiv preprint arXiv:2410.02073. — 2024.
- [15] Detection, tracking, and interdiction for amateur drones / I. Guvenc, F. Koohifar, S. Singh et al. // IEEE Communications Magazine. — 2018. — Vol. 56, no. 4. — P. 75–81.
- [16] Development of a YOLO-KCF coupling algorithm for miniature fixed-wing UAVs in target detection and tracking / Q. Xiao, L. Kong, C. Zou et al. // Unmanned Systems. — 2024. — Vol. 12, no. 4. — P. 763–774.

- [17] Drone detection based on an audio-assisted camera array / H. Liu, Z. Wei, Y. Chen et al. // 2017 IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data (BigMM). — IEEE, 2017. — P. 402–406.
- [18] Enhancing UAV aerial image analysis: Integrating advanced SAHI techniques with real-time detection models on the VisDrone dataset / M. Muzammul, A. M. Algarni, Y. Y. Ghadi, M. Assam // IEEE Access. — 2024.
- [19] Garcia-Garcia B., Bouwmans T., Silva A. J. R. Background subtraction in real applications: Challenges, current models and future directions // Computer Science Review. — 2020. — Vol. 35. — P. 100204.
- [20] Granichin O., Amelina N. Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking under unknown but bounded disturbances // IEEE Transactions on Automatic Control. — 2014. — Vol. 60, no. 6. — P. 1653–1658.
- [21] High-performance UAVs visual tracking based on siamese network / S. Yang, H. Chen, F. Xu et al. // The Visual Computer. — 2022. — P. 1–17.
- [22] High performance visual tracking with siamese region proposal network / B. Li, J. Yan, W. Wu et al. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. — New York, NY, USA, 2018. — P. 8971–8980.
- [23] Jokanovic B., Amin M., Ahmad F. Radar fall motion detection using deep learning // 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf). — Philadelphia, PA, USA : IEEE, 2016. — P. 1–6.
- [24] Kim J., Kim D. Neural network based real-time UAV detection and analysis by sound // Journal of Advanced Information Technology and Convergence. — 2018. — Vol. 8, no. 1. — P. 43–52.
- [25] Kwasniewska A., Ruminski J., Rad P. Deep features class activation map for thermal face detection and tracking // 2017 10th International

- Conference on Human System Interactions (HSI). — IEEE, 2017. — P. 41–47.
- [26] LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. — 2015. — Vol. 521, no. 7553. — P. 436–444.
- [27] Night-time detection of UAVs using thermal infrared camera / P. Andradi, T. Radisic, M. Mustra, J. Ivosevich // Transportation Research Procedia. — 2017. — Vol. 28. — P. 183–190.
- [28] Omolara A.E., Alawida M., Abiodun O.I. Drone cybersecurity issues, solutions, trend insights and future perspectives: a survey // Neural Computing and Applications. — 2023. — Vol. 35, no. 31. — P. 23063–23101.
- [29] Panoramic UAV surveillance and recycling system based on structure-free camera array / T. Yang, Z. Li, F. Zhang et al. // IEEE Access. — 2019. — Vol. 7. — P. 25763–25778.
- [30] Protect your sky: A survey of counter unmanned aerial vehicle systems / H. Kang, J. Joung, J. Kim et al. // IEEE Access. — 2020. — Vol. 8. — P. 168671–168710.
- [31] Radar cross section based statistical recognition of UAVs at microwave frequencies / M. Ezuma, C. K. Anjinappa, M. Funderburk, I. Guvenc // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. — 2021. — Vol. 58, no. 1. — P. 27–46.
- [32] Radar target characterization and deep learning in radar automatic target recognition: A review / W. Jiang, Y. Wang, Y. Li et al. // Remote Sensing. — 2023. — Vol. 15, no. 15. — P. 3742.
- [33] Relative importance of binocular disparity and motion parallax for depth estimation: A computer vision approach / M. Mansour, P. Davidson, O. Stepanov, R. Piché // Remote Sensing. — 2019. — Vol. 11, no. 17. — P. 1990.

- [34] Rethinking the inception architecture for computer vision / C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe et al. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. — 2016. — P. 2818–2826.
- [35] Salamon J., Jacoby C., Bello J. P. A dataset and taxonomy for urban sound research // Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. — 2014. — P. 1041–1044.
- [36] Sanchez-Fernandez F., Brunet P., Senouci S. M. Background subtraction for aerial surveillance conditions // 2014 14th International Conference on Innovations for Community Services (I4CS). — Reims, France : IEEE, 2014. — P. 28–33.
- [37] Sergeenko A. N., Granichin O. N., Proskurnikov A. V. Advanced spsa-based algorithm for multi-target tracking in distributed sensor networks // 2020 59th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) / IEEE. — 2020. — P. 2424–2429.
- [38] Simple online and realtime tracking / A. Bewley, Z. Ge, L. Ott et al. // Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). — Phoenix, AZ, USA : IEEE, 2016. — P. 3464–3468.
- [39] Simultaneous Synchronization and Calibration for Wide-baseline Stereo Event Cameras / W. Xing, S. Lin, G. Zheng et al. // arXiv preprint arXiv:2309.16990. — 2023.
- [40] Simultaneous perturbation stochastic approximation-based consensus for tracking under unknown-but-bounded disturbances / O. Granichin, V. Erofeeva, Y. Ivanskiy, Y. Jiang // IEEE Transactions on Automatic Control. — 2020. — Vol. 66, no. 8. — P. 3710–3717.
- [41] Spall J. C. Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation // IEEE Transactions on Automatic Control. — 1992. — Vol. 37, no. 3. — P. 332–341.
- [42] Tilon S. M., Nex F. Vehicle tracking and speed estimation from unmanned aerial vehicles using segmentation-initialised trackers // IS-

PRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. — 2023. — Vol. 10. — P. 431–437.

- [43] UAV localization using panoramic thermal cameras / A. Thomas, V. Leboucher, A. Cotinat et al. // Computer Vision Systems: 12th International Conference (ICVS). — Thessaloniki, Greece : Springer, 2019. — P. 754–767.
- [44] Unmanned aerial vehicles (UAVs): Practical aspects, applications, open challenges, security issues, and future trends / S. A. H. Mohsan, N. Q. H. Othman, Y. Li et al. // Intelligent Service Robotics. — 2023. — Vol. 16, no. 1. — P. 109–137.
- [45] VGGish transfer learning model for the efficient detection of payload weight of drones using Mel-spectrogram analysis / E. I. A. El-Latif, N. E. El-Sayad, K. K. Mohammed et al. // Neural Computing and Applications. — 2024. — P. 1–17.
- [46] Vehicle detection and tracking in UAV imagery via YOLOv3 and Kalman filter / S. Ali, A. Jalal, M. H. Alatiyyah et al. // CMC. — 2023.
- [47] Wang J., Liu Y., Song H. Counter-unmanned aircraft system (s)(C-UAS): State of the art, challenges, and future trends // IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine. — 2021. — Vol. 36, no. 3. — P. 4–29.
- [48] Welch G. An Introduction to the Kalman Filter // Technical Report. — 1995.
- [49] Wojke N., Bewley A., Paulus D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric // Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). — Beijing, China : IEEE, 2017. — P. 3645–3649.

- [50] Yolo-based UAV technology: A review of the research and its applications / C. Chen, Z. Zheng, T. Xu et al. // Drones. — 2023. — Vol. 7, no. 3. — P. 190.
- [51] You only look once: Unified, real-time object detection / J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). — Las Vegas, NV, USA : IEEE, 2016. — P. 779–788.
- [52] An amateur drone surveillance system based on the cognitive Internet of Things / G. Ding, Q. Wu, L. Zhang et al. // IEEE Communications Magazine. — 2018. — Vol. 56, no. 1. — P. 29–35.
- [53] de Boer J., Kalksma M. Choosing between optical flow algorithms for UAV position change measurement // Proceedings of the 12th Student Conference at the University of Groningen (SC@RUG 2014-2015). — Groningen, Netherlands : University of Groningen, 2015. — P. 69.
- [54] A stereo vision system for UAV guidance / R. J. D. Moore, S. Thurrowgood, D. Bland et al. // Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. — St. Louis, MO, USA : IEEE, 2009. — P. 3386–3391.
- [55] Коптев В. А. Анализ БПЛА и их демаскирующих факторов, для средств обнаружения // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. — 2024. — no. 6-1 (93). — P. 236–243.
- [56] Куприянов А. Радиоэлектронная борьба. — Litres, 2023.
- [57] Маклашов В. А., Пиганов М. Н. Методика унификации средств радиоэлектронной борьбы // Надежность и качество сложных систем. — 2019. — no. 3 (27). — P. 26–32.
- [58] Пузанов А. Д., Нефёдов Д. С. Синтез алгоритма обнаружения беспилотных летательных аппаратов по акустическим шумам // Доклады Белорусского государственного университета

информатики и радиоэлектроники. — 2021. — Vol. 19, no. 2. — Р. 65–73.

- [59] Сергеев А. Н., Гранин О. Н. Задача управления сенсорной сетью на основе рандомизированного и многоагентного подходов и ее приложения // Компьютерные инструменты в образовании. — 2022. — no. 3. — Р. 94–107.

Приложение А

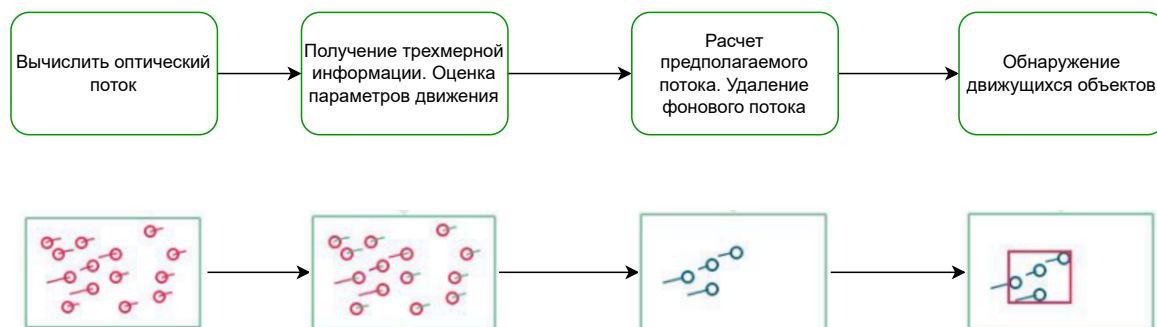


Рис. 14: Схема работы методов на основе оптического потока

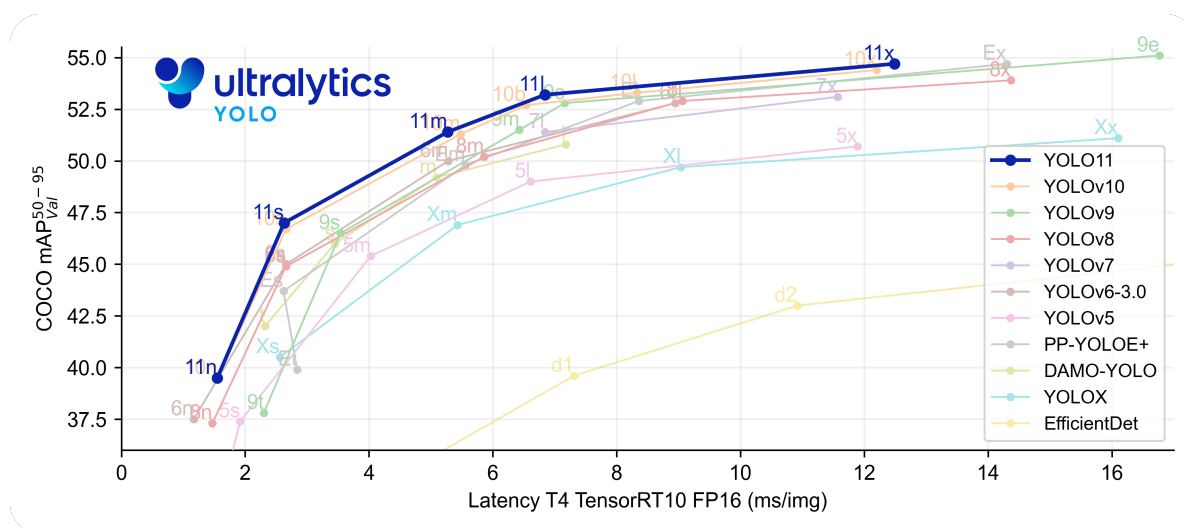


Рис. 15: Сравнение различных версий нейронной сети YOLO¹¹

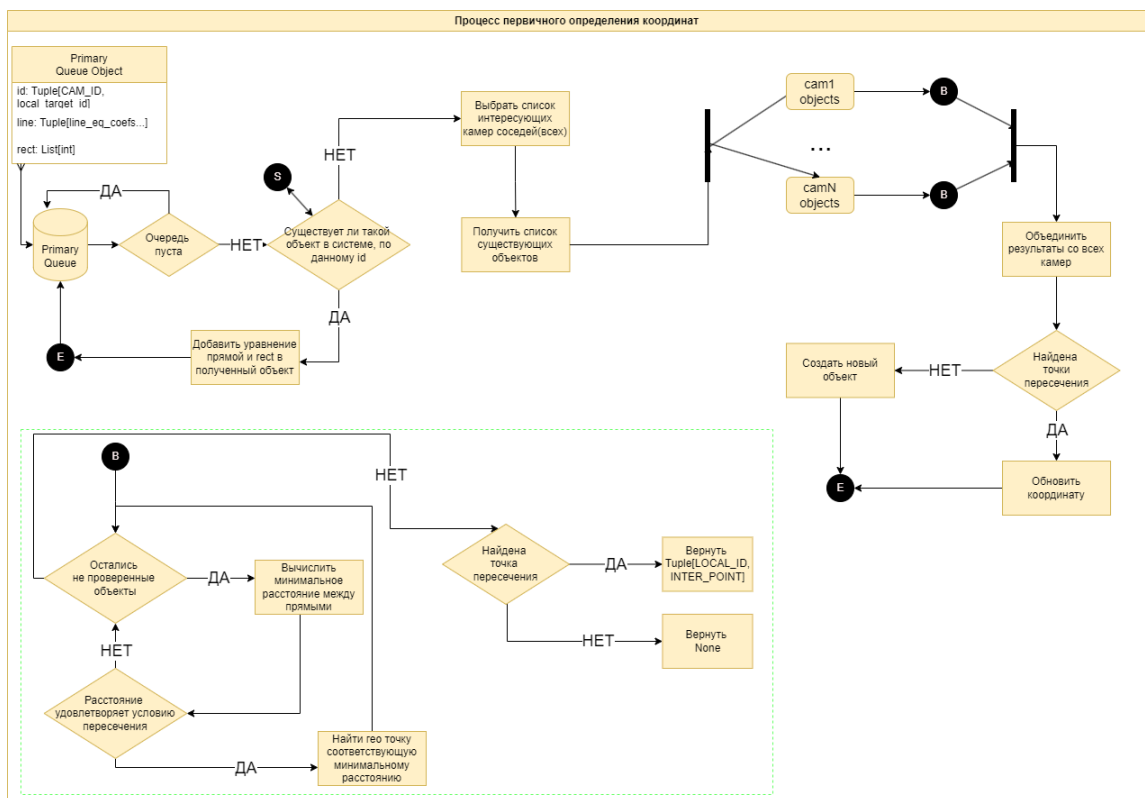


Рис. 16: Диаграмма активностей для определения местоположения при помощи пересечения прямых

Приложение В

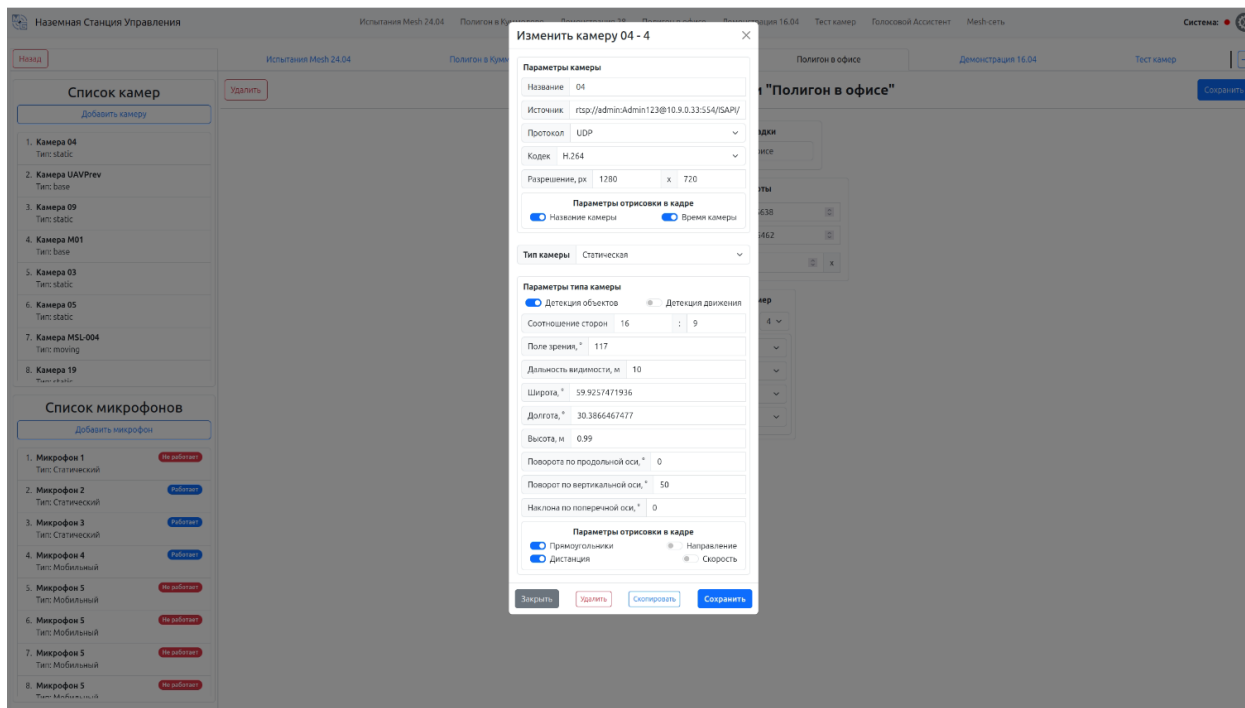


Рис. 17: Пример работы системы. Конфигуратор вкладок и объектов

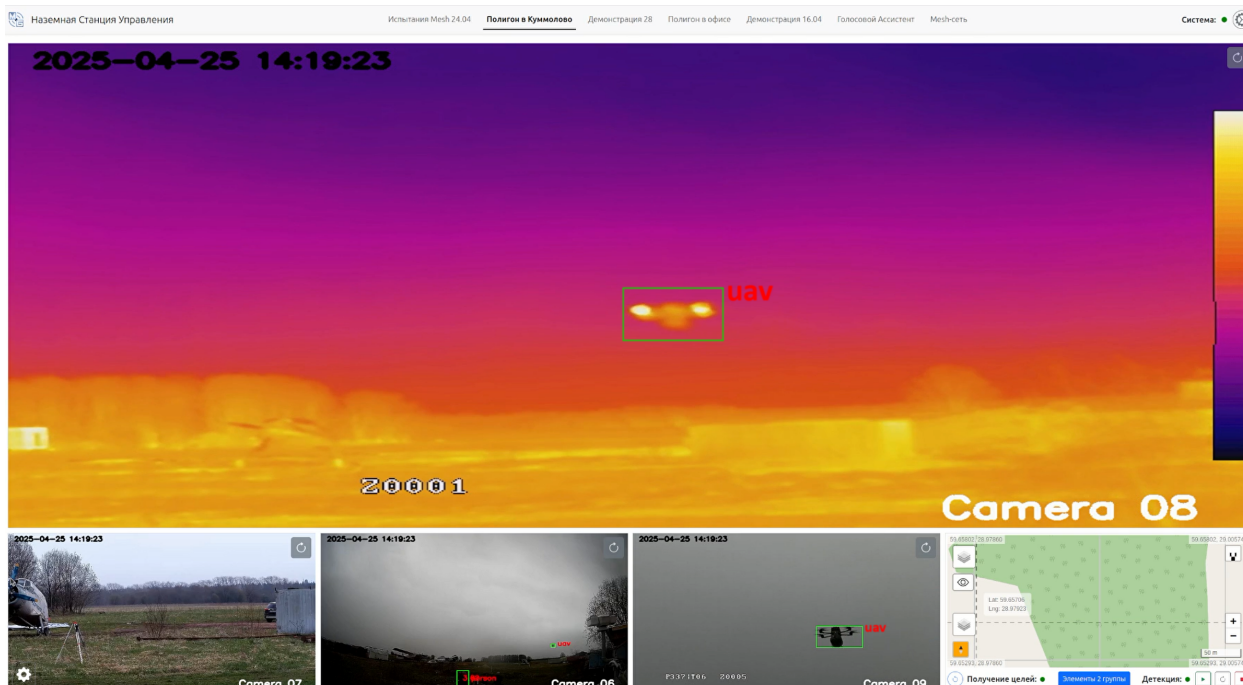


Рис. 18: Пример работы системы. Обнаружение объектов

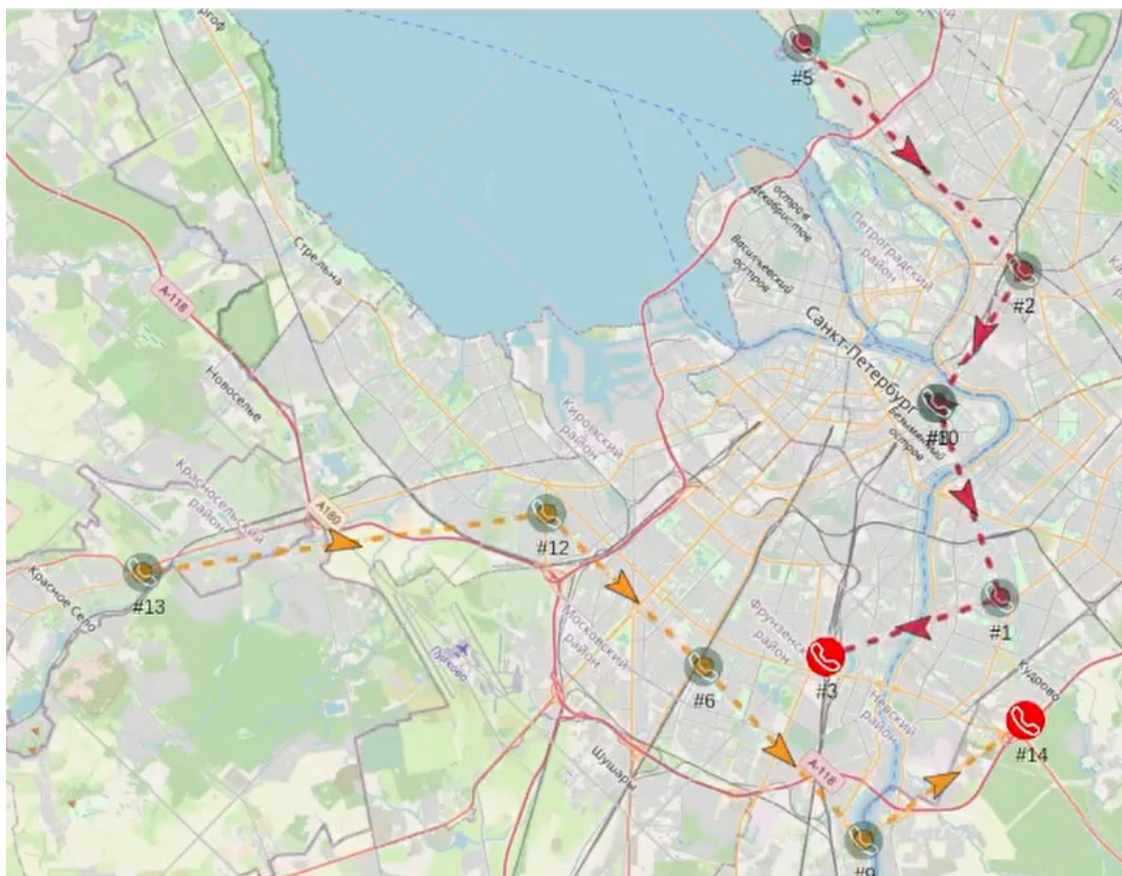


Рис. 19: Пример работы системы. Локализация объекта при помощи акустических датчиков

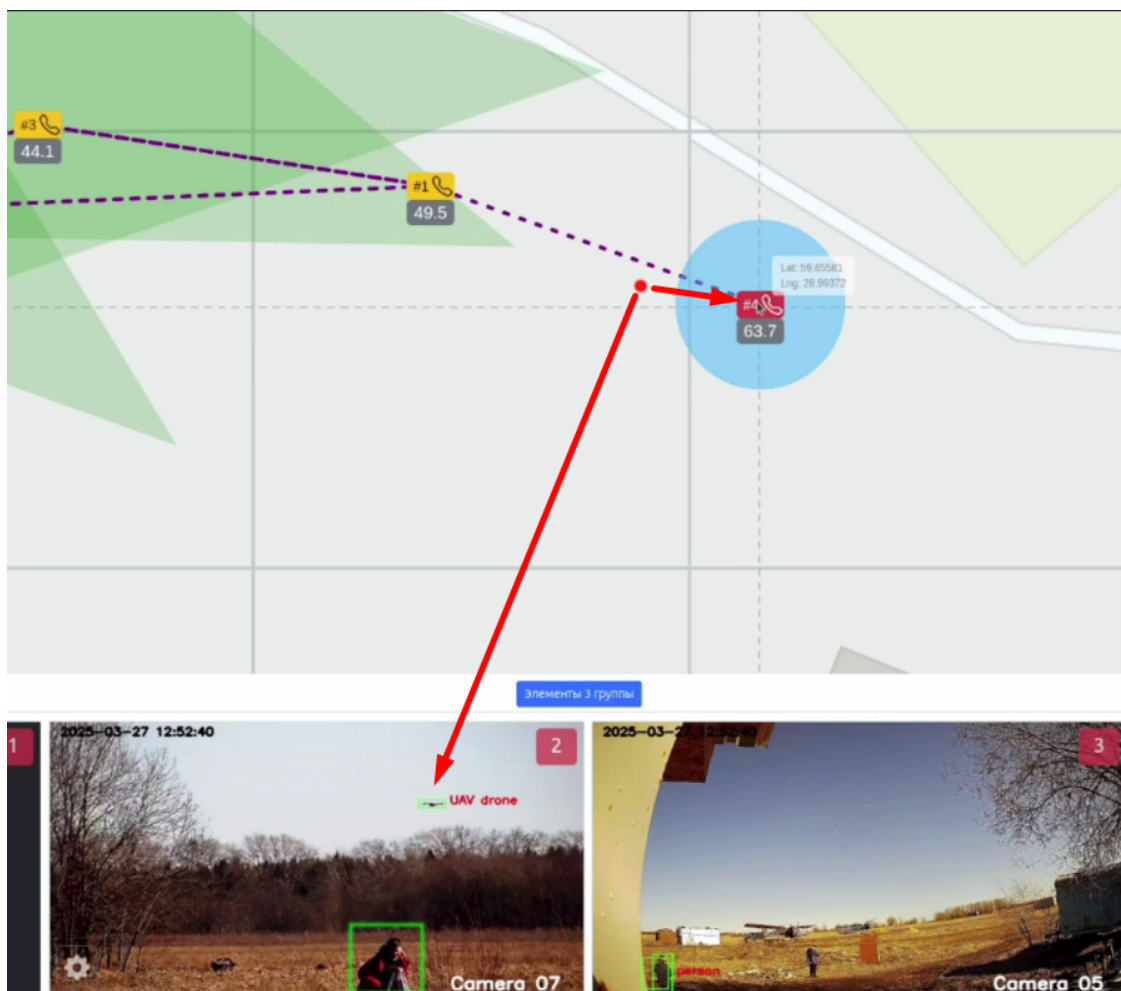


Рис. 20: Пример работы системы. Локализация БВС при помощи сенсоров

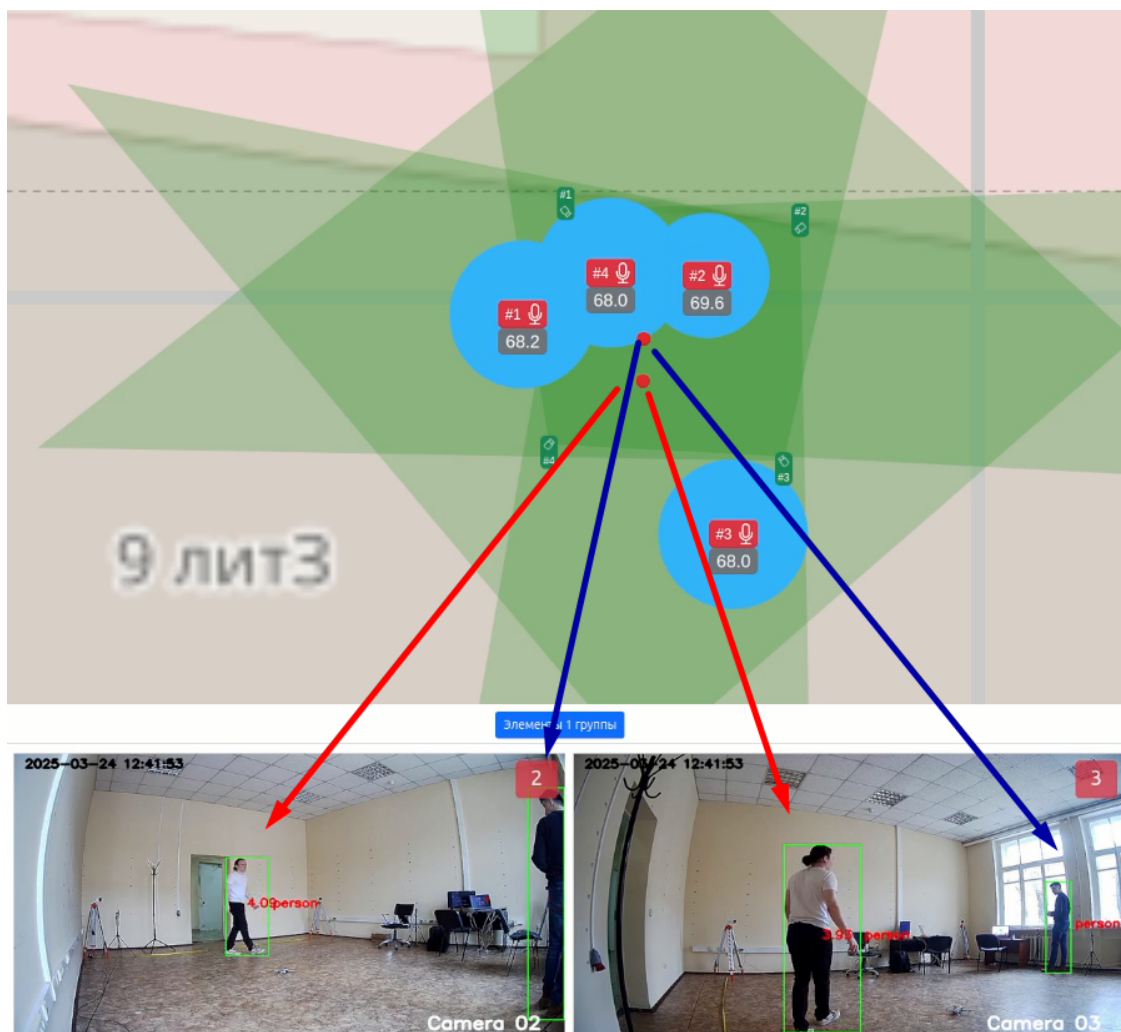


Рис. 21: Пример работы системы. Локализация нескольких объектов при помощи различных сенсоров