

Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное бюджетное  
образовательное учреждение высшего образования  
«Московский технический университет связи и информатики»  
(МТУСИ)

На правах рукописи

Безумнов Данил Николаевич

**РАЗРАБОТКА МЕТОДА И АЛГОРИТМОВ КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ  
РАЗНОДИАПАЗОННОЙ ИНФОРМАЦИИ В СИСТЕМАХ  
ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НАЗЕМНЫХ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ  
КОМПЛЕКСОВ**

Специальность:

2.2.13 – Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

**ДИССЕРТАЦИЯ**

на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор технических наук,  
профессор Чиров Д.С.

Москва, 2026

## ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	4
1. АНАЛИЗ ТЕНДЕНЦИЙ РАЗВИТИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК .....	10
1.1. Анализ существующих СТЗ наземных РТК.....	11
1.2. Анализ методов обработки изображений в СТЗ наземных РТК.....	14
1.2.1. Методы трехмерного представления поверхностей .....	14
1.2.2. Методы обнаружения движущихся объектов.....	16
1.2.3. Корреляционные методы обнаружения препятствий .....	19
1.2.4. Использование нейронных сетей в задаче обнаружения препятствий в СТЗ наземных РТК.....	22
1.2.5. Использование самоорганизующихся сетей для пост-обработки радиолокационных данных.....	24
1.2.6. Методы радиолокационной оценки свойств материалов .....	30
1.2.7. Методы ультразвуковой оценки местоположения препятствий и свойств их материалов .....	36
1.3. Комплексирование информации в многопозиционных радиооптических СТЗ .....	38
Выводы по первому разделу .....	48
2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ РАЗНОДИАПАЗОННОЙ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК .	50
2.1. Разработка математической модели оптического канала бортовой СТЗ наземного РТК.....	50
2.2. Разработка математической модели радиолокационного канала бортовой системы технического зрения наземного РТК.....	53
Выводы по второму разделу .....	62
3. РАЗРАБОТКА МЕТОДА И АЛГОРИТМОВ КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ РАЗНОДИАПАЗОННОЙ ИНФОРМАЦИИ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК .....	63

3.1. Разработка метода распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК.....	63
3.2. Разработка алгоритма распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК ...	72
3.3. Разработка бортового алгоритма обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE .....	76
Выводы по третьему разделу .....	84
4. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ РАЗРАБОТАННОГО НАУЧНО-МЕТОДИЧЕСКОГО АППАРАТА .....	87
4.1. Оценка эффективности метода распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК .....	87
4.2. Оценка эффективности алгоритма распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК.....	90
4.3. Оценка эффективности бортового алгоритма обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE .....	98
4.4. Предложения по использованию полученных результатов .....	102
Выводы по четвертому разделу .....	105
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	106
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	111
ПРИЛОЖЕНИЕ А .....	124
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	127

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы исследования.** Применение систем технического зрения (СТЗ) наземных робототехнических комплексов (РТК) в реальных условиях эксплуатации – при плохой видимости, в задымлении, пыли, осадках и перепадах освещенности, – предъявляет требования к повышению их надежности и функциональности. Несмотря на существенные успехи в комплексировании сенсорных данных, подавляющее большинство работ сосредоточено на объединении оптических каналов различных диапазонов (видимый, ближний и дальний ИК), что ограничивает устойчивость распознавания и оценку проходимости в неблагоприятных условиях.

При этом радиолокационный канал в современных СТЗ часто сводится к измерению дальности, хотя именно радиолокационные изображения и эффективная площадь рассеяния (ЭПР) несут критически важные признаки для распознавания объектов. Радиолокационные измерения потенциально позволяют оценивать также плотность и структуру препятствий, однако практические внедрения таких возможностей в СТЗ наземных РТК отсутствуют. Наличие в СТЗ наземного РТК двух архитектур радиоканала – активного мм-диапазона и пассивной радиолокационной системы (РЛС) по внешним подсветам, – требует обоснованного выбора архитектуры СТЗ и специализированных алгоритмов обработки информации.

Стремительное развитие методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО) открывает возможность повышения эффективности комплексной обработки разнодиапазонной (оптической и радиолокационной) информации для задач обнаружения, распознавания и оценки преодолемости препятствий наземным РТК. Решение этих задач позволит существенно расширить диапазон условий применения РТК, повысить безопасность и уровень

автономности, обеспечив устойчивое распознавание в условиях, где использование отдельных каналов СТЗ недостаточно эффективно.

**Степень разработанности темы исследования.** Научной базой диссертации являются труды российских и зарубежных учёных: Ю. В. Визильтера [1], А. Я. Андриенко [2], В. А. Павельева [3], В. А. Котцова [4], Е. П. Путятин [5], Д. С. Чирова [6-15], М. В. Терешонка [16], А. Д. Яманова [17], Ю. С. Сагдуллаева [18], В. Н. Гармаша [19, 20], Л. Н. Костяшкина [21], П. А. Безмена [22], В. П. Рыжова [23], А. А. Богуславского [24], Н. Fourati [25], J. Borenstein [26, 27], R. Klemm [28], X. Li [29], S. Gupta [30], D. Bibicu [31, 32], R. S. Blum [33] и их коллег. Однако в данных работах приведены результаты решения частных задач, а общая методика комплексирования разнодиапазонной информации в СТЗ наземных РТК отсутствует.

**Целью диссертационной работы** является повышение эффективности распознавания объектов по данным разнодиапазонных измерений в системах технического зрения робототехнических комплексов.

**Научная задача исследования** заключается в разработке метода и алгоритмов распознавания объектов СТЗ наземных РТК, позволяющих повысить вероятность распознавания типовых объектов в сложной фоно-целевой обстановки.

Для достижения поставленной цели и решения научной задачи в работе были решены следующие **частные задачи**:

1. Проведен анализ тенденций развития исследований в области повышения эффективности системы технического зрения наземного робототехнического комплекса;
2. Разработана модель разнодиапазонной системы технического зрения наземного робототехнического комплекса;
3. Разработан метод и алгоритмы комплексной обработки разнодиапазонной информации системы технического зрения наземного робототехнического комплекса.

4. Проведена оценка эффективности разработанного научно-методического аппарата.

**Объектом исследования** является система технического зрения наземного робототехнического комплекса.

**Предметом исследования** является эффективность (точность распознавания типов объектов) системы технического зрения наземного робототехнического комплекса.

**Методология и методы исследования:** методы цифровой обработки сигналов, распознавания образов, многопараметрической оптимизации, вероятностное моделирование, теория информации, глубокое обучение, экспериментальное моделирование, статистическая проверка гипотез.

#### **Научная новизна работы.**

1. Разработан метод распознавания объектов системой технического зрения наземного робототехнического комплекса, обеспечивающий за счет комплексной обработки оптических и радиолокационных изображений и применения нейронных сетей глубинного обучения повышение вероятности правильного распознавания типовых объектов на 43% по сравнению с использованием только оптического канала и на 38% по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

2. Разработан алгоритм распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствий по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК, обеспечивающий повышение вероятности правильно принятого решения о типе объекта на ~16% по сравнению с использованием комплексированной оценки по измерениям оптического и радиолокационного каналов.

3. Разработан бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов СТЗ наземного РТК по сигналам подсвета стандарта LTE, обеспечивающий повышение точности измерения координат объекта на 3-5 % за счет применения методов кластерного анализа.

**Степень достоверности.** Достоверность результатов исследования обеспечивается корректностью применения математических методов и

соответствием результатов, полученных путем аналитических расчетов и численного моделирования.

**Теоретическая и практическая значимость работы** заключается в разработке нового метода распознавания объектов системой технического зрения наземного робототехнического комплекса, обеспечивающего повышение вероятности правильного распознавания типовых объектов. Повышение вероятности распознавание объектов достигается за счет комплексной обработки оптических и радиолокационных изображений на уровне принятия решений по схеме Шортлиффа, а также применения нейронных сетей глубинного обучения в качестве распознающего автомата. Практическая значимость исследования заключается в возможности применения разработанного метода и алгоритмов в качестве программно-алгоритмического обеспечения СТЗ наземных РТК, что позволит повысить эффективность их применения в сложной фоно-целевой обстановки и степень доверия к технологиям искусственного интеллекта в целом. Результаты диссертационной работы реализованы в СЧ НИР «Эврика-2023-ЭАЦ» и в учебном процессе МТУСИ в дисциплинах «Системы искусственного интеллекта», «Интеллектуальные методы обработки и анализа данных в инфокоммуникационных системах», «Интеллектуальные методы и средства радиомониторинга и радиоконтроля» (Приложение А).

**Апробация результатов.** Основные результаты работы докладывались на следующих конференциях и научных семинарах:

- X Всероссийская научно-практическая конференция «Вопросы контроля хозяйственной деятельности и финансового аудита, национальной безопасности, системного анализа и управления», ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», г. Москва, Россия, 7 ноября 2024 г.;
- International Scientific Conference «2025 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of On Board Communications», Московский технический университет связи и информатики, г. Москва, Россия, 12-14 марта 2025 г.;
- XXVII Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA-2025», Институт проблем управления имени

В.А. Трапезникова РАН, г. Москва, Россия, 26-28 марта 2025 г.;

- Международная научно-техническая конференция «Автоматизация», федеральная территория «Сириус», Россия, 7-13 сентября 2025 г.

**Публикации результатов.** По теме диссертации было опубликовано 7 работ [6–12], из них 3 опубликованы в журналах из Перечня ВАК [7, 10, 12], 2 работы проиндексированы в международной базе данных Scopus [8, 11]. Получено одно свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ (Приложение Б) [13].

**Личный вклад.** Все выносимые на защиту научные результаты получены соискателем лично. Из работ, опубликованных в соавторстве, в диссертацию включена только та их часть, которая получена лично соискателем.

**Соответствие паспорту научной специальности.** Диссертация соответствует пункту «11. Разработка информационных технологий, в том числе цифровых, а также с использованием нейронных сетей для распознавания сигналов, изображений и речи в интеллектуальных радиотехнических, робототехнических системах технического зрения» паспорта научной специальности 2.2.13. «Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения».

#### **Положения, выносимые на защиту:**

1. Метод и алгоритм распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК, с использованием нейронных сетей глубинного обучения обеспечивает повышение вероятности правильного распознавания типовых объектов на 43% по сравнению с использованием только оптического канала и на 38% по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

2. Учет оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК позволяет повысить вероятность правильно принятия решений о типе объекта на ~16% по сравнению с использованием комплексированной оценки по измерениям оптического и радиолокационного каналов.

3. Бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE обеспечивает повышение точности на 3-5 % по сравнению с существующими алгоритмами за счет применения методов кластерного анализа.

**Структура и объём диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех разделов, заключения, списка литературы и приложений.

Диссертационная работа изложена на 127 печатных страницах (включая 4 страницы приложений), содержит 35 рисунков, 11 таблиц, 37 формул. Список литературы содержит 107 наименований, из них 57 иностранных источников.

## 1. АНАЛИЗ ТЕНДЕНЦИЙ РАЗВИТИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК

Ежегодно область применения робототехнических комплексов (РТК) расширяется. РТК применяются практически во всех областях промышленного производства. Они также применяются в зонах радиоактивного и химического заражения, используются в борьбе с терроризмом, находят применение для проведения космических исследований. Применение РТК даёт возможность решать задачи по поиску и изъятию радиоактивных, биологических и химических веществ, позволяет выполнять сложные, опасные для человека работы, позволяя минимизировать участие оператора [34].

На рисунке 1.1 показана обобщённая функциональная схема РТК. Она включает исполнительные системы – манипуляционную и (или) передвижения, информационную (сенсорную) систему, снабжающую РТК информацией о внешней среде, управляющую систему и систему связи для информационного обмена с оператором или другими РТК [35].

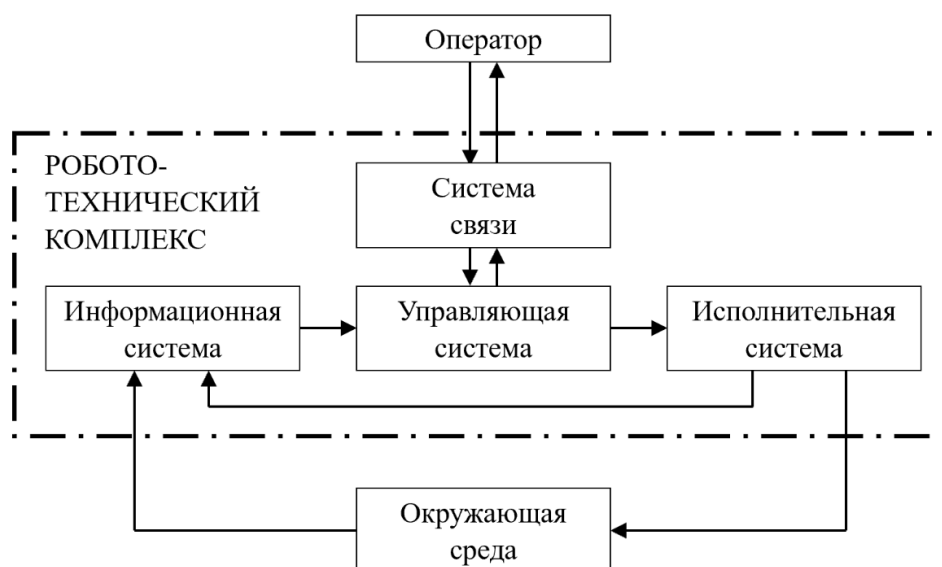


Рисунок 1.1 – Обобщенная функциональная схема РТК

При разработке автономных мобильных роботов важной задачей является их автоматическое ориентирование, позиционирование и навигация относительно известной и, особенно, неизвестной сцены наблюдения. Эти функции выполняет информационная система робота и, в частности, один из её важнейших элементов – система технического зрения (СТЗ) [36].

СТЗ наземного РТК включает в себя разнообразные типов датчиков (телекамеры, тепловизоры, лазеры, радио- и ультразвуковые локаторы), а также сам комплекс распознавания [24, 37, 38]. Реализация комплекса распознавания объектов по информации датчиков выполнена в виде программного обеспечения для специализированной микро-ЭВМ или микропроцессоров. СТЗ обеспечивает процесс восприятия объектов внешней среды с помощью датчиков, и их распознавание на основе полученных данных [14].

### **1.1. Анализ существующих СТЗ наземных РТК**

Архитектура современных СТЗ наземных РТК позволяет провести их классификацию:

- по числу и однородности сенсоров: одноканальные, многоканальные однородные (гомогенные), многоканальные разнородные (гетерогенные);
- по геометрии обзора: монокулярные, стерео-, панорамные, на стабилизированном подвесе;
- по способу получения информации: пассивные, активные;
- по принципу формирования изображения: «смотрящие» (staring) матрицы без сканирования, сканирующие (механически- и электронно-сканирующие) [35].

В зависимости от природы используемых сигналов выделяют следующие классы СТЗ наземных РТК:

- оптические пассивные: видимый диапазон (RGB), ближний инфракрасный (ИК) (Near Infrared (NIR)) диапазон, коротковолновый

инфракрасный (Short-Wave Infrared (SWIR)) диапазон, средневолновый ИК (Mid-wavelength infrared (MWIR)) диапазон, длинноволновый ИК (Long-wavelength infrared (LWIR)) диапазон, тепловизоры, поляризационная, мульти-/гиперспектральная съёмка, событийные (нейроморфные) камеры;

- оптические активные: со структурированным светом, time-of-flight (ToF)-камеры, лидары;
- радиолокационные системы (РЛС): активные РЛС см/мм-диапазонов, пассивные РЛС по внешним подсветам;
- акустические: ультразвуковые дальнометры и сонары, микрофонные массивы;
- прочие электромагнитные методы: ТГц- и суб-ТГц-измерения, поляриметрические и рефлектометрические каналы [35, 36].

В большей части реализаций СТЗ выдает на выходе телевизионные либо тепловизионные изображения рабочей среды, в лучшем случае, с проведённой предобработкой для повышения качества изображения либо стереоизображения.

Внекоторых случаях оказывается недостаточно телевизионной и(или) стереотелевизионной информации с целью проведения анализа и оценки той обстановки, в которой работает наземный РТК, например, при слабой освещенности, сильных отражениях или тумане, а также при наличии низкоконтрастных либо сливающихся с фоном объектов [39].

Кроме того, для эффективного управления РТК в особо сложных условиях функционирования (наличие быстро движущихся объектов, вызывающих размытие; наличие мелких объектов, для распознавания которых оказывается недостаточно разрешающей способности датчиков; обстановка с множеством объектов, вызывающих затруднения в сегментации) требуются следующие шаги: многопозиционный осмотр рабочей зоны, информация о геометрии рабочей зоны, в том числе её сечений, местонахождения и ориентации в пространстве РТК и рабочего оборудования РТК.

Всё это вызывает необходимость разработки новых форм и технических средств обеспечения с точки зрения информации, которые предоставляли бы оператору помимо телевизионной и телеметрической информации, сведений о местоположении и текущем статусе РТК, также подробные сведения о геометрических и прочих физических параметрах рабочей среды, притом с наложенными на них результатами обнаружения целевых объектов и распознавания потенциального источника опасности. Описанная выше информация должна быть передана оператору в той форме, которая обеспечивает моделирование рабочей зоны в трёх измерениях, притом с учётом возможности проведения оперативного расчёта, а также планирования действий в сложных условиях недетерминированной обстановки [40].

Описанная выше информация используется в бортовом вычислительном комплексе (БВК) для обеспечения навигации с высокой точностью и позиционирования мобильного РТК во процессе его автономного перемещения и выполнения им сложных технологических операций в условиях трудной доступности без привязки к спутниковым навигационным системам, а кроме того, при перемещении по сложному пересечённому ландшафту.

Радиолокационные методы находят широкое применение при обнаружении и определении координат объектов, датчиков в зонах наблюдения, для классификации поверхностей и объектов [41]. Вышеописанные возможности РЛС широко используются в следующих областях: цифровое картографирование местности, геологоразведка, определение береговой линии, поиск и обнаружение людей в зонах катастроф, разграничение ледников, мониторинг окружающей среды и др. [42].

Для преодоления недостатков радиолокационных методов используются подходы, повышающие эффективность распознавания целевых объектов, например, переход от однопозиционных систем, где весь комплект аппаратуры располагается на одной единственной позиции, к многопозиционным системам [43]. Многопозиционные системы предоставляют возможности для увеличения точности отображения и определения координат обнаруженных объектов при

обработке информации, которая поступает от нескольких служб радионавигации. Также используются оптические системы; они имеют ряд преимуществ перед радиолокационными методами для решения этих проблем [2, 25].

Наиболее сильно эта особенность заметна при решении задачи классификации объектов, обнаруженных СТЗ РТК, размеры которых соизмеримы с разрешением многопозиционных бортовых навигационных систем; такие объекты РЛС изображает просто как яркие светящиеся пятна. Но невысокая дальность действия оптических систем относительно РЛС и их зависимость от метеоусловий сильно ограничивают область применения таких СТЗ. Перечисленные выше недостатки, особенно ограниченная дальность действия, являются характерными и для других подходов, как например здесь можно привести использование инфракрасного (ИК) диапазона и др.

Одним из самых перспективных направлений исследований, позволяющим преодолеть недостатки приведенных выше подходов, является исследование возможности объединения (комплексирования) информации, полученной из источников на основе различных физических принципов [2, 25, 28].

## **1.2. Анализ методов обработки изображений в СТЗ наземных РТК**

Рассмотрим основные методы, используемые в СТЗ наземных РТК для представления трёхмерных поверхностей и пост-обработки полученной информации для обнаружения движущихся объектов и препятствий, оценки их местоположения и свойств их материалов.

### **1.2.1. Методы трехмерного представления поверхностей**

Радиолокационные измерения СТЗ наземного РТК представляют собой облака точек и являются важным типом геометрической структуры данных для последующего распознавания объектов окружения РТК. Из-за нерегулярного формата облаков точек и зачастую большого объёма избыточных данных

целесообразно преобразовать облако точек в трёхмерные сетки вокселей (объёмных пикселей) или наборы изображений. Такой подход применяется во многих областях, в том числе в робототехнике для автономной навигации РТК без использования готовых карт [44].

В большинстве классических работ по представлению 3D-точек, в том числе в СТЗ РТК, используются дескрипторы, созданные вручную, и требуются надежные оценки нормалей локальных поверхностей, такие как спиновые изображения [45], гистограммы характеристик точек обзора (Vector Field Histogram (VFH)) [26], искусственное потенциальное поле (Artificial Potential Field (APF)) [46] и векторное силовое поле (Vector Force Field (VFF)) [27].

Начиная с алгоритма PointNet, основным вектором развития алгоритмов 3D-представления поверхностей стало изучение лучшего представления точек. В этом ряду следует упомянуть алгоритмы PointNet ++, Kd-networks, PointCNN, Edge-Conv, PointConv и целый ряд других алгоритмов [47]. Перечисленные выше алгоритмы не проводят различия между облаками точек, полученными путём реконструирования, и облаками точек, полученными путём измерения. В случаях, когда в этих алгоритмах на вход подаётся измеренное облако точек, при сканировании с помощью LiDAR, возникает потребность смотреть за пределы данных точек и стоять гипотезы о видимости, скрытой внутри точек.

Анализ большей части исследований по представлению видимости показал, что они выполнялись посредством роботизированного картографирования. В исследовании [48] проведена оценка вероятностной карты присутствия, построенной в двух измерениях, на основе данных от сонара для навигации подвижного робота, а в исследовании [49] проведена разработка алгоритма под названием Octomap, используемого для универсального картографирования в трёх измерениях. Разработка подобных карт поверхности основана на видимости путём лучевого вещания. Однако, несмотря на популярность описанного выше направления исследований, оно не было достаточно широко изучено при решении задач обнаружения объектов. В качестве исключения здесь можно назвать работу [50], где была проведена разработка вероятностной структуры,

базирующаяся на картах занятости для обнаружения объектов, у которых известны модели их поверхностей.

Преобразование входного трехмерного облака точек в многоканальное 2D-представление позволяет использовать стандартные двумерные сверточные архитектуры [51]. В работе [51] показано, что видимость может быть естественным образом включена в эту структуру трехмерного обнаружения.

Важнейшим компонентом современных протоколов обучения является дополнение объектов (данных). Большинство стратегий дополнения изменяют координаты посредством случайных преобразований (например, смещения, поворота). Эффективным представляется метод, основанный на увеличении объектов, который копирует виртуальные объекты редко встречающихся классов (таких как автобусы) в сцены LiDAR [52].

В 3D-обнаружении на основе LiDAR исследованы различные стратегии временной агрегации. Самым простым является метод, который объединяет, с учётом компенсации движения, различные точки, полученные из разных LiDAR-разверток, в одну сцену. Объединяемые точки при этом способе дополняются четвёртым каналом, добавляющим относительную отметку времени:  $(x, y, z, t)$ .

### **1.2.2. Методы обнаружения движущихся объектов**

В СТЗ современных РТК для обнаружения движущихся объектов используются разные методы, которые могут быть радиолокационными, оптическими, видеоаналитическими, акустическими и др. Выбор метода зависит от задачи и условий обнаружения. Большинство существующих методов основано на едином формате данных.

В работе [53] предложен подход без параметров на основе многовидового представления (Multiview-based Parameter Free (MPF)) – это система обнаружения движения группы людей (толпы) на основе нескольких экранов для захвата целевых групп населения, находящихся в фиксированном и относительно узком пространстве. Этот метод позволяет использовать разнообразную информацию

оптического изображения с целью получения структурных характеристик людей-пешеходов, обладающих разным поведением, и определять классификационное количество пешеходов с разным поведением в автоматическом режиме. В работе [54] предложено трехмерное позиционирование на основе одного глаза для быстрой реализации и высокоточного обнаружения 3D-объектов.

Характеристики мультиспектральных конвергентных каналов использованы в работах [55, 56] для обнаружения пешеходов на дорогах. При тестировании различных задач обнаружения пешеходов средний коэффициент промахов MPF на 15% ниже, чем у единственного подхода на основе ACF. В работе [57] предложена схема обнаружения малых объектов. Первым шагом в схеме является разделение исходного изображения на сеть типа VGG-16. Далее происходит слияние карты признаков в сеть. Следующим шагом является проецирование результатов обнаружения на изображение, имеющее размер исходного объекта, путем постройки пирамиды изображений. Авторы представили новый датасет для задачи обнаружения автономных транспортных средств, в котором были пересмотрены целевые классы, принципы разметки и способы аугментации данных. Кроме того, результаты экспериментов, проведенных на этом наборе данных, свидетельствуют о существенном повышении эффективности предложенного метода выявления малогабаритных объектов, особенно в случаях, когда небольшой объект необходимо распознать на изображении большого размера. Разработанный подход демонстрирует хорошую устойчивость в сложной окружающей обстановке и играет важную роль в задачах восприятия и планирования движения автономного транспорта.

Сеть DATMO [58] применяет лидарные данные для решения задач восприятия окружающей среды. В рамках данного подхода был разработан алгоритм обнаружения и отслеживания подвижных объектов, основанный на теоретических принципах, используемых при выявлении и сопровождении транспортных средств различного типа, включая велосипеды, легковые и грузовые автомобили. В исследовании [59] для обнаружения и трекинга объектов использована монокулярная камера: предложен алгоритм многообъектного

отслеживания, который получает на вход изображение и формирует траекторию найденного объекта в мировой системе координат. Для реализации этого подхода задействована глубокая нейронная сеть, обеспечивающая обнаружение объекта и оценку расстояния до него по одному входному изображению. Результаты экспериментов показывают, что разработанный алгоритм способен точно сопровождать объекты и корректно выполнять ассоциацию данных. Даже при значительном перекрытии крупных объектов на изображении он остаётся одним из наиболее эффективных решений в тесте отслеживания объектов KITTI. При этом средняя производительность алгоритма составляет около 20 кадров в секунду.

В настоящее время разработано множество подходов к обнаружению объектов на основе сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Network (CNN)) [60]. Однако такие нейросетевые модели преимущественно используют в качестве входных данных изображения в формате RGB, тогда как в ряде исследований рассматривается влияние включения информации о глубине на качество детектирования объектов [30, 61]. Наряду с этими методами, опирающимися на более традиционные технологии распознавания, также интегрируют данные о глубине и сопоставляют полученные результаты обнаружения с показателями CNN.

В работе [61] топология R-CNN представлена следующим образом: каждый пиксел изображения получает в сопоставление ему значение горизонтального параллакса, высоты и угла. Такой подход позволяет создавать дополнительные каналы в целях последующей обработки этих данных в сети. В исследовании [62] показано положительное влияние совместного использования лидарных и оптических данных на качество обнаружения людей (пешеходов) в рамках CNN. Сначала информация, полученная из облака точек лидара, посредством операции повышения дискретизации преобразуется в карту плотной глубины, после чего на её основе извлекаются признаки CNN, включая горизонтальный параллакс, высоту над поверхностью земли и угол. Эти характеристики используются для описания трёх различных групп объектов в трёхмерном пространстве

окружающей среды, а затем добавляются в качестве дополнительных каналов изображения для выполнения комбинированного обнаружения.

В исследовании [63] представлена многовидовая трёхмерная сеть, построенная на принципе объединения данных от различных датчиков. Описана архитектура сети, способная одновременно обрабатывать облако точек, полученное с радара, и RGB-изображение, используя их в качестве входной информации для предсказания ориентации калибровочного 3D-блока. При этом разреженное трёхмерное облако точек в рассматриваемой работе кодируется и представляется в нескольких проекциях. Сеть состоит из двух частей: одна для создания трёхмерных потенциальных объектов, а другая – для объединения функций с разных точек зрения.

### **1.2.3. Корреляционные методы обнаружения препятствий**

Корреляционные методы нередко используются в СТЗ для нахождения в поле зрения известных объектов или их отождествления, для определения расстояний по стереоизображениям и решения других задач подобного рода. Корреляционные подходы, как правило, основаны на последовательном сканировании области обзора с помощью некоторого «окна», внутри которого выделенный фрагмент изображения сопоставляется с заранее заданным эталонным образцом. Ряд работ [5, 64] посвящён подробному описанию корреляционных алгоритмов и их применению в задачах распознавания робототехнических систем.

Многозональные и гиперспектральные системы позволяют получить картину одновременно в нескольких диапазонах электромагнитного спектра. Развитие систем подобного класса спровоцировало значительный интерес к использованию корреляционных методов при классификации объектов и определении их состояния [4].

Корреляционная взаимосвязь между результатами наблюдений, полученными в различных спектральных диапазонах, может рассматриваться как

идентификационный признак. Совокупность подобных признаков образует корреляционную матрицу, допускающую разные варианты интерпретации, при которых отдельные её элементы соотносятся с теми или иными факторами. Кроме того, такие данные могут применяться для распознавания характерных спектрально-пространственных структур при анализе изменений соотношения веществ. Индивидуальность свойств корреляционных матриц была отмечена давно, и для разных объектов она служит их корреляционным портретом. В то же время анализ различных руководств по дистанционному зондированию [65] показывает, что корреляционным методам в них уделяется сравнительно небольшое внимание. Вероятно, это обусловлено тем, что вследствие многофакторного характера наблюдений результаты, получаемые при традиционных корреляционных способах сопоставления, во многих случаях не обеспечивают достаточно устойчивой и эффективной оценки.

Существенной сложностью применения гиперспектральных систем наблюдения являются быстрое увеличение объема получаемой информации и связанное с этим усложнение выделения необходимой ее части на этом многопараметрическом фоне. В связи с этим ведётся разработка подходов, направленных на уменьшение избыточности поступающей информации. Одним из наиболее результативных решений, предложенных для гиперспектральных систем, считается метод главных компонент, или преобразование Карунена–Лоэва, основанное на использовании межзональной корреляционной матрицы [66]. Данный подход даёт возможность значительно снизить размерность исследуемого пространства признаков. Вместе с тем его статистическая оптимальность не ориентирована на выделение конкретного объекта. В результате сами признаки приобретают менее однозначный характер, а в ряде прикладных задач эффективность применения метода может даже снижаться. Если же трактовать двумерную корреляционную матрицу как изображение, сопоставляя частным значениям корреляции наблюдаемых параметров в разных спектральных зонах условные уровни яркости, то такие изображения становятся

пригодными для последующего сравнения. Еще лучше анализировать их в цвете. Их содержание характеризует наблюдаемый объект.

На рисунке 1.2 представлены примеры двух корреляционных портретов: портрет участка водной поверхности (а) и портрет посевов зерновых (б). Данные портреты имеют вид, который характерен для корреляционных матриц. Сам вид корреляционной матрицы довольно точно отражает внутренний характер связей многозональной видеоинформации, служит его «корреляционным портретом», именно поэтому данное свойство целесообразно использовать при анализе видеоинформации.

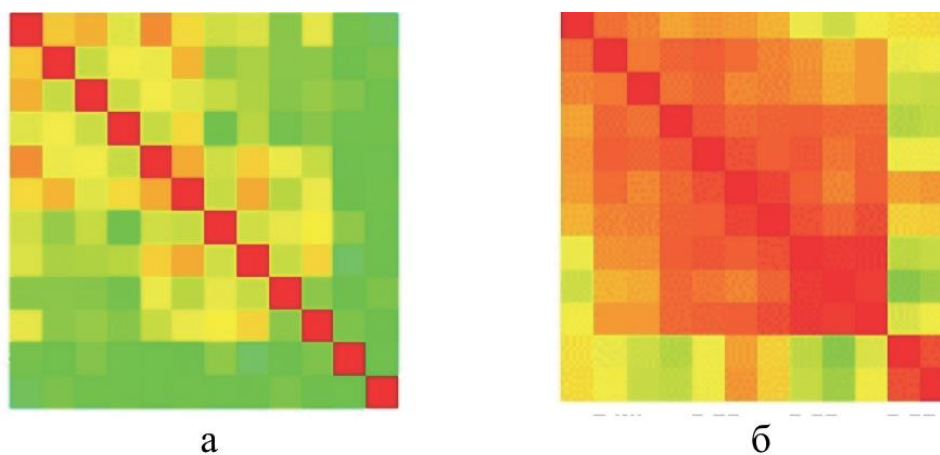


Рисунок 1.2 – Корреляционные портреты для участков водной поверхности (а) и посевов зерновых (б)

Особенности корреляционного портрета позволяют преобразовать многозональную видеоинформацию, используя в качестве критерия преобразования оценку взаимосвязи между структурами матриц наблюдаемых объектов и эталонного образца. Такой подход известен как метод повторной, или «двойной», корреляции.

Рассмотрим сущность приведенного выше способа. На основании априорной информации, содержащейся в библиотеке спектрометрических данных эталонных объектов, где естественная изменчивость объектов представлена в виде набора спектральных вариантов, либо по результатам съёмки эталонного участка заранее вычисляется матрица межканальной корреляции яркости для

интересующего объекта в выбранных спектральных диапазонах. Далее выполняется сокращение числа используемых спектральных зон: сохраняются только те каналы, которые являются наиболее характерными для рассматриваемого эталона или группы эталонов, тогда как каналы с несущественной межканальной корреляцией исключаются из дальнейшего анализа.

После этого результаты съёмки последовательно анализируются по фрагментам, и для каждого такого фрагмента рассчитывается матрица корреляции яркости в тех же отобранных спектральных зонах. Затем полученная для каждого фрагмента корреляционная матрица поочерёдно сопоставляется с корреляционной матрицей искомого объекта-эталона, а на основе результатов такого сравнения формируется синтезированное изображение

#### **1.2.4. Использование нейронных сетей в задаче обнаружения препятствий в СТЗ наземных РТК**

Нейронные сети нашли широкое применение в СТЗ РТК, в первую очередь, для обнаружения и распознавания объектов на изображениях различной физической природы [67].

Внедрение нейронных сетей в системы обнаружения препятствий РТК выполняется в три этапа, описанных ниже. На первом этапе происходит сбор тренировочных наборов данных. В ходе этого процесса человек осуществляет разметку кадров с камер для получения эталона требуемой функциональности нейронных сетей. Вторым этапом является реализация процесса автоматического подбора параметров нейронной сети. Этот этап называется обучением и носит циклический характер, при этом каждый цикл обучения носит название «эпоха». Параметры нейронной сети корректируются в соответствии с величиной ошибки, полученной при обучении на предварительно размеченной тренировочной выборке. Это значение ошибки является характеристикой разницы между требуемым и полученным результатом. Для оценки эффективности

нейронной сети используют отдельный валидационный набор данных, не совпадающий с обучающей выборкой. На основании результатов, полученных при его обработке, принимают решение о прекращении обучения. Обучение продолжается до тех пор, пока сеть демонстрирует рост точности на валидационных данных; как только улучшение прекращается, дальнейшая тренировка становится нецелесообразной [68].

В ходе проведения третьего этапа выполняется запуск нейронной сети на целевом устройстве с реализацией программного обеспечения (ПО), которое позволяет взаимодействовать с остальными модулями системы. Также на данном этапе выполняется тестирование системы в реальных рабочих условиях.

Классическим методом, применяемым для обнаружения препятствий на пути РТК является обработка данных, получаемых от системы из двух камер, называемой стереокамерой. В результате применения данного метода формируется трёхмерная модель наблюдаемого пространства на основе обработки данных, полученных с двух камер. Сначала с помощью специального алгоритма определяется плоскость, пригодная для перемещения наземного РТК. После этого остальные точки, соответствующие различным выступающим объектам, группируются в отдельные препятствия. В итоге строится модель маршрута, доступного для движения транспортного средства, независимо от типа обнаруженных препятствий.

Процесс выполняется поэтапно с использованием алгоритма V-disparity [25], который позволяет формировать карту глубины на основе изображений, получаемых с камер. На такой карте более светлые зоны указывают на близко расположенные объекты, тогда как более темные соответствуют удалённым областям. Далее по карте глубины осуществляется трёхмерное восстановление наблюдаемого пространства в форме набора координат пространственных точек, то есть облака точек. После этого по сформированному облаку точек требуется разделить препятствия и области, пригодные для движения. С этой целью строится гистограмма распределения глубины по вертикальной оси изображения, с помощью которой определяется плоская поверхность в кадре. На

заключительном этапе, опираясь на карту глубины и построенную гистограмму, выделяются проходимые зоны, а также вычисляются расстояния до препятствий на основе имеющегося облака точек.

Для нивелирования недостатков, присущих каждому из указанных подходов, целесообразно применять их совместно [69]. При этом на вход сегментационной нейросети может подаваться не традиционное цветное изображение, а карта глубины, представленная в формате изображения и формируемая алгоритмом стереозрения. В таком случае задача семантической сегментации трансформируется в более узкую задачу бинарной сегментации, ориентированную на выделение только одного заданного класса объектов, тогда как все остальные элементы сцены относятся к фону. В качестве целевого класса рассматривается проходимая область, характеристики которой нейронная сеть должна выявлять, опираясь на пространственную трехмерную структуру окружающей среды. После этого сформированное облако точек разделяется на зону проходимости и препятствия, независимо от их конкретной принадлежности к тому или иному классу. Такой подход позволяет преодолеть ограничение, связанное с фиксированным набором классов при семантической сегментации цветных изображений, а также выбрать наиболее эффективный алгоритм выделения поверхности, по которой осуществляется движение локомотива.

#### **1.2.5. Использование самоорганизующихся сетей для пост-обработки радиолокационных данных**

Самоорганизующиеся карты Кохонена (КК) – ИНС, обучение которых осуществляется без учителя – имеют фундаментальные отличия от традиционных моделей [70-72]. Основная отличительная особенность КК – это возможность обучения предварительной разметки входных данных. Такая важная особенность позволяет подобным моделям самостоятельно находить и выявлять скрытые взаимосвязи между данными, закономерности, а также внутреннюю структуру

этих данных, притом эти выводы имеют в своём основании только организацию этих данных и связи между элементами.

Самоорганизующиеся карты (Self-Organizing Maps (SOM)) представляют собой один из ряда методов кластеризации данных, имеющих множество измерений [70, 73]. Метод самоорганизующихся карт применяется для проецирования объектов из пространства, обладающего высокой размерностью, в пространство, обладающее меньшей размерностью, в большинстве случаев на двумерную решётку. Благодаря этой своей особенности КК (SOM) получили широкое распространение при решении задач анализа и визуализации данных. В числе алгоритмов, которые являются похожими с SOM по своему назначению, можно отметить ряд статистических методов, например, метод *k*-средних (*k*-means), который используется для кластеризации, однако, без сохранения топологических взаимосвязи между объектами и с требованием заранее определять число кластеров. Самоорганизующиеся карты – это сеть нейронов на двумерной решётке, следовательно, в ходе обучения между ними возникает взаимное влияние. При поступлении очередного входного вектора определяется нейрон-победитель, весовой вектор которого в наибольшей степени соответствует входным данным. При этом настройке подвергаются не только его собственные веса, но и параметры соседних нейронов. Такой механизм даёт модели возможность точнее передавать структуру исходного пространства и обеспечивать более качественное обобщение данных.

Процесс обучения SOM включает несколько последовательных стадий: начальную инициализацию весов, выбор входного вектора, поиск нейрона-победителя и последующее обновление весовых коэффициентов. На первых шагах обучения веса часто задаются случайным образом, что способствует более гибкому распределению нейронов. По мере увеличения числа итераций скорость корректировки весов постепенно снижается, благодаря чему карта всё точнее адаптируется к особенностям исследуемых данных. Самоорганизующиеся карты находят применение в самых разных областях: биоинформатике, обработке сигналов, финансовой аналитике, а также в системах искусственного интеллекта,

включая рекомендательные сервисы. Возможность представлять сложные многомерные данные в наглядной форме делает этот инструмент особенно ценным как для научных исследований, так и для практических задач, помогая специалистам глубже анализировать внутреннюю структуру данных и принимать более обоснованные решения. При использовании алгоритма SOM наиболее близкие друг к другу в изначальном пространстве признаков векторы оказываются соседними также и на построенной (новой) карте.

Разработка классификатора сигналов на основе самоорганизующейся КК включает определение структуры КК, установку стартовых параметров обучения, инициализацию КК и обучение системы.

Разработке КК на базе алгоритма SOM начинается с определения архитектуры сети и числа входящих в неё нейронов. При этом выбор количества нейронов является важным этапом, поскольку чрезмерное число узлов по сравнению с объёмом обучающей выборки может отрицательно сказаться на результативности алгоритма. Особенно в подобных ситуациях существенную роль играет начальное значение радиуса обучения. Этот параметр задаёт степень взаимного влияния нейронов в процессе настройки сети и одновременно определяет, насколько хорошо карта сможет обобщать представленные данные. Увеличение радиуса приводит к вовлечению большего числа соседних нейронов в обучение, благодаря чему формируется более сглаженное и обобщённое отображение структуры данных. При этом может снижаться способность сети обнаруживать локальные признаки и специфические закономерности. Выходной слой КК может быть организован по-разному, в частности в одномерной или двумерной форме.

Структура выходного слоя определяет и уровень связности нейронов. В КК важно обоснованно подбирать начальный радиус соседства и организацию выходного слоя, так как они заметно влияют на кластеризацию и визуализацию.

Примеры выходного слоя КК, имеющего гексагональную (а) и тетрагональную (б) структуру, представлены на рисунке 1.3.

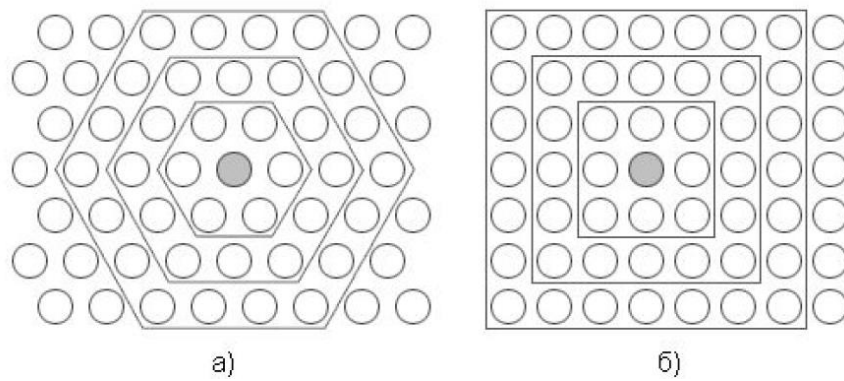


Рисунок 1.3 – Различные топологии выходного слоя карты Кохонена

Зависимость количества нейронов соседей с разными расстояниями  $d$  от нейрона победителя до этих нейронов представлена в таблице 1.1.

Согласно таблице 1.1, одномерная структура выходного слоя нейросети имеет минимальное число соседних нейронов. Из-за этого взаимодействие между элементами сети ослабевает, обмен информацией становится менее эффективным, а обучение замедляется. В таких условиях сеть может выделять больше кластеров, чем реально присутствует в данных. В отличие от неё, двумерные конфигурации, такие как гексагональная и тетрагональная, обеспечивают больше соседних связей, что усиливает внутреннее взаимодействие.

Таблица 1.1 – Зависимость числа нейронов соседей с разными расстояниями  $d$  от нейрона победителя до этих нейронов

Структура	Соседей с $d = 1$	Соседей с $d = 2$	Соседей с $d = 3$	Всего соседей с $d \leq 3$
Одномерная	2	2	2	6
Двумерная гексагональная	6	12	18	36
Двумерная тетрагональная	8	16	24	48

Двумерная организация снижает риск появления лишних кластеров, так как нейроны точнее определяют границы между группами объектов. Она лучше обобщает данные, меньше реагирует на шум и делает результаты кластеризации

более понятными за счёт наглядной визуализации. Особенно эффективна гексагональная решётка, обеспечивающая равномерное распределение нейронов и выявление сложных связей. Поэтому выбор структуры выходного слоя зависит от задачи и особенностей данных.

Метод PLSOM (Parameter-Less Self-Organizing Map) является развитием традиционного алгоритма SOM [74]. Его ключевая особенность состоит в отказе от жестко заданной зависимости параметров обучения от номера итерации. Вместо этого такие характеристики, как скорость обучения и радиус соседства, корректируются в соответствии с тем, насколько качественно карта описывает входные данные. Иными словами, параметры настраиваются не по заранее определённому сценарию, а с учётом степени соответствия структуры карты структуре исходного пространства признаков. В алгоритме PLSOM реализован механизм динамического изменения параметров, благодаря чему обработка данных становится более адаптивной, а выявление скрытых зависимостей – более результативным. Так, при хорошем качестве кластеризации значения скорости обучения и радиуса соседства могут снижаться, обеспечивая более точную настройку карты. Если же представление данных оказывается недостаточно адекватным, эти параметры, напротив, увеличиваются, что позволяет быстрее перестраивать карту и охватывать более широкую область пространства признаков. Дополнительным преимуществом метода является возможность применения различных критериев оценки качества отображения данных, включая расстояния между векторами и характеристики плотности кластеров.

Целевая функция, определяющая эффективность описания пространства векторов на входе КК, имеет вид:

$$\varepsilon(t) = \frac{\|x(t) - w_c(t)\|}{p(t)}, \quad (1.1)$$

где  $p(t) = \max(\|x(t) - w_c(t)\|, p(t-1))$ , а  $p(0) = \|x(0) - w_c(0)\|$ .

Представленная функция используется для оценки точности карты по отношению к структуре исходных данных. Её основная задача – определить, насколько сильно должны корректироваться весовые коэффициенты нейронов на

каждом шаге обучения. Иначе говоря, она показывает, насколько веса нейрона-победителя на шаге  $t$  должны отличаться от их значений на шаге  $t-1$ . Большое значение  $\varepsilon(t)$  указывает на необходимость заметного обновления весов как самого победившего нейрона, так и соседних с ним элементов. Это означает, что карта ещё не в полной мере адаптировалась к входным данным и процесс обучения следует продолжать. Небольшое значение функции, напротив, говорит о том, что КК воспроизводит структуру векторов, подаваемых на вход, с достаточной точностью, благодаря этому процедура настройки весов уже не нужна. Наличие такого подхода позволяет КК шаг за шагом подстраиваться под характерные особенности поступающей на вход информации, фиксируя её существенные признаки и внутренние взаимосвязи. Но при таком подходе эффективность работы КК имеет прямую зависимость не от одной целевой функции, но также и от параметров обучения, среди которых особенно важны скорость обучения и радиус соседства. Именно они задают степень изменения весов нейрона-победителя и определяют, насколько это изменение распространяется на соседние нейроны. Поэтому правильный выбор этих параметров напрямую влияет на эффективность обучения и качество отображения данных. Таким образом, целевая функция в обучении КК выступает важным средством управления процессом самоорганизации и повышения точности представления сложных многомерных структур.

Алгоритм PLSOM использует заранее рассчитанный радиус обучения  $\sigma(t) = const \forall t$ . Расстояние для нейрона с индексом  $i$  определяется как:

$$h_i(d, t) = \exp\left(\frac{-d(i, c)^2}{\Theta(t)^2}\right), \quad (1.2)$$

где  $\Theta(t) = \sigma(t) \cdot \varepsilon(t)$ , при  $\Theta(t) \geq \theta_{min}$ ,  $\theta_{min}$  – наименьшее значение радиуса обучения, часто принимаемое за единицу. Подстройка весов при использовании алгоритма PLSOM выполняется как:

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \varepsilon(t) \cdot h_i(t) \cdot (x(t) - w_i(t)). \quad (1.3)$$

Уравнение (1.3) демонстрирует, что алгоритм PLSOM использует параметр  $\varepsilon(t)$  вместо того, чтобы использовать скорость обучения  $\alpha(t)$ .

Таким образом, PLSOM концептуально близок к методам обучения ИНС, например, к методу сопряжённых градиентов, также известному как метод Флетчера-Ривса. Оба подхода ориентированы на повышение эффективности обучения, однако реализуют эту задачу различными средствами. Их объединяет ключевая идея: использование сведений, накопленных на предыдущих шагах, для корректировки текущего процесса настройки модели.

В методе Флетчера-Ривса новое направление поиска формируется с учётом результатов прошлых итераций, что делает процедуру минимизации более целенаправленной и результативной. В основе PLSOM также лежит учёт связи между параметрами текущего и предыдущего шагов обучения. При помощи параметра  $t$  PLSOM лучше ориентируется в параметрическом пространстве. Исследования метода сопряжённых градиентов Флетчера-Ривса показывают, что использование информации о прошлых итерациях способно заметно повысить эффективность обучения нейросетей. Такой подход делает оптимизацию более гибкой, снижает вероятность лишних колебаний и уменьшает риск попадания в локальные минимумы. Кроме того, опора на данные предыдущих шагов активно используется и в современных адаптивных оптимизаторах, например Adam и RMSprop, что ускоряет обучение и повышает его устойчивость.

Оба рассмотренных метода (PLSOM и Флетчера-Ривса) демонстрируют следующую зависимость: использование информации из ранних итераций ведет к возрастанию эффективности, с которой проводится обучение. Таким образом, создание новых алгоритмов, использующих аналогичный подход, является перспективным для задач МО и ИИ, а также позволяет предположить, что PLSOM будет эффективнее классического SOM.

#### **1.2.6. Методы радиолокационной оценки свойств материалов**

Как было сказано выше, каналы СТЗ, в том числе радиолокационные, используются не только для решения классических задач определения дальности и геометрических параметров объектов окружающей среды, но и таких

характеристик, как их плотность [29, 31], вид материала [32, 75-79], структура [80-83], электропроводимость [84] и объём [75, 77]. При этом данные радиолокационного канала могут как дополнять данные оптического канала, так и использоваться самостоятельно.

В [29] предлагается подход к оценке плотности лесного покрова на основе объединения оптических и радиолокационных спутниковых данных. Из субметровых оптических спутниковых снимков, спутниковых снимков радара с синтезированной апертурой и данных цифровой модели рельефа извлечены 411 параметров, 17 из них выбраны для построения оценочной модели плотности растительного покрова. Разработаны три различные модели: множественной пошаговой регрессии; нейронной сети; на основе дерева решений. Точность оценки плотности повышается с 77% для оптического изображения и 78,5% для радиолокационного изображения до 78,7% для обоих вариантов. Модель на основе нейронной сети достигла самой высокой общей точности (79,2%) и продемонстрировала превосходную точность при оценке низкой плотности древесного покрова (75,4%), в то время как модель на основе дерева решений, использующая характеристики радиолокационного изображения, показала превосходную точность при оценке средней плотности (87,5%). Примечательно, что интегрированная кубистическая модель на основе дерева решений, объединяющая оптические и радарные данные, достигла наивысшей точности при оценке высокой плотности растительного покрова (89,2%).

В [31] исследована возможность обнаружения манекена человеческого тела по изменению акустического поля, вызванного различными граничными условиями в низком и умеренно низком частотных диапазонах.

В [32] представлены результаты моделирования передачи инфразвуковой энергии в диапазоне от 3 до 5 Гц через различные виды тканей (хлопок, лен, шерсть, нейлон, обладающие различными свойствами распространения волн. В зависимости от показателя преломления эти материалы имеют различную акустическую прозрачность, что в свою очередь влияет на отражённую акустическую мощность.

Радары мм-диапазона стали популярны во многих измерительных системах: измерение уровня жидкостей, определение объема твердых веществ, системы инфраструктуры, оценку качества поверхности в производственных отраслях и мониторинг вибрации [75].

В ряде работа рассматривается применение миллиметровых радаров для неинвазивного (неразрушающего) контроля различных объектов и материалов. Например, в [75] представлена схема точной идентификации материалов с использованием миллиметрового радара. Задача решается с использованием МО для идентификации материалов на основе их отраженной радарной сигнатуры. В схеме присутствует несколько приемных каналов радиолокационного модуля для получения сигнатур отраженного сигнала от различных материалов объекта. В рамках предложенной структуры представлено три подхода: сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks (CNN)), метод k-ближайшего соседа и динамического искажения времени (Dynamic Time Warping (DTW)). Установлено, что схема обеспечивает почти идеальную точность классификации шести различных типов материалов. Кроме того, исследована возможность определения объема идентифицированного материала, где полученная точность классификации превышает 98% при различении трех различных уровней объема.

В исследовании [76] данные радара с синтезированной апертурой (Synthetic Aperture Radar (SAR)) используются для идентификации интенсивности урожайности в каждом пикселе изображения SAR. Обработка данных осуществляется в три этапа: 1) вычисление синтетических радиолокационных данных с использованием параметров, характерных для типичной широкополосной РЛС, работающей в режиме прожектора и освещающей несколько областей рассеяния, которые отличаются по своей частотной характеристике; 2) разбиение набора данных на частотные поддиапазоны и извлечение дисперсии в каждом пикселе; 3) идентификация интенсивности урожайности с использованием элементарного классификационного анализа.

В [77] демонстрируется беспроводная классификация различных материалов с использованием широкополосного КМОП-приемника миллиметрового диапазона. Приемник используется для регистрации мощности, передаваемой через несколько твердых материалов на различных расстояниях от приемника в W-диапазоне (75-110 ГГц). На основе полученных данных проводится классификация материалов по различным категориям с применением методов МО. Обученные классификаторы использовались для прогнозирования материала и толщины объектов, находящихся на различном расстоянии от приемника, с точностью более 96% при классификации материалов и 88% при классификации толщины.

В [78] представлена система идентификации материалов, основанная на портативной радарной системе 3D-визуализации. Полученная трехмерная карта яркости анализируемого объекта обрабатывается сверточной нейронной сетью, чтобы определить, из какого материала изготовлен объект. Результаты экспериментов показывают, что обработка трехмерного объема излучения оказывается более эффективной, чем обработка необработанных сигналов от антенн.

В [79] решается проблема классификации материалов в наборе различных пластин с применением сямской сети, которая использует основанный на расстоянии показатель подобия, который должен быть небольшим для одних и тех же материалов и большим для разных материалов. Представлен пример системы для классификации пяти вариантов из четырех материалов с использованием компактного радарного датчика малой дальности 60 ГГц, обеспечивающего общую точность 99,23%.

В [80] рассмотрено применение рентгеноструктурного анализа для определения характеристик кристаллических материалов: структур, фаз, предпочтительной ориентации кристаллов (текстуре) и других структурных параметров, таких как средний размер зерен, кристалличность, деформация и дефекты кристаллов. В работе обобщены научные тенденции, относящиеся к

области фармацевтической промышленности, судебной экспертизы, геологии, микроэлектроники и стекольной промышленности, а также к анализу коррозии.

В [81] представлен метод визуализации, который использует когерентно рассеянные или дифрагированные рентгеновские лучи для идентификации потенциально вредных или запрещенных строительных материалов.

В [82] описывается основное физическое взаимодействие электромагнитных волн в диапазоне длин от дециметра до миллиметра (в вакууме – частоты от 300 МГц до 300 ГГц) с различными объектами, скрытыми за диэлектрическими материалами (бумага, дерево, керамика, бетон, полимерные материалы и волокнистые композиты) для их обнаружения и определения характеристик на основе таких явлений, как отражение и рассеяние, аналогичных распространению ультразвука в твердотельных материалах. Приведены практические примеры определения влажности пористых материалов и контроля процесса литья полимеров под давлением. Особое внимание уделяется визуализации скрытых под одеждой предметов и задаче быстрого, но надежного обнаружения оружия путем сканирования людей и использования алгоритмов визуализации, таких как метод фокусировки с синтезированной апертурой (Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT)) и процедуры распознавания образов.

В [83] рассматривается использование искусственных нейронных сетей и МО для интерпретации данных георадарной съемки, с учётом знаний о распространении электромагнитных волн, свойствах материалов и теории антенн. В [84] исследуется применение пассивных RFID-меток для определения диэлектрической проницаемости тестируемого материала.

В Институте сильноточной электроники СО РАН создан твердотельный наносекундный радиолокатор, выполненный в формате мобильного лабораторного комплекса, предназначенного для проведения полевых экспериментов [85]. Данная радиолокационная система обеспечивает формирование, излучение и приём сверхвысокочастотных импульсов длительностью 10 нс в трёхсантиметровом диапазоне, а также их последующую

регистрацию и обработку для решения исследовательских задач в области ближней приповерхностной радиолокации.

Одной из ключевых особенностей технологии сверхкороткоимпульсной радиолокации (СКИРЛ) выступает высокая дальностная разрешающая способность, которая определяется шириной применяемого частотного спектра.

В наносекундных радиолокационных системах эффект контрастного выделения отражений от объектов проявляется особенно ярко. Данное свойство объясняется тремя основными причинами:

- небольшим импульсным объёмом, обеспечивающим высокое разрешение по дальности;
- отсутствием боковых лепестков вдоль оси дальности в корреляционной функции прямоугольного зондирующего импульса;
- уменьшением уровня эхо-сигналов от подстилающей поверхности и пассивных помех.

Эффективная площадь рассеяния (ЭПР) объекта относится к числу ключевых величин, входящих в уравнение радиолокационной дальности. Количественные характеристики полей рассеяния радиоволн различными физическими объектами традиционно определяются на основе натуральных измерений ЭПР. В условиях активного развития сверхширокополосной короткоимпульсной радиолокации особую значимость приобретает задача оценки ЭПР объектов при использовании СШП-сигналов. Дополнительные возможности определения ЭПР природных образований, таких как лесные массивы и травяной покров, с применением наносекундного радара были изучены в ходе экспериментальных исследований, выполненных в районах со сложным, сильно пересечённым рельефом.

В работе [3] приведены данные о характеристиках отражения подстилающих, или фоновых, поверхностей (ПП), а также ряда объектов антропогенного происхождения применительно к 8-мм диапазону электромагнитных волн (ЭМВ) для однопозиционных радиолокационных станций. Указанные сведения представлены в форме каталогов ЭПР и удельных

ЭПР (УЭПР). При этом решение многих задач, имеющих народнохозяйственное, научное и оборонное значение, невозможно без информации об отражательных свойствах различных объектов и фоновых ПП в разных диапазонах ЭМВ.

В настоящее время среди всего диапазона ЭМВ все более значимую роль играет миллиметровый диапазон, особенно 8-мм диапазон, поскольку он характеризуется следующими преимуществами:

- возможностью работы на значительных расстояниях – до 10 км – при разных погодных условиях;
- высоким уровнем пространственного разрешения при небольших размерах антенных систем;
- широким динамическим диапазоном значений УЭПР и радиоконтрастности природных и искусственных объектов.

Анализ поляризационных свойств ПП разного типа в миллиметровом диапазоне волн, представленный в работе [17], показал, что эффективная площадь рассеяния  $\sigma$  определяется рядом факторов. К числу таких факторов относятся угол наблюдения  $\theta$ , момент и продолжительность наблюдения, разновидность подстилающего покрова, рабочая частота сигнала, а также используемый тип поляризации. Для выявления общих закономерностей поведения ПП в миллиметровом диапазоне были рассмотрены пять основных категорий покровов: гладкие поверхности, снежный покров, ледяные образования, лесные массивы, а также травянистая растительность и посевы сельскохозяйственных культур.

Таким образом, радиолокационный канал мм-диапазона СТЗ РТК может быть использован для оценки плотности материалов для их последующей классификации [86].

### **1.2.7. Методы ультразвуковой оценки местоположения препятствий и свойств их материалов**

В качестве дальнейших поисковых работ в данной области целесообразно провести оценку возможности комплексирования оптической, радиолокационной

и ультразвуковой информации. Выбор ультразвукового радара в качестве дополнительного информационного канала в СТЗ РТК обусловлен следующими факторами.

Во-первых, ультразвуковые радары (УЗР) по точности измерения дальности сопоставимы с лазерными дальномерами, при значительной их дешевизне. Во-вторых, УЗР позволяют оценивать плотность наблюдаемых препятствий. Возможность оценки плотности препятствий обусловлена тем, что ряд материалов имеет свойство ослаблять звук при отражении, т.е. обладает поглощающими свойствами. Данное явление возникает из-за того, что ультразвук представляет собой механические колебания, находящиеся выше области частот, слышимых человеческим ухом (обычно 20 кГц). Они распространяются в виде волн, аналогично свету. Однако, в отличие от светового излучения, способного проходить через вакуум, ультразвуковые волны могут существовать только в упругой среде – например, в газах, жидкостях или твердых телах [87].

Одним из ключевых свойств ультразвуковых волн является их затухание. Под этим понимают снижение амплитуды, а значит, и интенсивности звукового сигнала в процессе его распространения в среде. Ослабление ультразвука обусловлено несколькими факторами, среди которых основными являются:

- уменьшение амплитуды волны по мере удаления от источника, что связано с его формой и волновыми размерами;

- рассеяние ультразвуковых волн в неоднородных твёрдых материалах, таких как стали и различные сплавы, из-за чего часть энергии отклоняется от первоначального направления;

- поглощение ультразвука в однородных твёрдых телах, а также в жидкостях и газах, при котором энергия звуковой волны необратимо преобразуется в другие виды энергии, прежде всего в тепловую [88].

Для создания средства оценки плотности препятствия интересна именно третья причина затухания ультразвука – поглощение. Поглощение ультразвуковых волн связано с действием нескольких механизмов. Основной вклад вносят вязкостные свойства и теплопроводность среды, а также

взаимодействие ультразвука с различными молекулярными процессами в веществе, с тепловыми колебаниями кристаллической решётки и другими факторами.

Для оценки уровня поглощения материалов используется коэффициент поглощения – обратная величина того расстояния, на котором амплитуда звуковой волны спадает в  $e$  раз. Чем выше коэффициент поглощения, тем интенсивнее среда ослабляет ультразвуковые волны. Значение коэффициента поглощения  $\alpha$  увеличивается с ростом частоты ультразвука. По этой причине затухание ультразвука в среде значительно превышает затухание звуковых волн слышимого диапазона.

Помимо коэффициента поглощения, для описания ослабления ультразвука применяют также глубину полупоглощения  $H$ , которая обратно пропорциональна этому коэффициенту и определяется соотношением  $H = 0,347/\alpha$ . Под глубиной полупоглощения  $H$  понимают расстояние, на котором интенсивность ультразвуковой волны снижается в 2 раза.

Поглощение ультразвука преобладает над рассеянием в газах, жидкостях и однородных твердых телах. Поглощение возрастает при увеличении вязкости жидкости. Данный фактор может быть использован для различения искусственных и природных препятствий: трава, кусты и т.п. [89].

### **1.3. Комплексирование информации в многопозиционных радиооптических СТЗ**

Двухпозиционные малогабаритные радиооптические комплексы СТЗ имеют большие практические преимущества: независимость от метеоусловий, большая дальность действия, высокая точность при определении координат. Недостатки: сложность классификации обнаруженных объектов и распознавания типов ПП, т.к. на радиолокационных изображениях объекты, размеры которых меньше разрешающего элемента РЛС, отображаются как яркие световые пятна, не содержащие достаточных классификационных признаков [90].

Современные оптико-локационные системы достаточно эффективно справляются с задачами классификации. Тем не менее, им присущ ряд ограничений: их работа во многом определяется погодными условиями, а дальность действия остается сравнительно небольшой. Вместе с тем оптические системы обеспечивают высокую точность наведения и фокусировки на реальных объектах, что делает возможной их классификацию, а также распознавание типов ПП, которые крайне трудно идентифицировать по электромагнитным признакам отражённых радиолокационных сигналов.

В двухпозиционных оптико-локационных системах при решении задачи классификации прежде всего требуется выполнить идентификацию объекта, то есть подтвердить, что в обоих случаях наблюдается один и тот же физический объект. Затем изображения выбранного объекта необходимо привести к единому масштабу, выполнить их поворот и тем самым согласовать положение объекта в общей системе координат. После этого становится возможным применение алгоритмов классификации. Решение указанных задач связано с необходимостью точного наведения камер на объект, а также с обеспечением соответствующей фокусировки, поворота изображения и других сопутствующих операций.

Двухпозиционные радио-оптические комплексы предназначены для обнаружения объектов путём измерения их угловых координат с последующим вычислением расстояния до обнаруженных объектов. По существу, их функционирование связано с решением целого комплекса задач, типичных для оптико-локационных систем. Так, обнаружение объекта сводится к задаче его распознавания и идентификации, определение угловых координат обеспечивает наведение оптической системы на объект, а вычисление дальности связано с выполнением фокусировки на объекте наблюдения. Кроме того, установление углов обзора объекта относительно комплекса требует реализации соответствующих пространственных поворотов и согласованных изменений ориентации системы.

Вышеперечисленные проблемы решаются в многопозиционных радарх. Они имеют меньшую точность по сравнению с оптическими системами

определения местоположения, однако, информация от них значительно облегчает решение задач оптико-локационных систем. Следовательно, естественно возникает идея объединения информации из нескольких РЛС с оптико-локационной информацией системы. Блок-схема алгоритма интеграции, реализующего описанные выше идеи, представлена на рисунке 1.4.

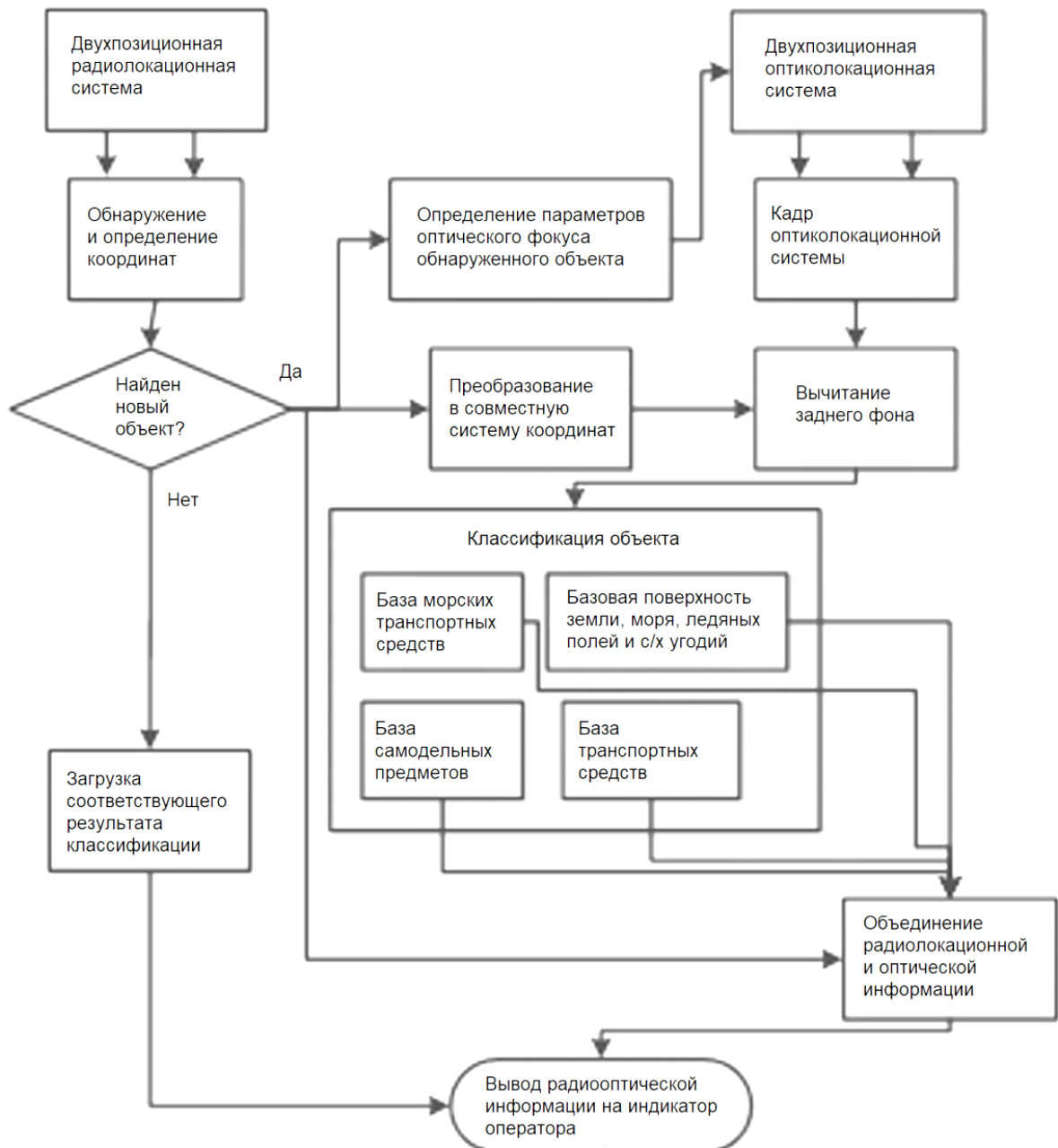


Рисунок 1.4 – Блок-схема алгоритма комплексирования информации в радиооптическом комплексе

Работа алгоритма состоит из получения и обработки результатов радиолокационных и оптиколокационных измерений, распознавания и классификации найденных объектов и объединения информации от СТЗ РТК.

Большое количество видов источников информации о ПП требует рационального объединения данных, формируемых этими источниками в СТЗ РТК. Сильная взаимная корреляция разнодиапазонных изображений объясняется наличием естественных связей между физическими параметрами, фиксируемыми данными сенсорами.

В таблице 1.2 приведено сводное описание ключевых характеристик и наиболее распространённых отличительных признаков восьми типов двумерных датчиков, способных эффективно различать типовые объекты интереса РТК [91]. Каждый из указанных видов датчиков может быть практически применён при решении задач наземных робототехнических комплексов.

Таблица 1.2 – Основные типы и характеристики датчиков СТЗ наземных РТК

Тип датчика	Формат представления данных	Полезные признаки
Тепловизионный	- 2D-тепловое изображение	- форма, max/min эмиссия, количество и расположение горячих пятен, окружение (среда)
Радар миллиметрового диапазона	- 2D-отраженный профиль - 1D или 2D-поляризационные изображения - 2D-поле скоростей	- распределение и степень протяженности рассеивателей - четный и нечетный номер и расположение упругих рассеивателей - частоты пульсации и ширина пучка рассеивания
Лазерный локатор	- 3D-изображение - доплеровская модуляция (вибрация) - 2D-поле скоростей	- размер, 3D-форма, расположение объектов - пульсация, структурная и поверхностная частоты - пространственное распределение движущихся участков сцены
Локатор с синтезированной апертурой	- 2D-изображение	- размер и расположение объектов
Телевизионный	- 2D-полутонное видеоизображение	- форма, размеры, текстура, внутренняя структура объектов, окружение
Микроволновый радар	- доплеровская модуляция - 2D-изображение	- скорость, частота пульсации и ширина пучка - размер, формат, количество и расположение объектов
Акустический датчик	- отраженный звуковой сигнал	- частоты пульсации, гармоники отношения частот, источники специфического шума
Интерферометр	- спектральная и временная зависимость микроволнового излучения	- частота, частотная модуляция, амплитудная модуляция, продолжительность пульсации, интервалы пульсации

В работе [19] описан способ формирования и отображения интегральных синтезированных изображений, создаваемых на основе кадров, поступающих от датчиков различных спектральных диапазонов и включающих наиболее значимые информативные элементы каждого из них. Сначала выполняется пространственное согласование кадров, затем – объединение информации, полученной по разным спектральным каналам.

На рисунке 1.5 представлено синтезированное изображение автомобиля (в) на основе видеокadres телевизионного (а) и тепловизионного (б) каналов. Оно отличается усиленной контрастностью малых объектов, естественной передачей полутонов и сохранением деталей, полученных по тепловизионному каналу.



Рисунок 1.5 – Синтезированное изображение автомобиля (в), полученное на основе телевизионного (а) и тепловизионного (б) видеокadres

Синтезированные изображения получают при помощи методов:

- метод комплексирования путем добавления различий [21];
- локально-энтропийный подход [92];
- алгоритм морфологического комплексирования [92];
- метод комплексирования на основе пирамиды Лапласианов [33].

В работе [20] рассматривается подход к повышению эффективности СТЗ РТК за счет интеграции изображений, поступающих от датчиков разных спектральных диапазонов, с электронными картами местности. Это обеспечивает возможность реализации «справочной системы», где по запросу оператора РТК осуществляется распознавание семантики выбранного объекта местности с отображением на экране информации о его типе и основных характеристиках.

Наличие цифровой модели высот также дает возможность получать сведения о рельефе в пределах зоны обзора РТК. Это позволяет оператору заранее принимать решения, направленные на выбор наиболее рациональной траектории движения.

В работе [93] повышение автономности мобильных роботов, достигнуто за счёт построения модели окружающей среды и рабочей зоны рабочих инструментов по данным комплексированных СТЗ с сенсорами различной физической природы. На основе дальнометрических данных формируются трёхмерные геометрические и формализованные модели рабочих зон, используемые при планировании траекторий движения и решении навигационных задач робототехнического комплекса. Такой подход значительно расширяет объём сведений, доступных оператору, улучшает восприятие обстановки и тем самым заметно снижает вероятность ошибок в процессе дистанционного управления.

Применение полного комплексированного изображения обеспечивает устойчивое и надёжное распознавание не только разновидностей опорной поверхности, но и объектов, относящихся к таким классам, как «вода» и «очаг возгорания», что дополнительно повышает эффективность контроля и безопасность работы.

В работе [22] рассмотрен метод комплексирования информации от различных датчиков РТК на основе расширенного фильтра Калмана (ФК). Работу алгоритма ФК, представленного на рисунке 1.6, можно разделить на четыре стадии: инициализация, прогнозирование, наблюдение и оценивание. Стадии алгоритма 2-4 выполняются циклично и составляют каждый цикл работы фильтра; стадии 3 и 4 можно объединить в этап «корректировка». На этапе инициализации производится обнуление элементов всех массивов данных, применяемых в алгоритме, включая векторы и матрицы. Одновременно задаются стартовые значения для элементов матрицы ковариации шума процесса, а также для матрицы ковариации ошибок измерений, что необходимо для дальнейшей корректной работы вычислительной схемы.

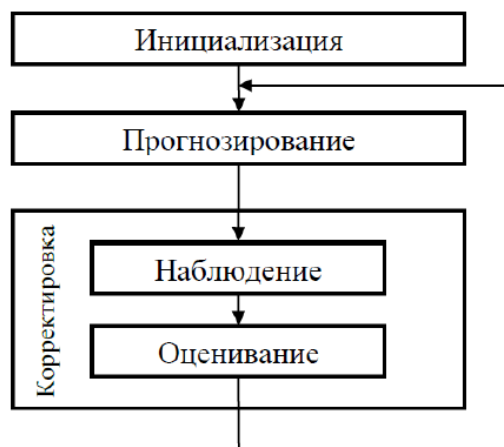


Рисунок 1.6 – Стадии работы фильтра Калмана

Далее осуществляется прогноз состояния рассматриваемой системы на последующий момент времени на основе имеющихся исходных данных и текущих параметров модели. Затем выполняется получение новой информации из внешних источников, например, поступают измерения от датчика РТК или другого измерительного устройства. На заключительной стадии принятые данные используются для уточнения ранее рассчитанного прогноза, предсказанные значения состояния корректируются и приближаются к реальному состоянию системы.

В [23] предложен метод комплексирования изображений в трех диапазонах: диапазон видимого света, длинноволновой инфракрасный (Long-Wave Infrared (LWIR)), коротковолновой инфракрасный (Short-Wave Infrared (SWIR)).

Каждый из перечисленных диапазонов излучения характеризуется собственными параметрами и отличительными свойствами, которые приведены в таблице 1.3. Так как их спектральные области не накладываются друг на друга, данные, получаемые с таких видеокамер, имеют низкую степень корреляции.

Предложенная система получения мультиспектральных изображений включает три камеры, установленные в одной плоскости. Используемые камеры видимого диапазона, SWIR- и LWIR-диапазонов оснащены оптическими системами, при этом их сенсоры пространственно разнесены, вследствие чего в

процессе эксплуатации неизбежно проявляется эффект параллакса. Поэтому перед применением такой конфигурации необходимо её откалибровать.

Таблица 1.3 – Характеристики и особенности диапазонов излучения

Диапазон излучения	Длина волны $\lambda$ , нм	Особенности
Видимое излучение	380 – 780	Позволяет получить информацию о цвете
SWIR	5000 – 8000	Сохраняет градиентные особенности изображения; воспринимается отраженный инфракрасный свет от любого источника энергии, уровень яркости может быть существенно выше, чем в видимом диапазоне
LWIR	1400 – 3000	Проницаем при сложных метеорологических условиях; передает информацию о тепловых особенностях сцены

Исследование влияния объединения изображений на эффективность распознавания выполнено в системе MO YOLO DarkNet, с помощью модели SSD300 из-за её высокой устойчивости при решении задач обнаружения человека.

Проведённый анализ позволяет утверждать, что передовые алгоритмы МО очень сильно ориентируются на текстурные признаки, практически не беря в расчёт их взаимосвязи. Исследование работы систем МО продемонстрировало, что многие архитектуры ИНС слабо опираются на пространственные характеристики и преимущественно обрабатывают именно текстурные особенности. На основании этого было выдвинуто предположение, что перенос текстурной информации из различных диапазонов мультиспектральных изображений способен повысить эффективность работы системы машинного обучения.

В таблице 1.4 приведены оценки вероятности корректного обнаружения объектов, полученные от отдельных камер и по комплексированным изображениям (рисунок 1.7).

Таблица 1.4 – Результаты исследования влияния комплексирования данных на систему машинного обучения

Время суток	Видимый	SWIR	LWIR	Комплексир.
День	0,98	0,78	0,85	0,99
Ночь	0,47	0,94	0,86	0,99



Рисунок 1.7 – Пример комплексированных изображений

Результаты проведённого исследования можно оформить в виде следующих утверждений:

- изображения, полученные методом комплексирования, устойчивы в дневных и в ночных условиях;
- комплексирование (объединение) изображений повышает надёжность распознавания в СТЗ;
- изображения, полученные методом комплексирования, приводят к возрастанию эффективности СТЗ в ночных условиях.

Из этих утверждений можно сделать вывод: комплексирование данных на основе мультиспектрального представления сигналов приводит к увеличению надёжности принимаемых решений.

В работе [1] отмечается, что изображения, формируемые различными датчиками систем технического зрения, обладают специфическими яркостными и геометрическими характеристиками. Они определяются физическими принципами формирования изображения и параметрами оптико-электронных каналов и влияют на выбор методов предобработки и распознавания. Например,

при обработке оптических изображений значительные трудности создают затенённые области, где локальные и градиентные методы существенно снижают свою эффективность. Изображения в инфракрасном диапазоне практически не содержат теней, что позволяет при совместном использовании данных от телевизионных и ИК-датчиков выявлять теневые участки на оптических изображениях. Изображения мм-диапазона сохраняют высокое качество при дожде, тумане и облачности, однако размеры объектов на них могут заметно отличаться от реальных. Следовательно, совместная обработка изображений, полученных в разных спектральных диапазонах, открывает дополнительные возможности для автоматизации задач обработки и распознавания.

В работе [1] описан подход к комплексному анализу свидетельств на изображениях, применяемый для описания и построения алгоритмов выявления объектов со сложной структурой. Он основан на теории вероятностей и представляет задачу обнаружения как проверку гипотезы о наличии объекта на изображении. Данный метод позволяет увеличить вычислительную эффективность алгоритмов обнаружения за счёт независимого накопления свидетельств, декомпозиции вектора параметров, его дальнейшей редукции, упрощения модели объекта без потери её функциональной пригодности.

Практическая реализация процедуры анализа свидетельств в виде модульных алгоритмов обработки изображений происходит путем создания действенных методов инвариантного обнаружения для конкретных классов объектов и их адаптации к условиям использования.

В той же работе [1] были предложены метод и средства совместного анализа данных, поступающих от датчиков различной физической природы (ДРФП) в составе СТЗ. Создана экспериментальная установка, обеспечивающая многозональную съёмку реальных сцен. Разработана оригинальная структурная платформа обработки многозональной информации (ПОМИ), реализующая единый подход к описанию, анализу и проектированию схем обработки и комплексирования данных на пиксельном, признаковом и объектном уровнях абстракции. Доказано, что совместное использование данных двух и более

разнородных каналов позволяет принимать решения об обнаружении объектов даже в тех случаях, когда из-за высокого уровня помех ни один из каналов в отдельности не обеспечивает требуемой надёжности и не позволяет решить задачу с приемлемым качеством.

Таким образом, для повышения эффективности (доли корректно распознанных объектов) СТЗ РТК целесообразно разработать и провести оценку эффективности следующих методов и алгоритмов:

1. Метод и алгоритм распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК.

2. Алгоритм оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК.

3. Бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE.

### **Выводы по первому разделу**

1. Анализ существующих работ в области повышения эффективности СТЗ наземных РТК показывает, что российские и иностранные исследователи в качестве основного способа повышения эффективности СТЗ рассматривают методы комплексирования информации от датчиков различной физической природы. В данном направлении получены хорошие теоретические и практические результаты. Однако большинство работ направлены на комплексирование изображений различных оптических диапазонов (видимого, ближнего и дальнего ИК).

2. Радиолокационные средства в современных СТЗ используются в основном как измерители дальности. Хотя в ряде работ отмечается, что комплексирование радиолокационной и оптической может существенно повысить эффективность СТЗ с точки зрения обнаружения, распознавания и оценки преодолённости препятствий. Как показывает анализ публикаций, наиболее

информативными данными от радиолокационного канала СТЗ наземного РТК для решения задачи распознавания являются радиолокационные изображения и ЭПР объектов. Более того, используя радиолокационные измерения возможно провести оценку плотности объекта (препятствия), однако практических применений данных измерений в СТЗ наземных РТК для решения задач распознаваний объектов в настоящее время не известны.

3. При разработке современных и перспективных радиолокационных каналов СТЗ наземных РТК рассматривается, как правило, два основных подхода: активный радиолокатор мм-диапазона и пассивная РЛС, работающая по внешним сигналам подсвета, например сигналам сотовой связи LTE. Каждый из этих подходов имеет свои преимущества и недостатки, поэтому в данной работе были рассмотрены оба варианта.

4. Другим направлением совершенствования СТЗ наземных РТК для решения задач распознавания объектов является применение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения, в частности, искусственных нейронных сетей.

5. Таким образом, анализ существующих публикаций и разработок в области повышения эффективности распознавания объектов СТЗ наземных РТК показал, что наиболее перспективными направлениями являются:

разработка методов и алгоритмов комплексной обработки разнодиапазонной информации СТЗ наземных РТК;

применение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения.

## **2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ РАЗНОДИАПАЗОННОЙ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК**

### **2.1. Разработка математической модели оптического канала бортовой СТЗ наземного РТК**

Анализ современных тенденций развития СТЗ, проведённый в первом разделе, показал, что одним из наиболее многообещающих направлений решения задачи выявления препятствий с использованием машинного зрения считается применение стереозрения. Существенное достоинство стереоскопических систем состоит в том, что благодаря различию положений камер они способны отделять объёмные трёхмерные объекты, расположенные над поверхностью, от элементов, относящихся к самой поверхности, что позволяет уменьшить число ложных срабатываний. Главным ограничением для широкого использования стереозрения при обнаружении препятствий остаётся высокая вычислительная сложность алгоритмов обработки и анализа стереоданных.

Одним из способов обнаружения трёхмерных объектов, расположенных на ровной местности, считается метод дифференциального ортофото [94]: при наличии заранее заданной аналитической модели ПП по ней строят ортогональные проекции как левого, так и правого снимков стереопары на некоторую вспомогательную плоскость, зачастую горизонтальную. Сформированные таким образом изображения принято называть ортофотопланами. Если на исследуемом участке отсутствуют трёхмерные объекты, а выбранная модель полностью и точно отражает реальный рельеф поверхности, то ортофото, полученные по обоим снимкам, должны практически полностью совпадать. Появление 3D-объекта вызывает отклонение от заданной модели поверхности, вследствие чего на ортофото он как бы переносится на участок, который закрывает. Далее рассмотрим процедуру формирования такого изображения.

Пусть на ПП выбрана внешняя система координат  $(OX_e OY_e OZ_e)$ , также имеется пространственная модель ПП  $Z(X, Y)$ .

Введем полярную систему координат:

$$R = \sqrt{(X - X_S)^2 + (Y - Y_S)^2}, \quad \alpha = \arctan \frac{Y - Y_S}{X - X_S}, \quad (2.1)$$

где  $R$  – расстояние от фокальной плоскости камеры до точки  $(X, Y, Z)$ ;  $X_S, Y_S$  – координаты оптического центра камеры;  $\alpha$  – угол, находящийся между проекциями на горизонтальную плоскость оптической оси камеры и линией, которая проходит через оптический центр и точку с координатами  $(X, Y, Z)$ .

Далее в полярной системе координат  $(\alpha, R)$  построим радиальное ортофото. Пиксельные координаты его точки  $(i, j)$  в системе координат  $(\alpha, R)$  при этом  $(\alpha_i, R_i)$ :

$$\alpha_i = iS_\alpha, \quad R_j = jS_R, \quad (2.2)$$

где  $S_\alpha, S_R$  являются коэффициентами масштаба осей  $\alpha$  и  $R$ .

Яркость пиксела  $(i, j)$  рассчитывается через координаты  $(\alpha_i, R_i)$  в  $(O X_e Y_e Z_e)$ :

$$X_i = R_i \cos(\alpha_i) + X_S, \quad Y_i = R_i \sin(\alpha_i) + Y_S, \quad Z_i = R_i \cos(\alpha_i) + Z_S, \quad (2.3)$$

после этого выполняется проекция точки с координатами  $(X_i, Y_i, Z_i)$  на первоначальное изображение с учётом уравнений коллинеарности.

По сравнению с дифференциальным ортофото, очертания объектов на радиальном ортофото не подвергаются геометрической деформации. Границы объекта, совпадающие с зонами значительного перепада яркости, понимаются как информативный признак присутствия на радиальном ортофото трёхмерного объекта. Выявление этой структуры проводится с помощью специальных алгоритмов, требующих мало вычислительных ресурсов и основанных на построении и анализе интегральных проекций яркости по вертикали и горизонтали для подготовленного признакового изображения.

Следующим шагом выполняется построение вертикальной проекции яркости  $V(x)$  признакового изображения:

$$V(x) = \sum_{y=0}^{DY-1} I(x, y), \quad x = 0, \dots, DX - 1, \quad (2.4)$$

где  $I(x, y)$  – яркость пиксела  $(x, y)$ ,  $DX, DY$  – ширина и высота изображения.

Из-за того, что контуры в проекции  $V(x)$  расположены вертикально, появляются локальные максимумы, представляющие собой сочетания отрезков с постоянным уровнем и участков линейного увеличения и уменьшения. Их расположение позволяет определить горизонтальные координаты контуров и их ширину.

Далее определяется горизонтальная проекция яркости признакового изображения для каждого максимума  $x_t$  в пределах ширины контура:

$$H_{x_t}(y) = \sum_{x=x_t}^{x_2-1} I(x, y), \quad x = 0, \dots, DY - 1, \quad (2.5)$$

где  $x_1$  и  $x_2$  – координаты левой и правой границы контура.

Конечные участки контурных линий в проекции  $H_{x_t}(y)$  отражают скачкообразные изменения, которые могут быть описаны как сочетание двух стационарных уровней сигнала. Задача сводится к выявлению в последовательности значимых переходов заранее заданного типа. Рассмотрим её решение на примере обнаружения локальных максимумов в вертикальной проекции яркости изображения. Поскольку в данном случае требуется не просто зафиксировать наличие выраженных изменений сигнала, но и учесть особенности их локальной конфигурации, метод, основанный исключительно на выборе некоторого порога, оказывается недостаточно результативным. По этой причине целесообразно использовать иной подход, базирующийся на проверке статистических гипотез, которые описывают локальную структуру сигнала. Для каждой точки  $x$  степень близости формы сигнала к требуемой модели предлагается оценивать посредством отношения правдоподобия:

$$\rho(x) = \frac{S_{H_0}^2}{S_{H_1}^2}, \quad (2.6)$$

где  $S_{H_0}^2, S_{H_1}^2$  – несмещённые оценочные дисперсии наблюдаемого сигнала для моделей, описывающих гипотезы  $H_0$  (сумма гауссовского шума и постоянного сигнала) и  $H_1$  (сумма шума и полезного сигнала известной формы, представленной комбинацией отрезков постоянного значения и линейного

возрастания-убывания). Положение пиков требуемой формы определяется поиском локальных максимумов в  $\rho(x)$  выше порогового значения.

Таким образом, в качестве модели оптического канала СТЗ наземного РТК целесообразно выбрать математическую модель радиального ортофото. С аппаратной точки зрения такую систему можно представить в виде стереовидеосистемы на базе двух ПЗС-видеокамер, поддерживающей набор функций обработки изображений на аппаратном уровне. В основе алгоритма обнаружения препятствий лежит описанный выше метод радиального ортофото. В итоге выполняется пространственная реконструкция ПП. В отличие от существующих реализаций метода, которые функционируют исключительно на автомобильных и железных дорогах, имеющих разметку, предлагается использовать данный метод в условиях бездорожья.

Математическая модель оптического канала бортовой СТЗ наземного РТК реализована в среде MATLAB.

## **2.2. Разработка математической модели радиолокационного канала бортовой системы технического зрения наземного РТК**

Обобщенная структура радиолокационной системы и ее взаимодействие с бортовым оборудованием РТК и внешней средой приведена на рисунке 2.1. В большинстве современных авиационных радиолокационных станций применяются сложные широкополосные сигналы зондирования, которые позволяют добиться высокой разрешающей способности как по дальности, так и по угловым параметрам, включая доплеровскую частоту.

С учетом нынешнего уровня развития цифровых методов синтеза и обработки сигналов наибольшую эффективность в радиолокационных системах демонстрируют импульсные сигналы с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ) внутри импульса.

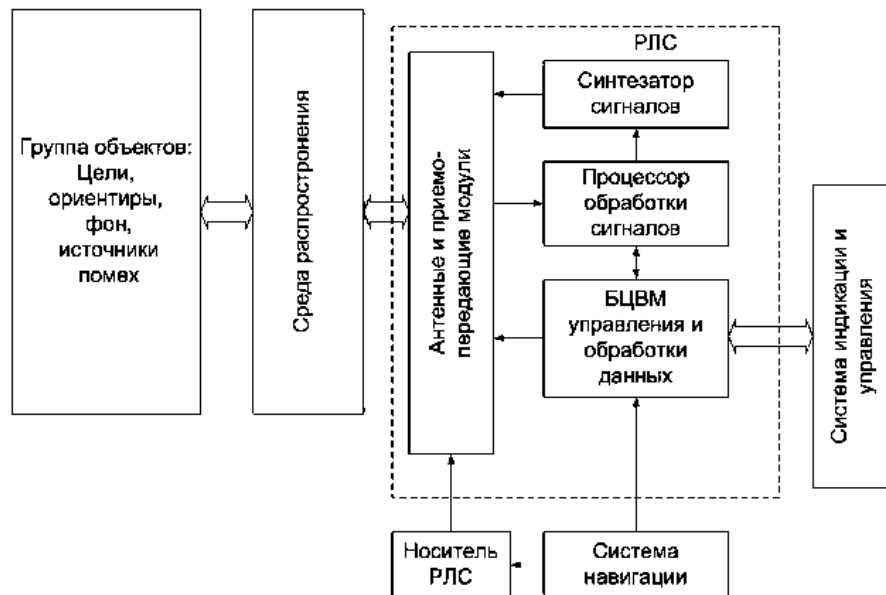


Рисунок 2.1 – Обобщенная структура радиолокационной системы и ее взаимодействие с бортовым оборудованием РТК и внешней средой

Математическая модель радиолокационного канала РТК охватывает описание лоцируемой поверхности, процесса взаимодействия зондирующего сигнала с лоцируемой поверхностью, а также отраженного сигнала. Важное значение в модели отводится непосредственно процессу взаимодействия электромагнитного излучения с отражающей поверхностью (ОП).

Традиционно ОП описывается совокупностью геометрических (среднеквадратическая высота шероховатостей, среднеквадратические значения уклонов, корреляционный радиус неровностей, статистический закон их распределения) и электрофизических (проводимость, диэлектрическая и магнитная проницаемость материала) параметров.

Для описания отраженного сигнала используется матрица центральных моментов 2-го порядка. Ее элементы находятся путем интегрирования по освещенной области поверхности уравнений, которые связывают характеристики падающего электромагнитного поля с параметрами рассеянного поля. Иначе говоря, отраженный сигнал формируется на основе достаточно сложной процедуры, в которой необходимо учитывать как свойства самой поверхности, так и особенности распространения и преобразования электромагнитной волны.

Однако практическое применение такого метода связано с рядом существенных математических и вычислительных трудностей. Прежде всего серьезной проблемой является построение адекватной модели реальной ОП, поскольку в действительности она обладает сложной, неоднородной и нередко случайной структурой. Дополнительные затруднения вызывает необходимость вычисления многократных интегралов, что заметно усложняет как аналитические исследования, так и численную реализацию. Вследствие этого становится значительно труднее проследить влияние отдельных параметров поверхности на характеристики отраженного сигнала, а именно такой анализ особенно важен при создании имитационных средств и специализированных моделирующих комплексов.

Второй подход – представление поверхности в виде множества элементарных отражателей. Выходной сигнал – результат наложения множества отдельных отраженных составляющих. Радиолокационный канал описывается функцией рассеяния: среднего распределения мощности отраженного сигнала в координатном пространстве «задержка – доплеровский сдвиг частоты».

Хотя такой способ описания базируется на предположении о статистической независимости элементарных отражателей и равномерном распределении их фаз, именно он получил весьма широкое распространение при анализе и синтезе РЛС, предназначенных для работы с протяженными объектами.

Для разработки программы математического моделирования работы РЛС СТЗ наземных РТК должны быть известны (заданы):

- зондирующий сигнал, который предполагается использовать в системе;
- характеристики рассеивающих (отражающих) свойств объектов наблюдения (например, ЭПР объектов);
- те или иные характеристики среды распространения зондирующего и отраженного от объекта сигналов;
- те или иные вероятностные характеристики тех помех, которые сопровождают прием полезного сигнала, отраженного от объекта;
- структурная схема РЛС.

Рассмотрим математическую модель многопозиционной РЛС для обнаружения препятствия. В рассматриваемой ситуации формирование полезной составляющей сигнала представляет собой процесс синтеза радиосигналов, поступающих на приемники с использованием зондирующих воздействий, испускаемых всеми передатчиками. Важно здесь учитывать особенности их распространения вдоль трассы, эффекты рассеяния на объектах различного рода, вклад сигналов, отражающихся от ПП [95].

Данная задача решается матричным виде: система состоит из  $M$  передающих и  $N$  приемных модулей, которые могут быть приемопередающими, т.е. координаты передатчиков и приемников могут совпадать.

Прохождение сигналов через линейную систему с  $M$  входами и  $N$  выходами можно описать матрицей  $K(\tau, t)$  передаточных характеристик  $M \times N$ . Вектор выходных сигналов  $S(t)$  описывается сверткой во временной области вектора входных (излучаемых) сигналов  $X(t)$  и матрицы передачи  $K(\tau, t)$ :

$$S(t) = \int_0^{t_{max}} K(\tau, t) X(t - \tau) d\tau, \quad (2.7)$$

где  $t_{max}$  – наибольшее значение длительности передаточных характеристик.

В качестве входных воздействий используются дискретные значения сигнала на выходе зондирующего генератора, получаемые через интервал моделирования  $\Delta t = t_j - t_{j-1}$ . Вычисление откликов на входах приемников выполняется с временным шагом, рассчитанным в соответствии с критерием Котельникова для полосы моделирования, под которой здесь понимается совокупный частотный диапазон, охватывающий полосы, в пределах которых находятся излучаемые радиосигналы.

Матрица передаточных характеристик  $K$  рассчитывается в дискретном виде:

$$K = X_A \cdot K_{tr} \cdot G_m \cdot F_{PTm}(\alpha, \beta) \cdot L_{ak} \cdot \Delta f_{prm} \quad (2.8)$$

где  $n$  – индекс приемника,  $m$  – индекс передатчика,  $k$  – индекс трассы распространения,  $X_A = \frac{G_n F_{PTn}(\alpha, \beta)}{\Delta f_{prn}}$ ,  $G_m$  – коэффициент усиления антенны  $m$ -го передатчика,  $F_{PTn}(\alpha, \beta)$  – нормированная диаграмма направленности антенны  $m$ -

го передатчика,  $\Delta f_{prm}$  – ширина спектра зондирующего сигнала  $m$ -го передатчика,  $G_n$  – коэффициент усиления антенны  $n$ -го приемника,  $L_{ak}$  – потери, обусловленные распространением сигнала в атмосфере,  $F_{PTn}(\alpha, \beta)$  – нормированная диаграмма направленности антенны  $n$ -го приемника,  $\Delta f_{prn}$  – центральная частота полосы пропускания  $n$ -го приемника,  $K_{tr}$  – матрица коэффициентов распространения радиосигналов от  $m$ -го передатчика к  $n$ -му приемнику.

При формировании матрицы коэффициентов распространения  $K$  учитываются пять основных видов трасс:

1) Прямое попадание радиосигнала передатчика на вход приемника:

$$K_{tr} = \frac{1}{R} e^{-jk_{rn}R}, \quad (2.9)$$

где  $R$  является расстоянием между передатчиком и приемником,  $R =$

$$\sqrt{(X_{прдт}(t_i) - X_{прмн}(t_i))^2 + (Y_{прдт}(t_i) - Y_{прмн}(t_i))^2 + (Z_{прдт}(t_i) - Z_{прмн}(t_i))^2},$$

где  $X_{прдт}, Y_{прдт}, Z_{прдт}$  – координаты  $m$ -го передатчика в текущий момент времени,  $X_{прмн}, Y_{прмн}, Z_{прмн}$  – координаты  $n$ -го приемника в текущий момент времени,  $k$  – постоянная распространения радиосигнала  $m$ -го передатчика.

2) Однократное отражение радиосигнала от объекта

$$K_{tr} = \frac{1}{R_{прт} - c} e^{-jk_{rn}R_{прт} - c\sigma_c}, \quad (2.10)$$

где  $i$  – индекс объекта,  $R_{прт} - c$  – расстояние между передатчиком и  $i$ -м объектом,  $\sigma_c$  – ЭПР объекта, исходя из угла облучения.

3) Рассеяние радиосигнала ПП:

Сигнал, направленный передатчиком и отражённый ПП, может оказывать воздействие на отклик, возникающий на входе приёмного тракта. Для корректной оценки этого влияния необходимо учитывать суммарный эффект всех сигналов, приходящих от отдельных элементарных фрагментов поверхности. В качестве таких фрагментов обычно рассматривают треугольные либо прямоугольные facets, а также линейные кромки, однако подобный подход резко усложняет

вычисления. Поэтому более рационально представлять ПП в виде совокупности большого числа случайно распределённых точечных рассеивателей. Если требуется описать отражение, близкое по характеру к зеркальному, такие рассеиватели следует располагать на нескольких уровнях по высоте.

Наиболее распространённым законом распределения отражателей по высоте является нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, соответствующей стандартному отклонению высот поверхности  $\sigma_{\Pi}$

$$w(h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_c} e^{-\frac{h^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.11)$$

где  $\sigma_c$  – значение ЭПР объекта в зависимости от угла облучения.

Будем считать, что фаза элементарных отражателей распределена по равномерному закону на интервале  $t$ , а ЭПР – по закону Релея,

$$w(h) = \frac{\sigma_z}{\sigma_0^2} e^{-\frac{\sigma_z}{\sigma_0^2}} \quad (2.12)$$

где  $\sigma_0 = \frac{\sigma_{\Pi\Pi}}{\rho}$ ,  $\sigma_{\Pi\Pi}$  – удельная ЭПР отражающей поверхности,  $\rho$  – плотность точечных отражателей.

Путём изменения плотности расположения отражающих элементов модель можно адаптировать под конкретные задачи исследования, делая её либо более подробной и чувствительной к мелким особенностям среды, либо, напротив, более укрупнённой и вычислительно экономичной. Иными словами, выбор степени детализации напрямую определяется тем, что в рассматриваемом случае важнее – достижение максимальной точности моделирования или сокращение времени, необходимого для выполнения расчётов.

Эффективная площадь рассеяния ОП во многом зависит как от её физических и геометрических свойств, так и от длины волны используемого радиосигнала. Следует учитывать, что в справочной и экспериментальной литературе представлено относительно ограниченное количество данных, описывающих зависимость удельной ЭПР от угла скольжения. Более того, большая часть таких материалов относится преимущественно к сантиметровому диапазону волн, что существенно сужает возможности их прямого применения в

более широком спектре задач. По этой причине более целесообразным представляется использование теоретических зависимостей и расчётных соотношений, позволяющих оценивать ЭПР поверхностей различной природы без жёсткой привязки только к имеющимся экспериментальным данным. Основная трудность здесь связана с тем, что реальную отражающую среду – например, травяной покров, кустарниковую растительность, лесные массивы и другие подобные природные объекты – крайне сложно описать с высокой степенью достоверности и полноты. Такие среды обладают сложной, неоднородной и изменчивой структурой, которая плохо поддаётся точному формализованному представлению.

Даже при наличии подобных ограничений теоретический подход остаётся полезным, поскольку позволяет получить хотя бы ориентировочные, но достаточно информативные зависимости, применимые для широкого диапазона длин волн и пригодные для предварительных оценок и сравнительного анализа.

Под фоновыми ОП понимаются статистически однородные площадные образования естественного либо антропогенного происхождения. ОП должна значительно превосходить по площади элемент разрешения  $S_p$  РЛ и располагающихся на них локальных АО.

Характеристики отражения ОП описываются усредненной ЭПР:

$$\sigma^0 = 4\pi D^2 \frac{I_{отр}}{I_{изл} S_p}, \quad (2.13)$$

где  $D$  – расстояние от РЛ до объекта;  $I_{изл}$  – интенсивность излученной волны на единичном расстоянии от излучателя;  $I_{отр}$  – интенсивность отраженной волны под данным ракурсом обзора на единичном расстоянии от объекта;  $S_p$  – площадь элемента разрешения радиолокатора на местности.

Интенсивность отраженного сигнала может быть представлена как:

$$I_{отр} = I_{отр.осн} + I_{отр.к-п}, \quad (2.14)$$

где  $I_{отр.осн}$  – основная поляризационная составляющая, при которой прием и излучение осуществляются на одном и том же виде линейной поляризации: вертикальной или горизонтальной.

Коэффициент распространения радиосигнала определяется:

$$K_{tr} = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{1}{d_{\text{прдт-зи}} d_{\text{зи-прмн}}} e^{-jk_{rn}(d_{\text{прдт-зи}} + d_{\text{зи-прмн}}) - \sigma_Z(\varphi_1, \varphi_2)} \quad (2.15)$$

где  $N$  – число рассеивателей на заданном участке,  $d_{\text{прдт-зи}}$  – расстояние между передатчиком и  $i$ -м отражателем ПП,  $d_{\text{зи-прмн}}$  – расстояние между  $i$ -м отражателем ПП и приемником,  $\sigma_Z(\varphi_1, \varphi_2)$  – значение ЭПР  $i$ -го отражателя во время облучения под углом  $\varphi_1$  и приеме сигнала под углом  $\varphi_2$ :

$$\sigma_Z(\varphi_1, \varphi_2) = \sqrt{|\sigma_Z(\varphi_1)| |\sigma_Z(\varphi_2)|} \quad (2.16)$$

где  $\sigma_Z(\varphi)$  – значение моностатической ЭПР, зависящей от угла облучения.

4) Переотражение радиосигнала сначала от ОП, а затем от объекта:

$$K_{tr} = \frac{1}{d_{\text{прдт-зи}} d_{\text{з-с}} d_{\text{с-прмн}}} e^{-jk_{rn}(d_{\text{прдт-зи}} + d_{\text{з-с}} + d_{\text{с-прмн}}) \Gamma(\varphi)}, \quad (2.17)$$

где  $\Gamma(\varphi)$  – коэффициент отражения от ОП.

5) Переотражение радиосигнала сначала от объекта, а затем от ОП:

$$K_{tr} = \frac{1}{d_{\text{прдт-с}} d_{\text{с-з}} d_{\text{з-прмн}}} e^{-jk_{rn}(d_{\text{прдт-с}} + d_{\text{с-з}} + d_{\text{з-прмн}}) \Gamma(\varphi)}. \quad (2.18)$$

Доказано, что остальные виды трасс не внесут существенного вклада в отраженный сигнал, поэтому ими можно пренебречь. Суммарное количество трасс для каждого  $n$ -го приемника и  $m$ -го передатчика рассчитывается как

$$K = 2 + 3N \quad (2.19)$$

С учетом комбинаций всех модулей, трасс и объектов, получается трехмерная матрица  $K_{tr M \times N}$ , где  $N$  – число приемников,  $M$  – число передатчиков,  $K$  – число трасс. С учетом сказанного выше итоговое выражение для отсчетов радиосигнала на входе  $n$ -го приемного модуля можно записать в следующем виде:

$$S_n(t_j) = \sum_{i=0}^{K-1} K_{tr}(t_j) \cdot X_n(t_j - \tau_k) \cdot (\tau_k - \tau_{k-i}), \quad (2.20)$$

где  $t_j$  – момент времени, в который рассчитывается сигнал на входе приемника,  $\tau_k$  – время моделирования.

Таким образом, для обнаружения, оценки плотности препятствий и построения изображения радиолокационным каналом СТЗ наземных РТК целесообразно использовать РЛС мм-диапазона длин волн. Данный вывод основан на ряде экспериментальных работ, подтверждающих возможность различения природных и антропогенных препятствий с использованием данного диапазона (длина волны 10 ГГц, длительность импульса 10 нс). В частности, в [95] проведены исследования ЭПР природных объектов (лес, травяной покров) с помощью наносекундного радара. Установлено, что ЭПР травяного покрова составляет порядка -9,3 дБ, а для лиственного леса -11,4 дБ. В [3] приведены значения удельной ЭПР для ПП в диапазоне для длины волны РЛС 0,3 см.

Анализ таблицы 2.1 показывает, что при  $\vartheta = 0$  град. практически все ПП являются шероховатыми. Поэтому при малых углах зондирования удельная ЭПР уменьшается, а при углах 20...70° – увеличивается. Исходя из характеристик ПП (влажность, геометрия) возможны изменения значения ЭПР на 3...5 дБ.

Таблица 2.1 – Относительные изменения удельной ЭПР в зависимости от ПП для диапазона 0,3 см

Наименование ПП	$\vartheta$ , град	$\Delta\sigma^0$ , дБ
Асфальт	0	-5
	20...70	+2...+4
Гравий	20...70	+3...+5
Грунт открытый	20...70	+3...+7
Вода взволнованная	20...70	-
Снег сухой	0	0
	20...70	+2...+5
Снег влажный	0	-2...-5
	20...70	+2...+4
Трава	0	+2...+4
	20...70	+5...+7
Камыш над водой	20...70	+1
Лес хвойный (ель)	20...70	+3...+5
Лес лиственный	20...70	+3...+5

Математическая модель радиолокационного канала бортовой СТЗ наземного РТК реализована в среде MATLAB.

## Выводы по второму разделу

1. В качестве модели оптического канала СТЗ наземного РТК целесообразно выбрать математическую модель радиального ортофото. С аппаратной точки зрения такую систему можно представить в виде стереовидеосистемы на базе двух ПЗС-видеокамер, поддерживающей набор функций обработки изображений на аппаратном уровне. В основе разработанной модели лежит метод радиального ортофото (ортогональные проекции левого и правого изображений стереопары на вспомогательную плоскость, построенные в полярной системе координат). В итоге выполняется пространственная реконструкция ПП. В отличие от существующих реализаций метода, которые функционируют исключительно на автомобильных и железных дорогах, имеющих разметку, предложенный вариант позволяет работать в условиях бездорожья, поэтому и выбран в качестве математической основы разработанной модели.

2. В качестве модели радиолокационного канала СТЗ наземного РТК целесообразно использовать математическую модель РЛС мм-диапазона длин волн, позволяющую определить удельную ЭПР различных поверхностей и обеспечить построение двумерных радиолокационных изображений. Основным подходом к моделированию радиолокационного канала является использования понятия независимых отражателей. В этом случае ОП представляется в виде совокупности независимых отражателей, а выходной сигнал – суперпозицией элементарных отраженных сигналов. Такой подход позволяет моделировать не только удельную ЭПР различных поверхностей, но и их радиолокационных изображений, в виде матрицы коэффициентов обратного рассеяния.

### **3. РАЗРАБОТКА МЕТОДА И АЛГОРИТМОВ КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ РАЗНОДИАПАЗОННОЙ ИНФОРМАЦИИ СТЗ НАЗЕМНЫХ РТК**

#### **3.1. Разработка метода распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК**

Комплексирование данных, имеющих различную физическую природу, может строиться на логическом либо вероятностном объединении поканальных решений, получаемых при независимом анализе информации, поступающей от каждого отдельного канала (датчика), либо через классификацию совмещенных наборов признаков. Большинство современных методов построения многоканальных систем машинного зрения ориентировано не на простое объединение многозональной информации, а на реализацию сложного многоэтапного совместного анализа данных. На различных стадиях такого процесса в фокусе оказываются изображения, поступающие от разных датчиков: осуществляется их взаимная проверка, запрашиваются дополнительные подтверждения, выполняются другие согласующие процедуры.

В настоящее время в области комплексирования данных наиболее распространённым и методологически устойчивым считается подход, предполагающий их рассмотрение на нескольких семантических уровнях представления. При этом достоверность результатов обычно описывается не в скалярной, а в векторной форме: такие векторы отражают вероятностную либо нечеткую степень принадлежности анализируемого объекта к тому или иному классу, группе или категории объектов. Подобное представление позволяет более гибко учитывать неопределённость, неоднозначность и неполноту исходной информации, что особенно важно при обработке сложных многокомпонентных данных.

Любой прикладной тип данных может быть описан сразу в двух взаимодополняющих плоскостях – через семантический уровень и через уровень организационной структуры. Это означает, что процесс комплексирования может выполняться на любой стадии обеих указанных схем, причём как отдельно, так и параллельно. Межуровневые процедуры семантического типа не нарушают исходную структурную организацию данных, однако приводят к изменению природы или интерпретации элементов, входящих в эту структуру. В противоположность этому межуровневые структурные процедуры сохраняют тип самих элементов, но преобразуют форму их упорядочения, то есть меняют способ организации данных.

Наряду с этим важно различать самостоятельные направления комплексирования: элементов и структур. При обработке структур находят применение объединение, пересечение и ранговое комплексирование. Их применение позволяет не только согласовывать разнородные информационные потоки, но и формировать более полное и устойчивое представление об исследуемом объекте или процессе за счёт взаимного дополнения исходных данных.

Отдельное место в общей системе преобразований занимают процедуры фильтрации, которые относятся к числу внутриуровневых операций с одним входным и одним выходным потоком данных. Их характерной особенностью является сохранение размерности исходного массива данных в процессе обработки. К данной группе относятся преобразования элементов, наиболее широко используемые на уровне измерений и на уровне признаков. В качестве типичных примеров можно назвать гистограммную обработку полутоновых изображений, а также преобразование признаковых пространств, направленное на повышение информативности описания объекта. Помимо этого, в состав таких процедур входят линейные и нелинейные преобразования, используемые для обработки растровых данных в пространственной и в частотной областях. Важное значение имеют также и особые виды геометрических преобразований, реализующих модификацию пространственных данных, исходя из заданной

геометрической модели. Эти преобразования находят широкое практическое применение, в частности, при решении задач взаимной привязки, согласования и обеспечения синхронности регистрируемых данных. Именно благодаря этому становится возможным корректное сопоставление разнородных информационных источников и повышение эффективности последующего анализа.

С учетом степени интеграции и уровня абстракции объединяемой информации мультимодальное объединение обычно подразделяют на три уровня: уровень данных, уровень признаков и уровень принятия решений.

Три уровня объединения можно охарактеризовать следующим образом:

- Раннее объединение предполагает интеграцию на начальном этапе, когда исходные либо предварительно обработанные данные из разных модальностей совмещаются сразу. Объединённая информация проходит дальнейшую обработку в зависимости от задачи, что позволяет получить итоговый результат.

- Среднее объединение реализуется на промежуточной стадии: для каждой модальности отдельно выделяются признаки, а затем они комбинируются, формируя новые тензоры признаков, которые используются в последующем анализе.

- Позднее объединение осуществляется на завершающем этапе, каждая модальность сначала обрабатывается независимо для извлечения признаков и построения собственных прогнозов, далее эти прогнозы объединяются в единый итог.

Выбор уровня объединения определяется не только требованиями к точности, но и рядом других факторов: адаптивность модели, объем вычислительных ресурсов и др.

В таблице 3.1 представлены ключевые достоинства и ограничения трех уровней объединения [96].

Таблица 3.1 – Преимущества и недостатки различных уровней объединения

Уровень объединения	Преимущества	Недостатки
Раннее объединение	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Включает в себя наиболее полную модальную информацию</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Проблемы с большим объемом данных, значительными вычислительными затратами, чувствительностью к неправильной регистрации датчиков, низкой надежностью и ограниченной гибкостью</li> </ul>
Среднее объединение	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Позволяет сжимать данные для повышения производительности в режиме реального времени.</li> <li>• Применяется для адаптивного использования синергии между разнородными модальностями на основе платформы, управляемой DL.</li> <li>• Обладает умеренной надежностью и гибкостью модели.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Технология все еще находится на стадии становления, особенно в области объединения радара и камеры</li> </ul>
Позднее объединение	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Достигается гибкая модульная конструкция и низкие затраты на связь.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Сталкивается с непреодолимыми трудностями, связанными с потерей значительного объема ценной информации при изучении взаимодействующих взаимодействий между разнородными модальностями</li> </ul>

При совместном использовании радара и камеры на начальных этапах исследований приоритет отдавался позднему объединению. В последние годы, благодаря стремительному развитию глубокого обучения и появлению открытых наборов радиолокационных данных, большинство современных подходов к объединению данных радара и камеры сосредоточено на разработке стратегий среднего объединения [97].

При раннем объединении сведения, поступающие от радаров и камер, соотносятся уже на начальной стадии формирования модели. При этом ключевым условием выступает обеспечение высокой пространственно-временной калибровки неоднородной модельной информации. С одной стороны, раннее объединение дает доступ к наиболее детализированным данным и тем самым создает возможности для максимально полного извлечения информативных признаков из сенсорных потоков. С другой стороны, работа с необработанными данными связана со значительным объемом информации, повышенными вычислительными издержками, недостаточной гибкостью и высокой чувствительностью к ошибкам регистрации датчиков. Более того, из-за существенного модального расхождения между радарными и визуальными данными реализация точного соответствия между информацией радара и пикселями изображения представляет собой крайне трудную задачу.

При позднему объединении данные, отдельно полученные с радара и камеры, совмещаются на финальной стадии моделирования. Такой подход отличается высокой гибкостью и модульностью, однако его результативность напрямую определяется точностью выводов, сформированных для каждой модальности. К примеру, при наличии существенных помех или неблагоприятных погодных условий для камер объединение на уровне принятия решений может опираться только на результаты прогнозирования, полученные с использованием радара. Вместе с тем обработка, основанная на объединении на уровне принятия решений, нередко приводит к утрате важных промежуточных признаков, поступающих из разных модальностей.

Среднее объединение сочетает достоинства раннего и позднего объединений, благодаря чему особенно хорошо подходит для систем глубокого обучения, ориентированных на извлечение признаков. Объединение на уровне признаков наилучшим образом подходит для выявления взаимодополняющих связей между разнородными модальностями.

Среди методов среднего объединения особо выделяется объединение на гибридном уровне. Такой подход позволяет усиливать информацию, получаемую с разных уровней признаков, и сохранять признаки каждого этапа. Однако такое объединение нередко оказывается трудно интерпретируемым и требует проведения экспериментов для выбора оптимальной архитектуры сети на основе эмпирического опыта. Кроме того, модели с таким объединением содержат больше ветвей ИНС, что увеличивает вычислительные затраты.

В данной работе применяется позднее объединение, т.е. объединение на уровне принятия решений (рисунок 3.1).

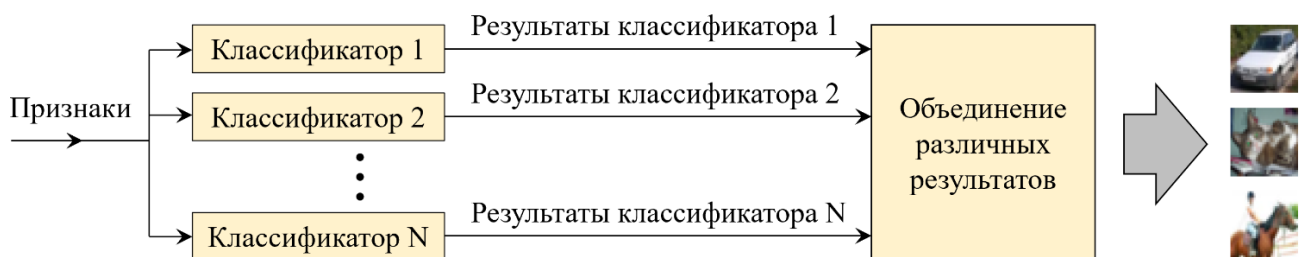


Рисунок 3.1 – Схема объединения результатов на уровне принятия решений [97]

Пусть в рассматриваемой СТЗ наземного РТК функционируют  $N$  информационных каналов, предназначенных для получения оптических и радиолокационных изображений. Распознавание объектов выполняется независимо в каждом из каналов. В связи с этим возникает задача объединения информации на уровне решений, то есть проблема установления степени достоверности вывода на основе решений, сформированных отдельно по данным задействованных каналов.

При позднем объединении главной является задача оптимального согласования результатов принятия решений в нескольких разнородных модальностях.

Для решения данной существует несколько стратегий. Один из подходов, опирающийся на анализ степени сходства, выполняет сопоставление с применением фильтра Калмана, байесовского подхода и венгерского алгоритма.

Другой подход базируется на согласовании пространственных координат выходных данных с использованием матрицы преобразования между системами координат радара и камеры.

Широкое применение при позднем объединении данных нашла схема правдоподобных рассуждений Шортлиффа и методы теории очевидностей Демпстера-Шафера [98].

С учётом проведённого анализа эффективным способом объединения решений является схема Шортлиффа [94]:

$$P_{\Sigma} = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P(A_i)), \quad (3.1)$$

где:  $N$  – количество измерительных каналов,  $A_i$  – информация от  $i$ -го канала,  $P(A_i)$  – вероятность корректного распознавания объекта по  $A_i$ .

Метод классификации (распознавания) объектов на основе информации  $A_i$  ( $i \in [1, N]$ ), получаемой через  $N$  каналов, будет иметь вид, представленный на рисунке 3.2.

Пусть в рассматриваемой СТЗ наземного РТК имеется два информационных канала, обеспечивающих получение оптических и радиолокационных изображений. Классификация объектов осуществляется отдельно по каждому каналу. Здесь возникает задача объединения информации на основе решений, т.е. проблема определения степени истинности заключения на основании решений, принятых отдельно по данным от двух используемых каналов.

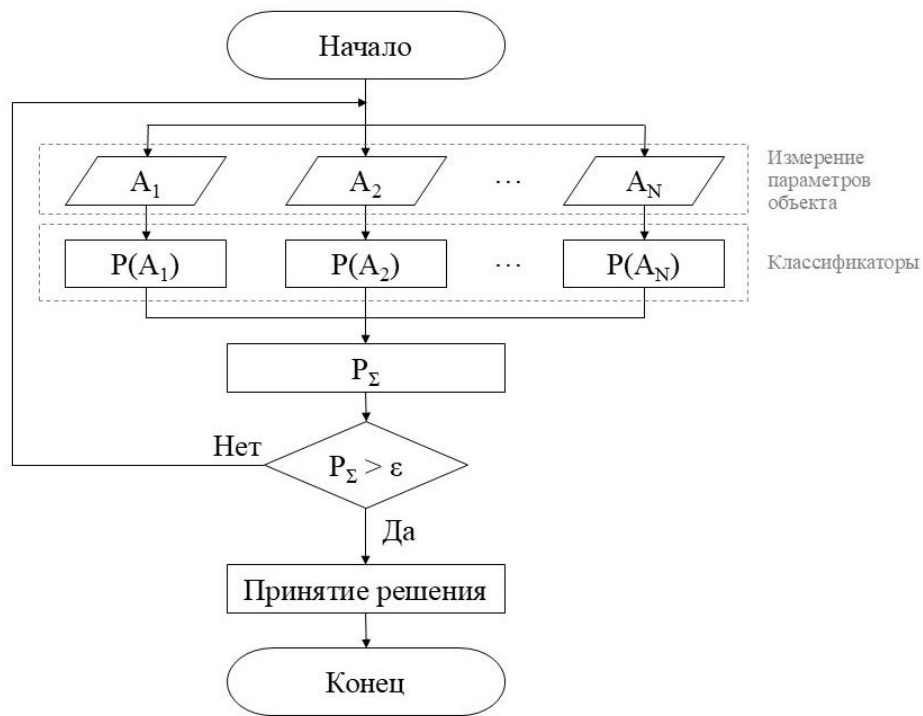


Рисунок 3.2 – Метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных

Для вычисления общей вероятности события будем использовать схему на основе формулы Шортлиффа [96] и формулы вероятности осуществления хотя бы одного из независимых событий:

$$P_K = P_{OЭ} + P_{рл} (1 - P_{OЭ}), \quad (3.2)$$

где  $P_K$  – вероятность корректного распознавания объекта (доля корректно распознанных объектов (КРО));  $P_{OЭ}$  – вероятность корректного распознавания объекта (доля КРО) для оптического канала,  $P_{рл}$  – вероятность корректного распознавания объекта (доля КРО) для радиолокационного канала.

Отличием предложенной схемы от схемы Шортлиффа является то, что в ней используется не мера доверия, а вероятность правильной классификации объекта. Однако основные свойства схемы Шортлиффа в (3.2) сохраняются:

- она симметрична, т.е. порядок классификации в каналах не существен;
- по мере накопления подкрепляющих свидетельств  $P_K$  движется к определенности, т.е. стремится к 100%.

Алгоритм классификации (распознавания) объектов, получаемых через оптический и радиолокационный каналы, посредством сверточной нейронной сети (СНС) представлен на рисунке 3.3.

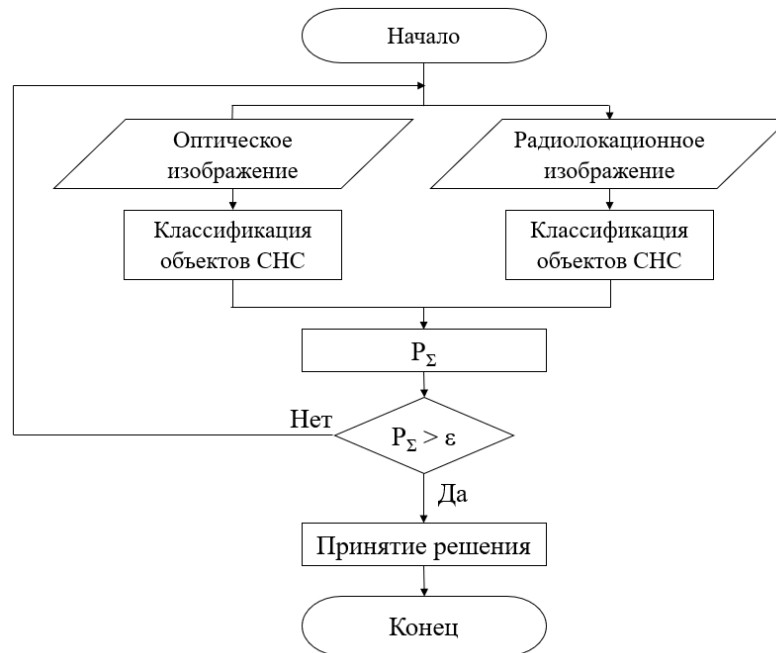


Рисунок 3.3 – Алгоритм классификации объектов на основе комплексной обработки оптической и радиолокационной информации

В качестве классификаторов объектов предлагается использовать сверточную нейронную сеть, архитектура которой представлена на рисунке 3.4.

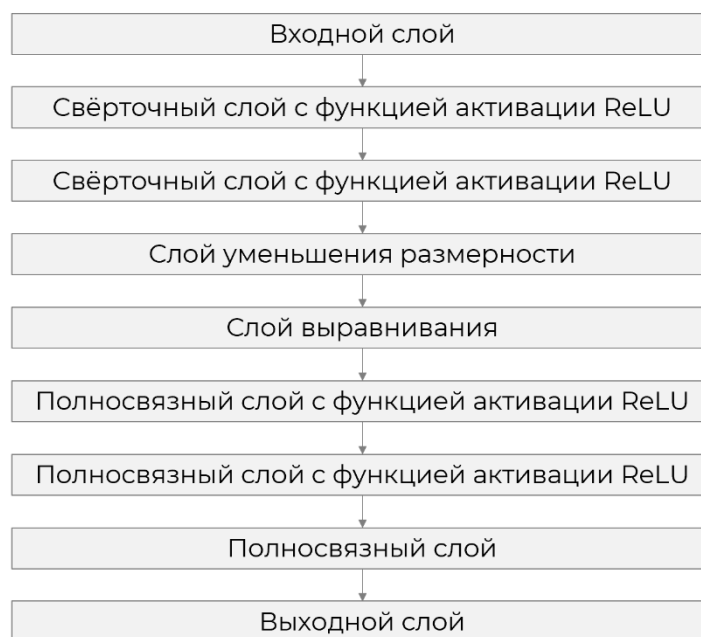


Рисунок 3.4 – Архитектура СНС для распознавания объектов

### 3.2. Разработка алгоритма распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК

Определение плотности (типа) препятствия осуществляется путем сравнения полученных в результате моделирования результатов по определению удельной ЭПР препятствий с данными, приведенными в справочной литературе по удельной ЭПР материалов различной плотности на соответствующих частотах и поляризации сигнала [4].

Для протяженных препятствий (пространственных распределенных объектов) формируется радиолокационный портрет препятствия, представляющий матрицу размера  $N_\beta \times N_\varepsilon$ , в которой  $N_\beta, N_\varepsilon$  – количество элементов разрешения по азимуту и углу места соответственно. Элементами вышеуказанной матрицы являются значения нормированной к уровню шумов приемного устройства мощности принимаемого сигнала.

Полученные в результате экспериментальных исследований расчетные значения удельной ЭПР препятствия, время корреляции сигнала на частоте  $f_0$  (при скорости ветра 1 м/с) и заданной поляризации сигнала сведены в таблице 3.2.

Приведенные в таблице 3.2 результаты оценки возможности определения плотности препятствий радиолокационным каналом бортовой СТЗ наземного РТК с использованием имитационной модели радиолокационного канала показали, что плотность препятствий может быть оценена по удельной ЭПР различных препятствий.

Удельная ЭПР препятствий с наименьшими ошибками определяется на небольших дальностях (порядка 10-15 м). Это обусловлено тем, что при узкой диаграмме направленности антенны на небольшой дальности сигнал отражается от небольшой площади однородного материала.

Таблица 3.2 – Результаты оценки возможностей определения плотности препятствий радиолокационным каналом бортовой СТЗ наземного РТК

Тип препятствия / Дальность		Удельная ЭПР $\sigma_0$		Время корреляции сигнала, с
		Эталонная	Средняя расчетная	
Дерево сухое	10 м	0,19	0,196	>10
	50 м	0,19	0,2	>10
Дерево (отдельное)	10 м	0,33	0,24	0,7
	50 м	0,33	0,21	0,7
Кустарник	10 м	0,17	0,18	0,051
	30 м	0,17	0,14	0,17
Трава	10 м	0,10	0,13	0,035
	30 м	0,17	0,12	0,12
Стена (бетон)	10 м	0,31	0,29	>10
	50 м	0,31	0,28	>10

При увеличении дальности для неоднородных препятствий (таких как дерево, кустарник, высокая трава) ошибка определения плотности увеличивается. Это определяется тем, что на большой дальности геометрические размеры и площадь поперечного сечения луча увеличиваются, соответственно увеличиваются размеры элемента разрешения. В пределах луча ОП становится более неоднородной за счет освещения элементов с различной удельной ЭПР (например, ствол дерева и листья кроны).

Как показали результаты моделирования, отдельные типы препятствий (деревья, кустарники, высокая трава) могут быть дополнительно отсекалированы по времени корреляции принятого сигнала, которое у них значительно ниже, чем у однородных твердых препятствий.

В ходе моделирования получены радиолокационные портреты неоднородных препятствий, таких как отдельное дерево, кустарник, высокая трава, на дальностях 10-50 м. Радиолокационный портрет препятствия представляет собой зависимость мощности принимаемого сигнала от угловых координат диаграммы направленности антенны при последовательном обзоре пространства. Более мощному сигналу на рисунке соответствует более светлый цвет палитры.

Вид радиолокационных (РЛ) портретов радиолокационно-контрастных объектов (препятствий), полученных в ходе моделирования, приведены на рисунках 3.5-3.9.

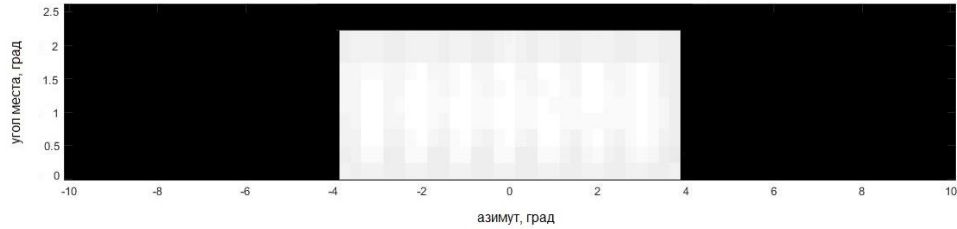


Рисунок 3.5 – РЛ портрет участка с кустарником шириной 3,9 м и высотой 1,0 м (модель) на дальности 10 м

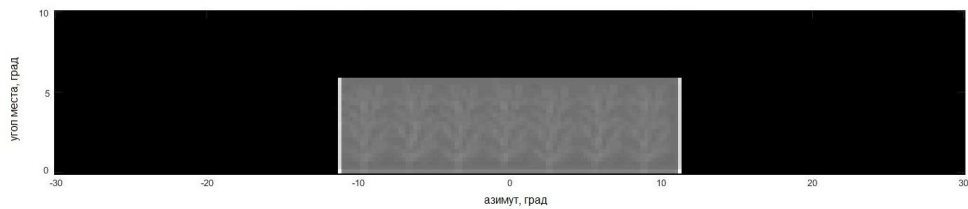


Рисунок 3.6 – РЛ портрет участка с кустарником шириной 3,9 м и высотой 1,0 м (модель) на дальности 30 м

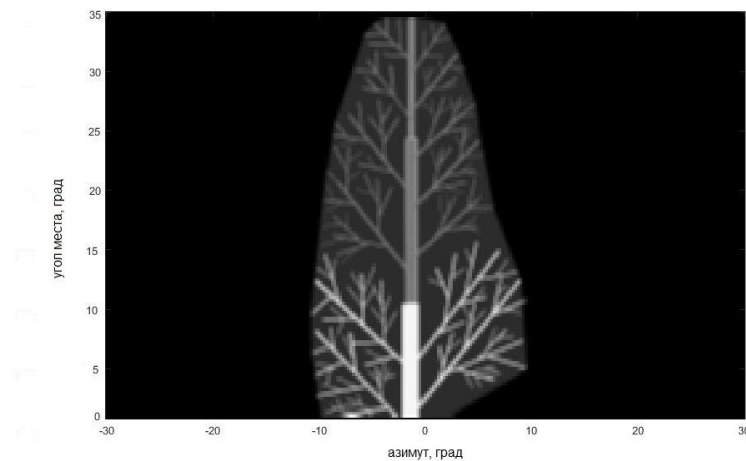


Рисунок 3.7 – РЛ портрет отдельного дерева (модель) на дальности 10 м

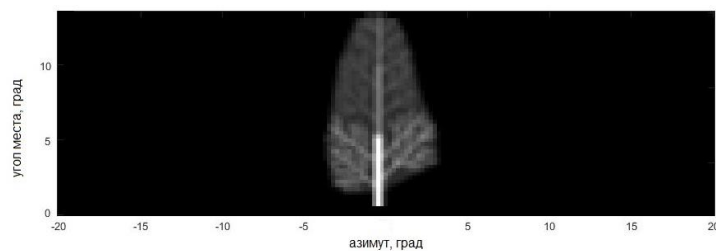


Рисунок 3.8 – РЛ портрет отдельного дерева (модель) на дальности 30 м

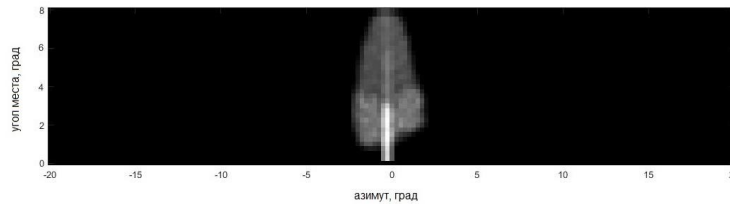


Рисунок 3.9 – РЛ портрет отдельного дерева (модель) на дальности 50 м

Таким образом, оценку плотности препятствия можно использовать как дополнительную информации в алгоритме распознавания объектов СТЗ наземного РТК, основанном на хорошо себя зарекомендовавшей схеме Шортлиффа [1, 10]:

$$P_{\Sigma} = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P(A_i)), \quad (3.3)$$

где:  $N$  – количество измерительных каналов,  $A_i$  – информация от  $i$ -го канала,  $P(A_i)$  – вероятность корректного распознавания объекта по  $A_i$ .

Схема предлагаемого алгоритма распознавания объектов представлена на рисунке 3.10.

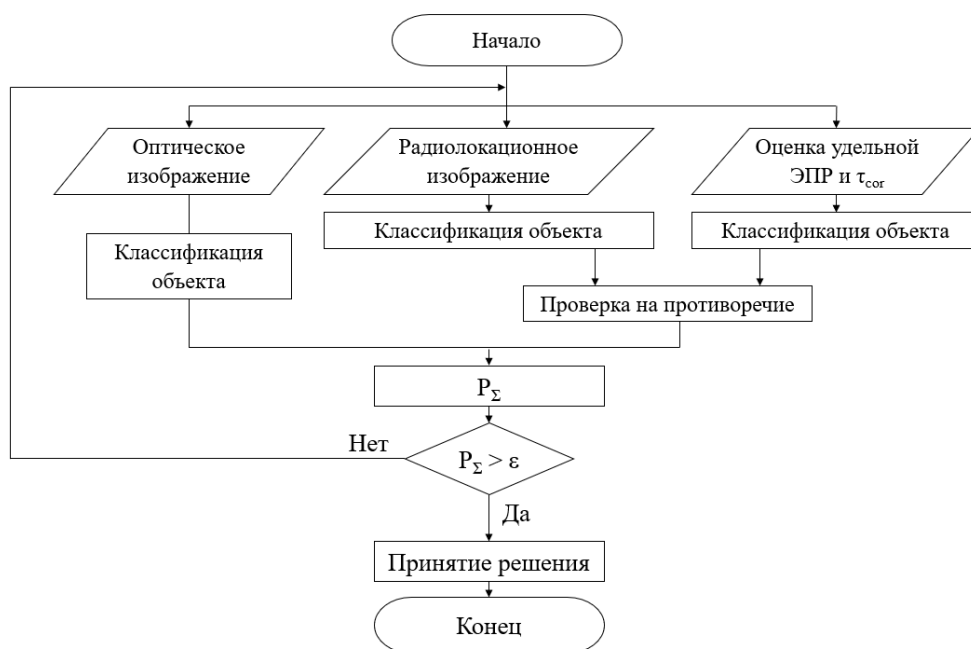


Рисунок 3.10 – Схема алгоритма распознавания объектов на основе схемы Шортлиффа, в котором удельная ЭПР и время корреляции сигнала использованы как отдельный канал получения информации

В нём информация об удельной ЭПР  $\sigma_0$  и времени корреляции сигнала  $\tau_{кор}$  может использоваться либо как отдельный канал получения информации для последующей классификации (распознавания) объектов, при этом перед учётом плотности идёт проверка на противоречие между классом объекта по РЛ измерениям и по плотности, либо как дополнительные признаки при классификации (распознавании) объектов по РЛ измерениям.

Выбор параметров работы алгоритма зависит от типа классификаторов (искусственная нейронная сеть, дерево решений и т.п.).

### **3.3. Разработка бортового алгоритма обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE**

Использование имеющихся устройств подсвета в пассивных РЛС имеет большой технический потенциал в области радиолокации. Устройства подсвета используются, например, в глобальных системах мобильной связи (Global System for Mobile Communications (GSM)) [99] и во всемирной системе взаимодействия для микроволнового доступа (Worldwide Interoperability for Microwave Access (WiMAX)) [100] на средней дальности.

Стандарт 4G LTE является технологией беспроводной связи, которая обеспечивает широкополосный беспроводной доступ «последней мили» с широкой доступностью. Сигнал LTE обладает свойствами, которые позволяют использовать его в качестве имеющегося устройства подсвета в пассивных РЛС:

- широкая полоса пропускания в диапазоне 1,4-20 МГц, что обеспечивает высокое разрешение по дальности;
- большой диапазон частот от 800 до 3500 МГц и поддержка дуплексной связи как с частотным, так и с временным разделением [101], что расширяет возможности развертывания LTE во многих странах;
- возможность использовать множественный доступ с ортогональным частотным разделением каналов, что гарантирует низкий уровень боковых лепестков функции неоднозначности.

В бистатических пассивных РЛС максимальное расстояние между двумя объектами называется разрешением по дальности  $\Delta R$ , где предполагается, что два объекта коллинеарны бистатическому биссектору. Разрешение по дальности определяется как [102]:

$$\Delta R = \frac{c}{2B \cos \frac{\beta}{2}} \quad (3.4)$$

где  $B$  – ширина полосы сигнала;  $c$  – скорость света;  $\beta$  – бистатический угол, который определяется как угол между передатчиком и приемником с вершиной в точке объекта [103].

В формуле (3.4) разрешение по дальности показано как функция полосы пропускания  $B$ . Чем шире полоса пропускания используемого в радаре сигнала, тем выше разрешение по дальности. Между тем, согласно релизу 8 3GPP, полоса пропускания сигнала LTE может варьироваться от 1,4 до 20 МГц. Таким образом, разрешение по дальности 8,6 м может быть достигнуто при использовании полосы пропускания 20 МГц и угла наклона  $\beta = 60^\circ$ . Сигнал LTE обеспечивает лучшее разрешение по дальности по сравнению с другими имеющимися устройствами подсвета, поскольку он позволяет эффективно идентифицировать два близко расположенных объекта.

Доплеровское разрешение определяет, насколько хорошо радар может наблюдать объекты с различными радиальными скоростями. Его можно определить по времени когерентного интегрирования (coherent integration time (CIT)) приёмника, где адекватная степень доплеровского разделения между двумя отраженными сигналами от объектов в приёмнике определяется выражением [103]:

$$\Delta f_d = f_{dT1} - f_{dT2} = 1/T, \quad (3.5)$$

где  $\Delta f_d$  – это доплеровское разрешение;  $T$  – это CIT;  $f_{dT1}$  и  $f_{dT2}$  – это принятые доплеровские эхо-сигналы от первого и второго объектов соответственно, и они определяются как [103]:

$$f_{dT1} = 2v_{T1} \cos(\alpha_1) \cos(\beta/2) / \lambda, \quad (3.6)$$

$$f_{dT2} = 2v_{T2} \cos(\alpha_2) \cos(\beta/2) / \lambda. \quad (3.7)$$

Геометрия для скоростей  $v_{T1}$  и  $v_{T2}$  объекта 1 и объекта 2 соответственно показана на рисунке 3.11, где  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  – радиальный угол скорости для объекта 1 и объекта 2 соответственно.

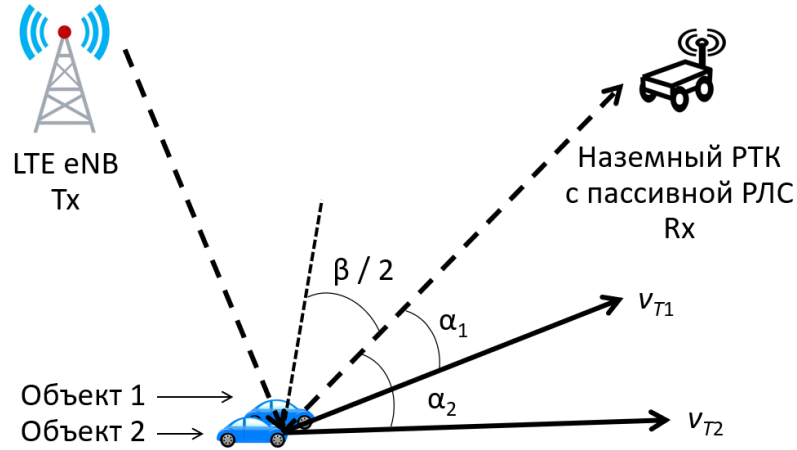


Рисунок 3.11 – Геометрия для бистатического доплеровского разрешения

Предполагается, что оба объекта расположены совместно и они разделяют одну и ту же бистатическую биссектрису. Объединение (3.5), (3.6) и (3.7) даёт:

$$\Delta f_d = 2 \cos(\beta/2) (v_{T1} \cos(\alpha_1) - v_{T2} \cos(\alpha_2)) / \lambda. \quad (3.8)$$

Требуемая разница между двумя векторами скорости объектов, спроецированными на бистатическую биссектрису, известна как разрешение по скорости  $\Delta v \Delta v$  и задается как [103]:

$$\Delta v \Delta v = v_{T1} \cos(\alpha_1) - v_{T2} \cos(\alpha_2). \quad (3.9)$$

Тогда, объединяя (3.8) и (3.9), разрешение по скорости становится:

$$\Delta v = \lambda / (2T \cos(\beta/2)). \quad (3.10)$$

В качестве примера примем значение СІТ 0,2 с, а  $\Delta v f_d$  рассчитаем как 5 Гц, что соответствует разрешению по скорости 0,288 м/с, если используются  $\beta = 60^\circ$  и  $f_c = 2,635$  ГГц. Таким образом, пассивная РЛС на базе LTE может различать два объекта, движущиеся с разницей в скорости 0,332 м/с. В данном примере, где несущая частота LTE составляет 2,635 ГГц, при увеличении СІТ до 0,5 с сигнал LTE может достичь разрешения по скорости 0,1322 м/с, что считается хорошим

доплеровским разрешением и делает пассивную РЛС на базе LTE пригодной для обнаружения движущихся объектов.

Система для обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE может состоять из двух параллельных совмещенных каналов: Ch1 и Ch2. Канал Ch1 предназначен для приёма опорного сигнала прямого пути от LTE eNB, а канал Ch2 – для приёма эхо-сигнала, отражённого от объектов. Архитектура аппаратной системы приемника показана на рисунке 3.12.

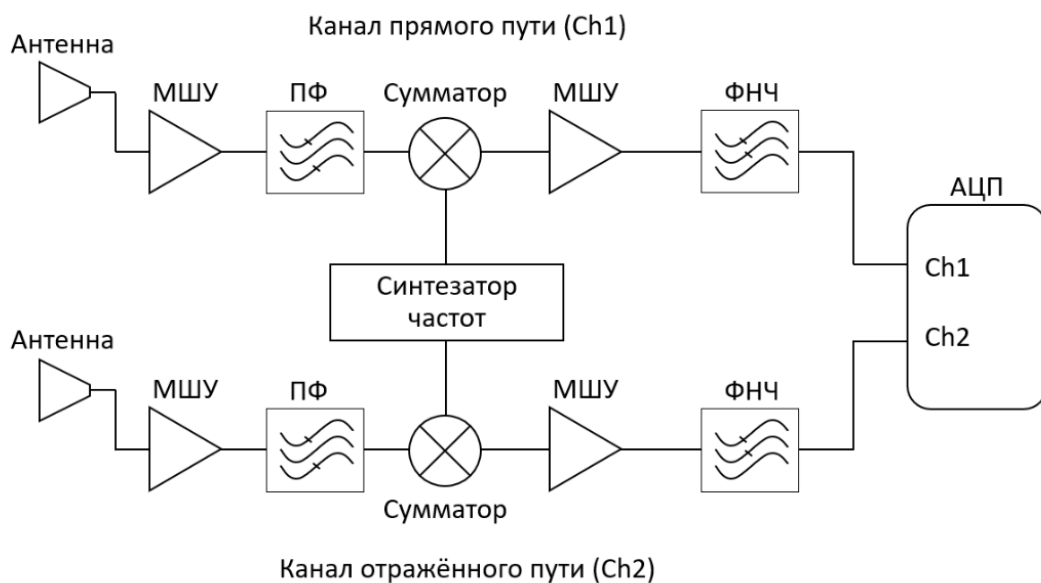


Рисунок 3.12 – Архитектура пассивной радиолокационной системы обнаружения с использованием сигналов LTE

Оба канала имеют одинаковую структуру, где каждый канал запускается рупорной антенной, используемой для приема сигнала LTE, передаваемого на частоте 2,635 ГГц. Антенна канала Ch1 направлена в сторону LTE eNB (базовой станции LTE), а антенна канала Ch2 – в область, где должен находиться объект. За антенной установлен малошумящий усилитель ((МШУ), low noise amplifier (LNA)), который усиливает принятый радиочастотный сигнал, после чего полосовой фильтр ((ПФ), band pass filter (BPF)) выделяет нужный диапазон частот нисходящего канала LTE. Затем полезный сигнал преобразуется с понижением

частоты в полосу модулирующего сигнала путем гетеродинирования с сигналом гетеродина с помощью частотного смесителя. Усилитель используется для усиления сигналов модулирующего сигнала до достижения достаточного коэффициента усиления для сигнала LTE, после чего нежелательные частоты отфильтровываются фильтром нижних частот ((ФНЧ), Low Pass Filter (LPF)). Затем сигналы модулирующего сигнала LTE сохраняются на компьютере с частотой дискретизации 25 Мвыб/с.

Оба сигнала, принятые по каналу прямого пути Ch1 и каналу отраженного пути Ch2, сохраняются в больших массивах данных, требующих мощной вычислительной мощности и обработки, которая может занять много времени. Поэтому перед когерентной обработкой с учетом перекрестной неоднозначности необходимо форматирование данных для обоих каналов. Общая схема обработки сигналов, связанная с пассивным радаром на базе LTE, представлена на рис. 3.13.

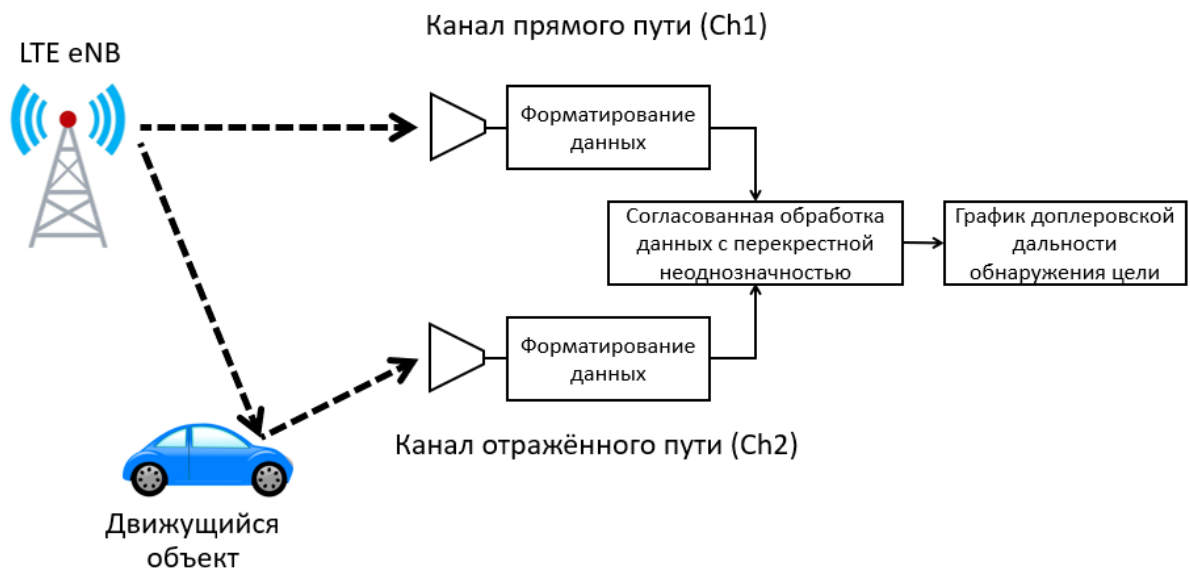


Рисунок 3.13 – Схема обработки сигнала LTE для обнаружения объектов

Данные принимаемого сигнала LTE формируются сегментами, каждый раз обрабатывается один сегмент. Длина каждого сегмента определяет СИТ, а затем и доплеровское разрешение. В данном примере принят сегмент длиной 5 Мвыб, соответствующий интервалу СИТ 0,2 с при частоте дискретизации 25 Мвыб/с.

Таким образом, полученное доплеровское разрешение составляет 5 Гц, что соответствует разрешению по скорости 0,3 м/с (1,1 км/ч) при  $f_c = 2,635$  ГГц и  $\beta = 60^\circ$ .

Два сигнала LTE, полученные от каналов Ch1 и Ch2, различаются по двум параметрам: по временной задержке и доплеровскому сдвигу. Фактически, эти параметры определяют дальность и скорость обнаруженного движущегося объекта. Таким образом, применяется функция перекрестной неоднозначности (Cross Ambiguity Function (CAF)), которая представляет собой согласованный фильтр, реагирующий на совместную версию сигнала LTE с временной задержкой и доплеровским сдвигом, с которой он согласован. Она задается с помощью:

$$A(\tau, f_d) = \int s_r(t) \cdot s_d^*(t - \tau) e^{-2\pi f_d t} dt, \quad (3.11)$$

где  $s_r(t)$  и  $s_d(t)$  – это принятый целевой эхо-сигнал и прямой опорный сигнал соответственно.

Временная задержка  $\tau$  и доплеровский сдвиг  $f_d$  – это два параметра, по которым следует искать значения, приводящие к максимальному значению  $A(\tau, f_d)$ . Это может быть сделано путем задержки прямого сигнала  $s_d(t)$  на время  $\tau$  и сдвига его частоты на некоторую величину  $f_d$ , и перекрестной корреляции его с отраженным сигналом  $s_r(t)$ , с последующим поиском максимального значения  $A(\tau, f_d)$ , которое дает пик. После получения всех значений  $A(\tau, f_d)$  плоскость доплеровского диапазона строится в виде контуров.

Для обнаружения препятствий на вышеописанной плоскости доплеровского диапазона с максимальными значениями функции перекрестной неоднозначности  $A(\tau, f_d)$  целесообразно провести кластерный анализ, который позволит идентифицировать и агрегировать измерения, относящиеся к одним и тем же объектам.

Кластерный анализ может быть проведён с применением различных классов подходов: вероятностного, логического, теоретико-графового, с применением систем ИИ. Последний класс, а именно входящие в него КК, имеют

преимущество, – отсутствие необходимости проведения длительной процедуры кластеризации каждый раз при поступлении новых сигналов, что приводит к более высокому быстродействию.

Рассмотрим, как КК могут использоваться для последующей обработки радиолокационной информации, получаемой от РЛС. Исследуемый объект рассеивает излучение в различных направлениях, а сам сигнал распространяется по нескольким модам. Радиолокационная станция регистрирует несколько отражённых сигналов, пришедших по разным траекториям:

$$z(k) = [g(k), f(k), \theta(k)]^T = H^{(m)}(k)x(k) + w(k), \quad (3.12)$$

где  $g(k)$  – суммарное расстояние,  $f(k)$  – доплеровское смещение,  $\theta(k)$  – азимут,  $H^{(m)}(k)$  – канальная матрица  $m$ -ой моды распространения,  $x(k)$  – координаты объекта,  $w(k)$  – шум.

Присутствие в системе более одного объекта одновременно приводит к увеличению числа регистрируемых принимаемых лучей прямо пропорционально числу таких объектов. Каждый зафиксированный луч требует определения того, в каком именно режиме распространения он сформировался и был получен. Если отсутствуют шумовые помехи и искажения, то все точки, соответствующие координатам объекта, должны точно совпадать друг с другом. Однако при наличии шумовых искажений они оказываются рассеянными в окрестности истинного положения объекта, формируя облако точек. Поэтому возникает задача соотнести это облако с конкретным объектом и на его основе оценить координаты объекта.

Рассмотрим участок поверхности с находящимися на нём  $M$  объектами и соответственно  $M^2$  модами распространения. В  $k$ -ом сканировании системой приняты  $N_k$  лучей с неизвестными модами распространения, что требует определения  $N_k \times M^2$  гипотетических точек.

Количество правильных точек в данном случае будет только  $N_k$ , которые сконцентрированы вокруг соответствующих им объектов. Выделение групп этих точек происходит путём применения алгоритма кластеризации по расстоянию между этими точками.

После кластеризации рассматриваются только те кластеры, в которых представлены все моды. В каждом из оставшихся кластеров выбираются по  $M^2$  точек, для которых значение корня из суммы взаимных расстояний между всеми точками имеет минимальное значение.

Для выбранного набора точек внутри кластера рассчитывается геометрический центр. Его координаты определяются как средние значения соответствующих координат всех отобранных точек. Полученные таким образом центры кластеров принимаются в качестве оценок координат обнаруженных объектов.

Для восстановления траектории движения объекта необходимо установить соответствие между геометрическими центрами кластеров, полученными на соседних циклах сканирования. Для этого вновь выполняется процедура кластеризации, основанная на методе объединения ближайшего соседа. На рисунке 3.14 приведён пример применения данного подхода.

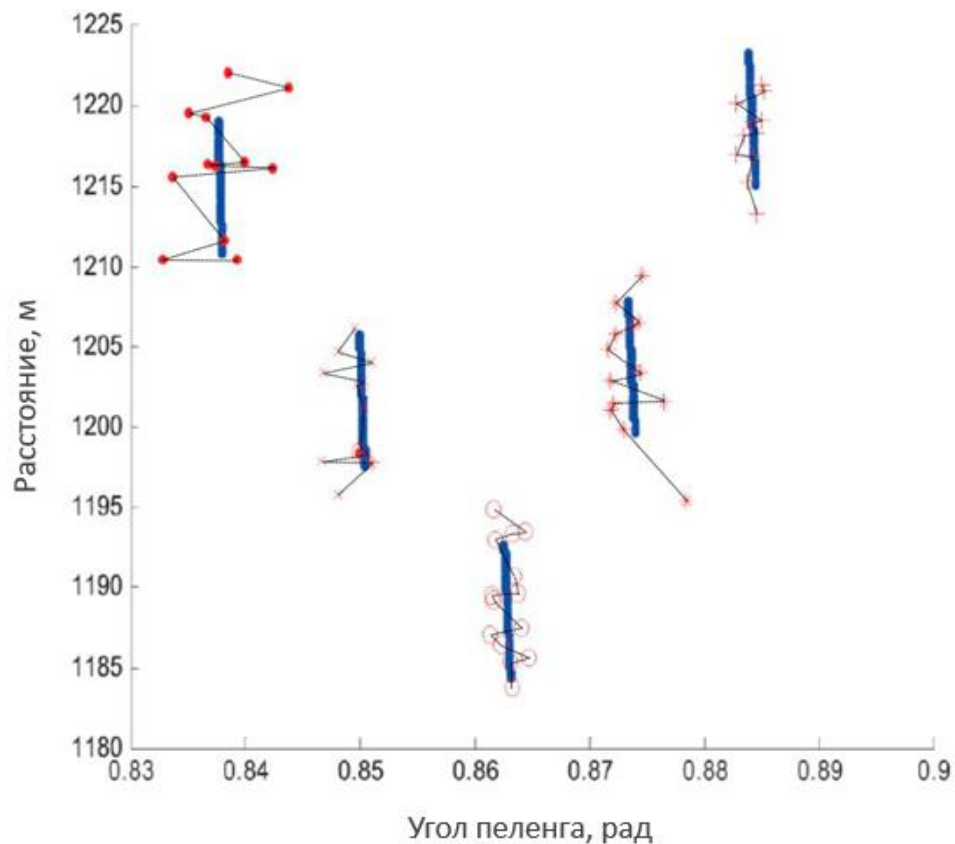


Рисунок 3.14 – Траектории объектов

Синие линии здесь отображают реальные траектории объектов, а метки обозначают геометрические центры кластеров. Совпадение меток указывает на то, что соответствующие центры отнесены к одному и тому же кластеру, а значит, рассматриваются как принадлежащие одной траектории.

Таким образом, алгоритм постобработки радиолокационных данных РЛС для определения траектории объектов имеет вид, представленный на рисунке 3.15.



Рисунок 3.15 – Блок-схема алгоритма постобработки радиолокационных данных РЛС для определения траектории объектов

### Выводы по третьему разделу

1. В результате проведенного анализа для дальнейшего использования в качестве метода комплексирования оптической и радиолокационной информации

системы технического зрения наземного РТК для обнаружения оценки плотности и распознавания объектов (препятствий) выбран метод вероятностного объединения поканальных решений на основе схемы Шортлиффа. Данный метод прост в реализации и позволяет получать вероятностную оценку решаемой задачи.

2. Разработанный метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных состоит из следующих этапов:

- получение оптических и радиолокационных изображений с использованием  $N$  информационных каналов бортовой СТЗ наземного РТК;
- распознавание (классификация) объектов независимо в каждом  $N$  канале с использованием сверточной ИНС;
- объединение решений по схеме Шортлиффа. Принятие решения о типе объекта.

3. Результаты оценки возможности определения плотности препятствий радиолокационным каналом бортовой СТЗ наземного РТК с использованием имитационной модели радиолокационного канала показали, что плотность препятствий может быть оценена по удельной ЭПР различных препятствий. Как показали результаты моделирования, отдельные типы препятствий (деревья, кустарники, высокая трава) могут быть дополнительно отсеleccionированы по времени корреляции принятого сигнала, которое у них значительно ниже, чем у однородных твердых препятствий. Оценку плотности препятствия можно использовать как дополнительную информации в методе распознавания объектов СТЗ наземного РТК, основанным на схеме Шортлиффа. Информация об удельной ЭПР  $\sigma_0$  и времени корреляции сигнала  $\tau_{кор}$  используется как дополнительные признаки при классификации (распознавания) объектов по радиолокационным измерениям.

4. Использование имеющихся устройств подсвета в пассивных РЛС имеет большой технический потенциал в области радиолокации. Сигнал LTE является наиболее распространенным в радиозэфире и обладает свойствами, которые позволяют использовать его в качестве имеющегося устройства подсвета в

пассивных РЛС. Система для обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE состоит из двух параллельных совмещенных каналов: Ch1 и Ch2. Канал Ch1 предназначен для приёма опорного сигнала прямого пути от LTE eNB, а канал Ch2 – для приёма эхо-сигнала, отражённого от объектов. Два сигнала LTE, полученные от каналов Ch1 и Ch2, различаются по двум параметрам: по временной задержке и доплеровскому сдвигу. Фактически, эти параметры определяют дальность и скорость обнаруженного движущегося объекта. Данный способ хорошо известен, однако обладает достаточно большой СКО полученных оценок координат объектов.

5. Для повышения точности определения координат объектов по измерениям пассивной РЛС СТЗ наземного РТК предлагается использовать методы кластерного анализа, в частности карты Кохонена. Преимущество карты Кохонена перед классическими алгоритмами кластерного анализа состоит в отсутствии необходимости проведения длительной процедуры кластеризации каждый раз при поступлении новых сигналов, что приводит к более высокому быстродействию. По результатам исследования разработан алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE.

#### **4. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ РАЗРАБОТАННОГО НАУЧНО-МЕТОДИЧЕСКОГО АППАРАТА**

##### **4.1. Оценка эффективности метода распознавания объектов на основе комплексной обработки данных, получаемых через оптический и радиолокационный каналы СТЗ наземного РТК**

Для оценки эффективности разработанного метода была сформирована база данных, включающая оптические и радиолокационные изображения различных объектов. Сведения об объекте, поступающие в РТК по оптическому каналу, представлены в виде RGB-изображения размером  $32 \times 32$  пикселя. Данные, получаемые по радиолокационному каналу, имеют форму двоичного изображения размером  $16 \times 16$  пикселей.

Распознавание объектов осуществляется посредством предварительно обученной СНС, модель которой рассмотрена в п. 3.1 и представлена на рис. 3.4. СНС реализована средствами фреймворка PyTorch, предобработка данных и проведение экспериментов выполнялось при помощи фреймворков NumPy, Pandas и Scikit-learn.

Оптические изображения хранятся в базе данных (БД) в виде трёхмерных массивов  $A_i$  с размерностью  $32 \times 32 \times 3$ , значения которых являются целыми числами от 0 до 255. Радиолокационные изображения хранятся в БД в виде двумерных массивов  $B_i$  с размерностью  $16 \times 16$  со значениями 0 или 1. Для аугментации данных (искусственного расширения объёма обучающей выборки), к изображениям, поступающим на вход СНС, с вероятностью 0,5 применяется горизонтальное зеркальное отражение.

БД состоит из 500 оптических и 500 радиолокационных изображений для пяти классов объектов (автомобиль, птица, кошка, собака, лошадь).

Примеры изображений приведены на рисунке 4.1.

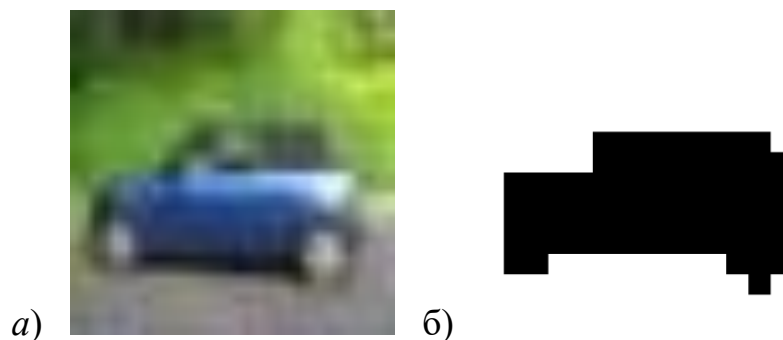


Рисунок 4.1 – Примеры оптических (а) и радиолокационных изображений (б)

При подаче на вход СНС массивы  $A_i$  и  $B_i$  преобразуются в тензоры с размерностью  $3 \times 32 \times 32$  и  $1 \times 16 \times 16$  соответственно. Значения массивов  $A_i$  также проходят нормировку к диапазону значений  $[0, 1]$ .

Проведены эксперименты по обучению СНС решению задач распознавания и классификации объектов на оптических и радиолокационных изображениях при параметрах, приведённых в таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Параметры экспериментов по обучению СНС

Параметр	Эксперимент №1	Эксперимент №2
Канал получения изображения	оптический	радиолокационный
Количество классов	5	5
Объём обучающего набора (количество изображений каждого класса)	450 (90 x 5)	450 (90 x 5)
Объём тестового набора (количество изображений каждого класса)	50 (10 x 5)	50 (10 x 5)
Вероятность зеркального отображения по горизонтали	0,5	0,5
Число эпох обучения	[1, 2, ..., 160]	[1, 2, ..., 160]
Фиксируемый параметр	доля КРО, %	доля КРО, %

В целях повышения информативности результатов экспериментов, значения доли КРО сглажены методом двустороннего скользящего среднего с шириной окна  $k = 5$ :

$$MA_t = \frac{1}{2k+1} \sum_{i=-k}^k x_{t+i} = \frac{1}{11} \sum_{i=-5}^5 x_{t+i}, \quad (4.1)$$

где  $MA_t$  – среднее значение функции в момент времени  $t$ ;  $x$  – значение функции;  $t$  – момент времени [104].

Результаты экспериментов № 1 и № 2 и комплексная оценка доли КРО, вычисленная по формуле (3.2), после применения к ним формулы (4.1), представлены на рисунке 4.2: результаты эксперимента № 1 представлены графиком  $P_{OЭ}$ , результаты эксперимента № 2 – графиком  $P_{РЛ}$ , комплексная оценка – графиком  $P_{\Sigma}$ .

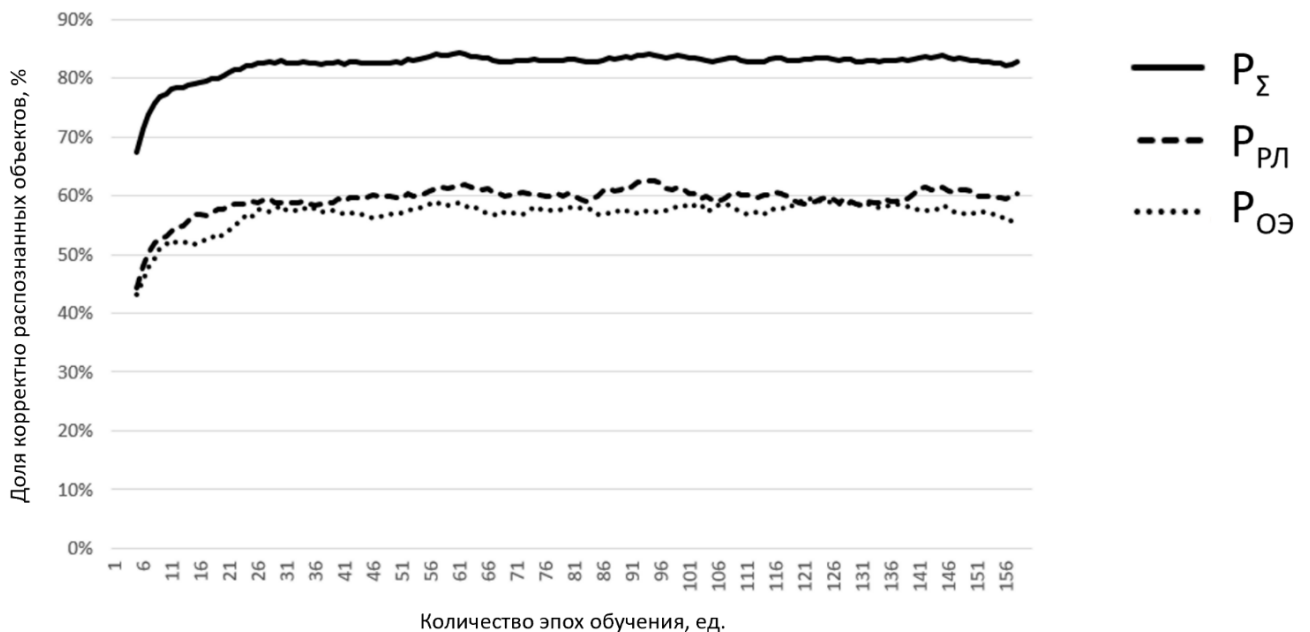


Рисунок 4.2 – Зависимость доли КРО от числа эпох обучения

Как видно из графиков, представленных на рис. 4.2, при 60 эпохах обучения рост доли КРО прекращается и все три кривых выходят на плато.

Среднее арифметическое значение доли КРО для числа эпох обучения в диапазоне от 60 до 160, полученное в ходе проведения экспериментов, составляет: 58% для оптического канала (эксперимент № 1), 60% для радиолокационного

канала (эксперимент № 2), 83% для комплексированной оценки доли КРО. Комплексированная оценка доли КРО на 43% выше оценки на основе данных только оптического канала и на 38% выше оценки на основе данных только радиолокационного канала.

Таким образом, эффективность СТЗ РТК, использующей несколько каналов получения информации, может быть значительно повышена путём комплексной обработки данных, получаемых через каждый из каналов. Разработанный метод позволяет повысить эффективность СТЗ РТК на 43% по сравнению с использованием только оптического канала и на 38% по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

#### **4.2. Оценка эффективности алгоритма распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствия по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК**

Объектом экспериментального исследования является программная модель радиолокационного канала бортовой СТЗ РТК, включающей канал обнаружения препятствия (пространственно-распределенного объекта), канал измерения дальности до препятствия и канал оценки плотности препятствий.

Целью эксперимента является оценка возможности определения плотности препятствий (пространственно-распределенных объектов) и с использованием имитационной модели радиолокационного канала бортовой СТЗ РТК на основе анализа параметров принимаемых диффузно рассеянных препятствиями эхо-сигналов.

Имитационная модель радиолокационного канала бортовой СТЗ РТК выполнена в среде математического программирования «Matlab» и включает:

- канал обнаружения препятствия (пространственно-распределенного объекта);
- канал измерения (оценки) мощности принятого сигнала.

Она позволяет сохранять результаты моделирования в файл для их

последующего анализа и использования в ходе последующих экспериментов.

Исходными данными для модели радиолокационного канала СТЗ РТК при проведении оценок плотности препятствий являются:

- типовые препятствия и их диэлектрические характеристики;
- размеры препятствия;
- дальность до препятствия;
- параметры радиолокационного канала бортовой СТЗ РТК:
  - мощность передающего устройства;
  - рабочая частота; поляризация;
  - тип зондирующего сигнала и параметры модуляции;
  - ширина спектра сигнала; длительность сигнала;
  - характеристики антенной системы (ширина диаграммы направленности в ортогональных плоскостях) передающего и приемного устройств.

Выходными параметрами модели являются:

- радиолокационный портрет препятствия (пространственно-распределенного объекта), как функция зависимости нормированной мощности принимаемого сигнала по элементам разрешения;
- удельная эффективная поверхность рассеяния (ЭПР) препятствия (пространственно-распределенного объекта) « $\sigma_0$ » в каждом элементе разрешения;
- ширина спектра флуктуаций принимаемого сигнала « $\Delta F_{\text{фл}}$ » и время корреляции сигнала « $\tau_{\text{кор}}$ » в каждом элементе разрешения;
- поляризационные характеристики принимаемого сигнала в каждом элементе разрешения.

Исследования по оценке возможности определения плотности препятствий осуществляются в следующей последовательности:

- загрузка имитационной модели радиолокационного канала СТЗ РТК в среде моделирования «Matlab»;
- ввод исходных данных для проведения эксперимента, включающих:

- тип препятствия, его размеры и диэлектрические характеристики;
- требуемое расстояние до препятствия ( $R_{эТ}$ ), на котором оно должно быть обнаружено с заданной вероятностью и проведена оценка плотности препятствий;

- требуемую вероятность обнаружения препятствия  $P_{обн}$  и вероятность ложной тревоги  $P_{лт}$ ;
- мощность передающего устройства  $P_{изл}$ ;
- рабочую частоту зондирующего сигнала  $f_0$ ;
- поляризацию зондирующего сигнала;
- тип зондирующего сигнала и параметры модуляции;
- ширину спектра сигнала  $\Pi_c$ ;
- длительность сигнала  $T_c$ ;
- ширину диаграммы направленности передающей и приемной антенны в азимутальной ( $\Delta\beta$ ) и угломестной плоскости ( $\Delta\varepsilon$ );
- высоту фазового центра антенны;
- поляризацию сигнала;
- верхнюю границу ошибки измерения дальности « $\sigma_R$ ».

- запуск процесса имитационного моделирования функционирования радиолокационного канала СТЗ РТК с целью определения плотности препятствий.

- фиксация следующих выходных параметров модели радиолокационного канала СТЗ РТК:

- радиолокационный портрет препятствия (пространственно-распределенного объекта), как функция зависимости нормированной к уровню шума приемника мощности принимаемого сигнала по элементам разрешения;
- удельная ЭПР препятствия (пространственно-распределенного объекта) « $\sigma_0$ » в каждом элементе разрешения;
- ширина спектра флуктуаций принимаемого сигнала « $\Delta F_{фл}$ » и

интервал корреляции сигнала « $\tau_{\text{кор}}$ » в каждом элементе разрешения;

- поляризационные характеристики принимаемого сигнала.

Удельная ЭПР препятствия в каждом элементе разрешения « $\sigma_0$ » рассчитывается с использованием эталонного объекта с известной ЭПР и расположенного на известной дальности по формуле:

$$\sigma_0 = \frac{P_{\text{пр}} \hat{R}_{\text{изм}}^2 \sigma_{\text{эт}} \cos \theta}{P_{\text{эт}} R_{\text{эт}}^4 \Delta R \Delta \beta \Delta \varepsilon}, \quad (4.2)$$

где  $P_{\text{пр}}$  – мощность принятого от препятствия сигнала;  $\hat{R}_{\text{изм}}$  – измеренная дальность до препятствия;  $\sigma_{\text{эт}}$  – ЭПР эталонного объекта;  $R_{\text{эт}}$  – дальность до эталонного объекта;  $P_{\text{эт}}$  – мощность сигнала от эталонного объекта;  $\Delta R$  – разрешение по дальности;  $\theta$  – угол облучения препятствия;  $\Delta \beta$  – разрешение по азимуту;  $\Delta \varepsilon$  – разрешение по азимуту.

Для каждого элемента разрешения по результатам приема последовательности эхо-сигналов при моделировании дополнительно рассчитывается интервал корреляции сигнала « $\tau_{\text{кор}}$ ». Интервал корреляции « $\tau_{\text{кор}}$ » является дополнительными информационным параметром при оценке типа препятствий радиолокационным каналом СТЗ РТК. Моделирование проводится на нескольких частотах и при использовании вертикальной поляризации сигнала.

Определение плотности (типа) препятствия осуществляется путем сравнения полученных в результате моделирования результатов по определению удельной ЭПР препятствий с данными, приведенными в справочной литературе по удельной ЭПР материалов различной плотности на соответствующих частотах и поляризации сигнала.

Для протяженных препятствий (пространственных распределенных объектов) формируется радиолокационный портрет препятствия, представляющий матрицу размера  $N_\beta \times N_\varepsilon$  (где  $N_\beta$ ,  $N_\varepsilon$  – количество элементов разрешения по азимуту и углу места соответственно), элементами которой являются значения нормированной к уровню шумов приемного устройства

мощности принимаемого сигнала.

Исходными данными для модели радиолокационного канала СТЗ РТК при проведении оценок плотности препятствий являлись типовые препятствия, характеристики которых приведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Результаты экспериментальной проверки возможностей определения плотности препятствий РЛ-каналом бортовой СТЗ РТК

Тип препятствия/ Дальность		Удельная ЭПР $\sigma_o$		Частота сигнала $f_o$ , ГГц	Поляризация сигнала	Время корреляции сигнала, с	
		Эталонная	Расчетная			Скорость ветра 1 м/с	Скорость ветра 5 м/с
Стена (дерево сухое)	10 м	0,19	0,196	77	вертикальная	>10 с	>10 с
	50 м	0,19	0,1-0,2	77	вертикальная	>10 с	>10 с
Стена (бетон)	10 м	0,31	0,27	77	вертикальная	>10 с	>10 с
	50 м	0,31	0,15 – 0,3	77	вертикальная	>10 с	>10 с
Дерево (отдельное, высота 7 м, ширина кроны 3,4 м)	10 м	0,33	0,1-0,19	77	вертикальная	0,12	0,026
	50 м	0,33	0,1-0,25	77	вертикальная	0,7	0,13
Кустарник	10 м	0,17	0,18-0,2	77	вертикальная	0,051	0,01
	30 м	0,17	0,1– 0,15	77	вертикальная	0,17	0,03
Трава	10 м	0,10	0,12-0,13	77	вертикальная	0,035	0,007
	30 м	0,17	0,6-0,12	77	вертикальная	0,12	0,023
Автомобиль	10 м	0,91	0,5-0,95	77	вертикальная	>10 с	>10 с
	50 м	0,91	0,2-0,86	77	вертикальная	>10 с	>10 с

Параметры радиолокационного канала бортовой СТЗ РТК при проведении эксперимента:

- мощность передающего устройства –  $P_{\text{изл}} = 1\text{Вт}$ ;
- рабочая частота зондирующего сигнала  $f_o = 77\text{ ГГц}$ ;
- поляризация зондирующего сигнала - вертикальная;
- зондирующего сигнала – импульсный, модулированный 63 элементной последовательностью Голда;
- ширина спектра сигнала  $P_c = 1\text{ ГГц}$ ;
- длительность импульса  $T_{\text{и}} = 6,3\text{ нс}$ ;
- частота посылок импульсов  $F_{\text{п}} = 10\text{ кГц}$ ;
- ширина диаграммы направленности антенной системы в азимутальной плоскости –  $\Delta\beta = 0,5\text{ град.}$ ;

- ширина диаграммы направленности антенной системы в угломестной плоскости –  $\Delta\varepsilon = 0,5$  град.;
- тип обзора пространства – последовательный по азимуту и углу места;
- сектор сканирования диаграммы направленности антенны:
  - по азимуту -  $\pm 30^\circ$ ;
  - по углу места  $0 - 30^\circ$ ;
- высота фазового центра антенной системы 1,5 м;
- коэффициент шума приемного устройства – 3.

Полученные в результате экспериментальных исследований расчетные значения удельной ЭПР препятствия, время корреляции сигнала на частоте  $f_0$  и заданной поляризации сигнала сведены в таблице 4.2.

Приведенные в таблице 4.2 результаты экспериментальной проверки возможности определения плотности препятствий радиолокационным каналом бортовой СТЗ РТК с использованием имитационной модели радиолокационного канала показали, что плотность препятствий может быть оценена по удельной ЭПР различных препятствий.

Удельная ЭПР препятствий с наименьшими ошибками определяется на небольших дальностях (порядка 10-15 м). Это обусловлено тем, что при узкой диаграмме направленности антенны на небольшой дальности сигнал отражается от небольшой площади однородного материала.

При увеличении дальности для неоднородных препятствий (таких как дерево, кустарник, высокая трава, автомобиль) ошибка определения плотности увеличивается. Это определяется тем, что на большой дальности геометрические размеры и площадь поперечного сечения луча увеличиваются, соответственно увеличиваются размеры элемента разрешения.

В пределах луча ОП становится более неоднородной за счет освещения элементов с различной удельной ЭПР (например, ствол дерева и листья кроны, металлические и стеклянные элементы конструкции автомобиля и т.д.).

Как показали результаты эксперимента, отдельные типы препятствий (деревья, кустарники, высокая трава) могут быть дополнительно отсеleктированы

по времени корреляции принятого сигнала, которое у них значительно ниже, чем у однородных твердых препятствий (стены из дерева или бетона, автомобиль).

В ходе эксперимента получены радиолокационные портреты неоднородных препятствий, таких как отдельное дерево, кустарник, высокая трава, автомобиль, на дальностях 10-50 м, вид которых приведен на рисунках 4.3-4.4.

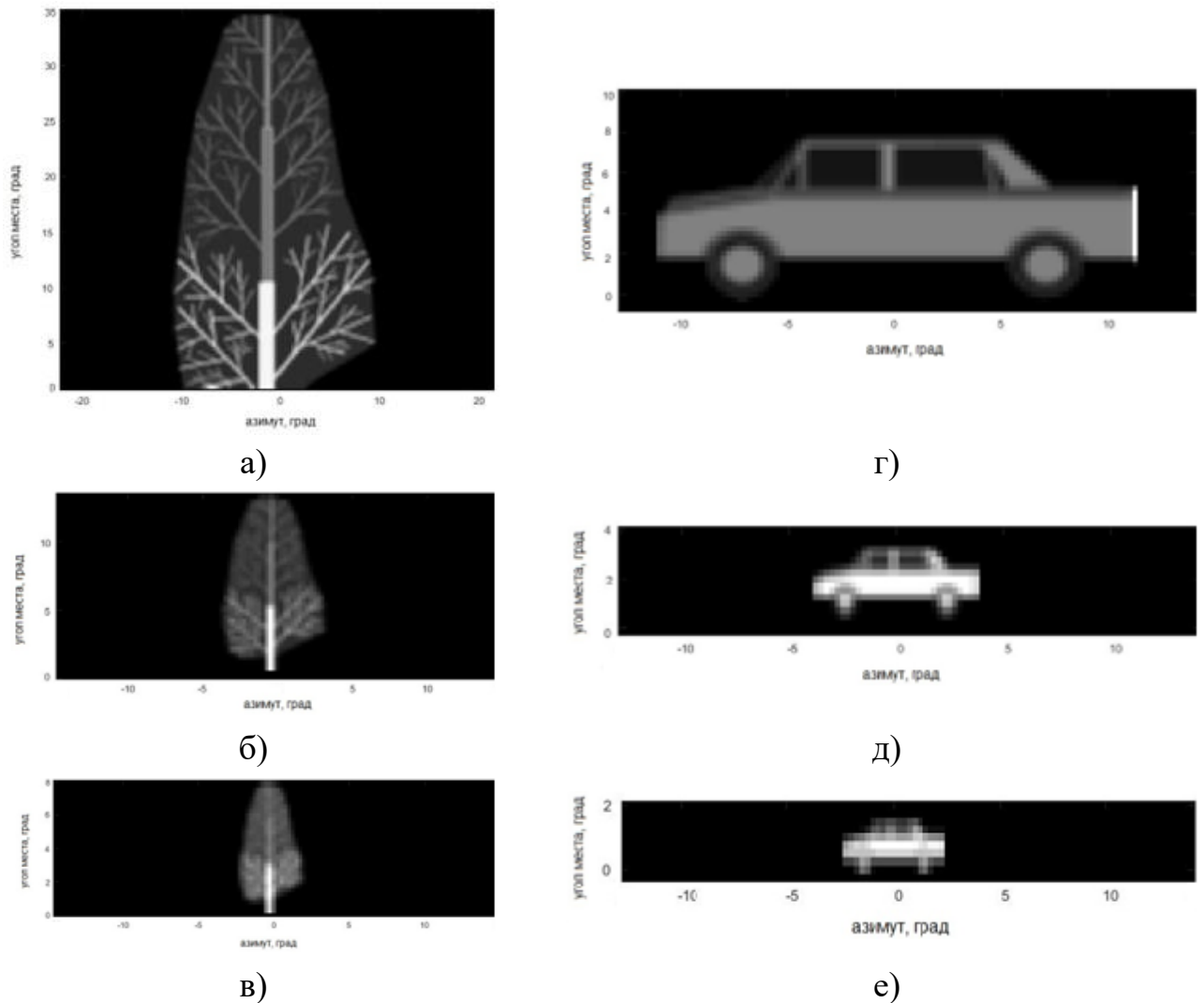


Рисунок 4.3 – Радиолокационные портреты при разрешении диаграммы направленности антенной системы  $\Delta\beta = \Delta\varepsilon = 0,5$  град.: отдельного дерева (модель) высотой 7 м, шириной кроны 3,4 м на дальности 10 м (а), 30 м (б), 50 м (в); автомобиля шириной 3,9 м и высотой 1,8 м (модель) на дальности 10 м (г), 30 м (д), 50 м (е)

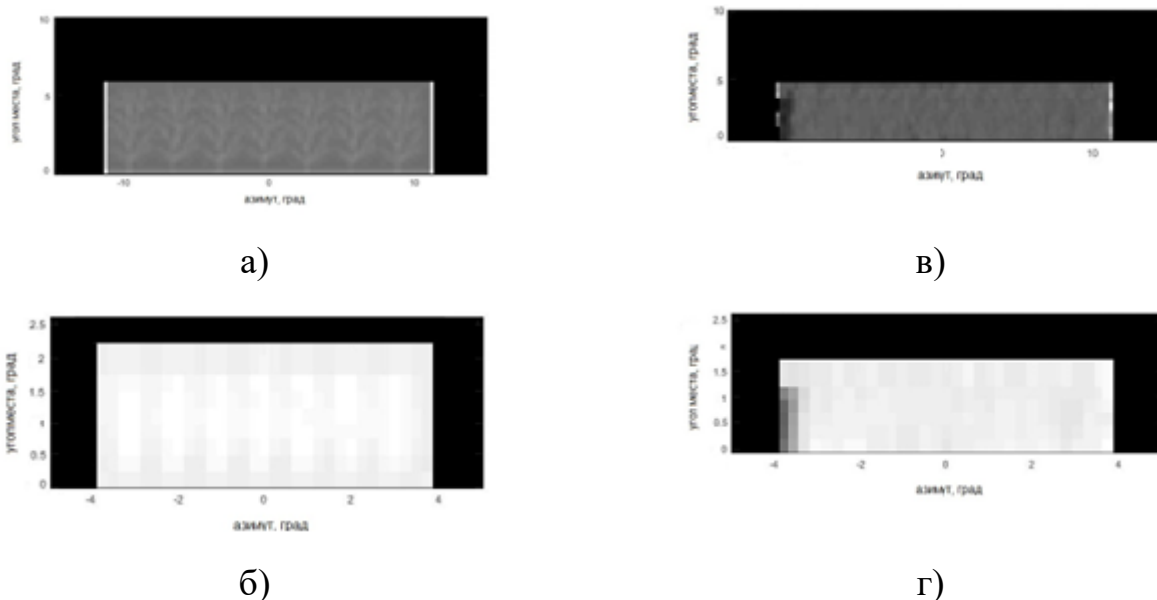


Рисунок 4.4 – Радиолокационные портреты при разрешении диаграммы направленности антенной системы  $\Delta\beta = \Delta\varepsilon = 0,5$  град.: участка с кустарником шириной 3,9 м и высотой 1,0 м (модель) на дальности 10 м (а) и 30 м (б); участка с высокой травой шириной 3,9 м и высотой 0,8 м (модель) на дальности 10 м (в) и 30 м (г)

Радиолокационный портрет препятствия представляет собой зависимость мощности принимаемого сигнала от угловых координат диаграммы направленности антенны при последовательном обзоре пространства. Более мощному сигналу на рисунке соответствует более светлый цвет палитры.

Для классификации типов препятствий по значениям удельной ЭПР и времени корреляции сигнала использован метод деревьев решений. Точность классификации (распознавания) типа препятствия при дальности в 10 и 30..50 метров составила 94% и 88% соответственно.

В таблице 4.3 приведено сравнение точности классификации препятствий (доли корректно распознанных объектов) по оптическим измерениям, по радиолокационным измерениям, по значениям удельной ЭПР и времени корреляции сигнала, и комплексная оценка точности классификации, вычисленная по формуле (3.3).

Таблица 4.3 – Точность классификации препятствий по различным измерениям

Дальность, м	Точность классификации при комплексной оценке по оптическим и радиолокационным измерениям, без учёта плотности	Комплексная оценка точности классификации, с учётом плотности
10	83%	99%
30..50	83%	98%

Полученная точность классификации позволяет сделать вывод о целесообразности учёта удельной ЭПР и времени корреляции сигнала в СТЗ наземного РТК в качестве отдельного канала получения информации и комплексировании результатов пост-обработки данных на уровне принятия решений.

Таким образом, эффективность СТЗ РТК, использующей оптический и радиолокационный каналы получения информации, может быть значительно повышена путём учёта измерений удельной ЭПР и времени корреляции сигнала. Разработанный алгоритм позволяет повысить эффективность СТЗ РТК на ~16% по сравнению с использованием комплексированной оценки по измерениям оптического и радиолокационного каналов.

#### **4.3. Оценка эффективности бортового алгоритма обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE**

Для определения результативности предложенного алгоритма было проведено имитационное моделирование процесса кластерной постобработки радиолокационных данных в условиях пассивной радиолокационной станции.

На рисунке 4.5 приведена диаграмма рассеяния, содержащая 56 радиолокационных отметок, сформированных по пяти наземным объектам, движущимся в составе одной группы. Светлыми линиями на данном рисунке отображены траектории перемещения объектов, восстановленные методом квадратичной аппроксимации с применением критерия минимизации среднеквадратического отклонения.

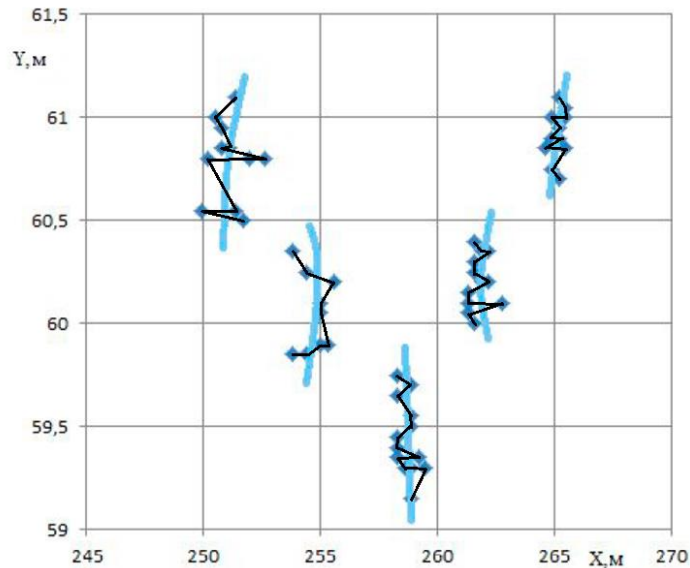


Рисунок 4.5 – Диаграмма рассеяния радиолокационных измерений

Анализ рисунка 4.5 показывает, что в рассматриваемой модельной обстановке все пять наземных объектов совершают групповое движение, причём боковое расстояние между ними оказывается соизмеримым с величиной среднеквадратической ошибки одиночного определения координат. Это указывает на повышенную сложность корректного разделения измерений по отдельным целям. Для более детального изучения пространственного распределения полученных данных были построены гистограммы координатных распределений по осям  $X$  и  $Y$ , представленные соответственно на рисунках 4.6 и 4.7.

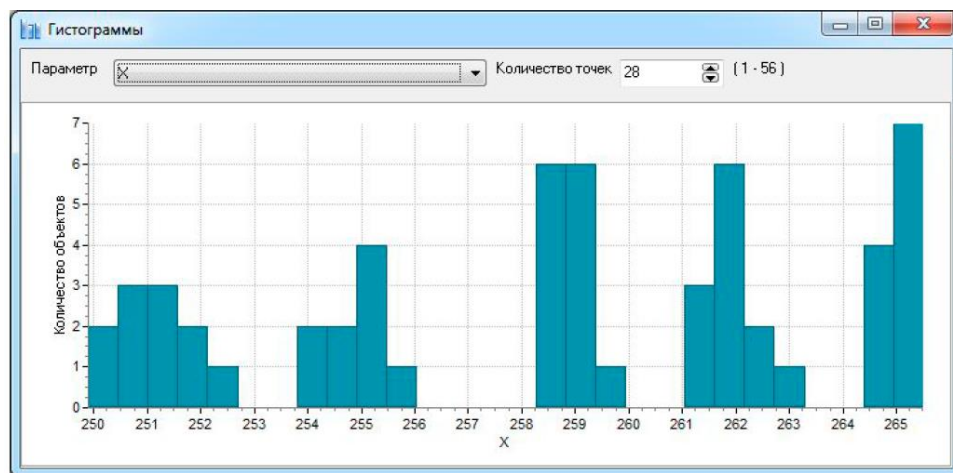


Рисунок 4.6 – Гистограмма распределения координаты  $X$  (м) наземных РТК

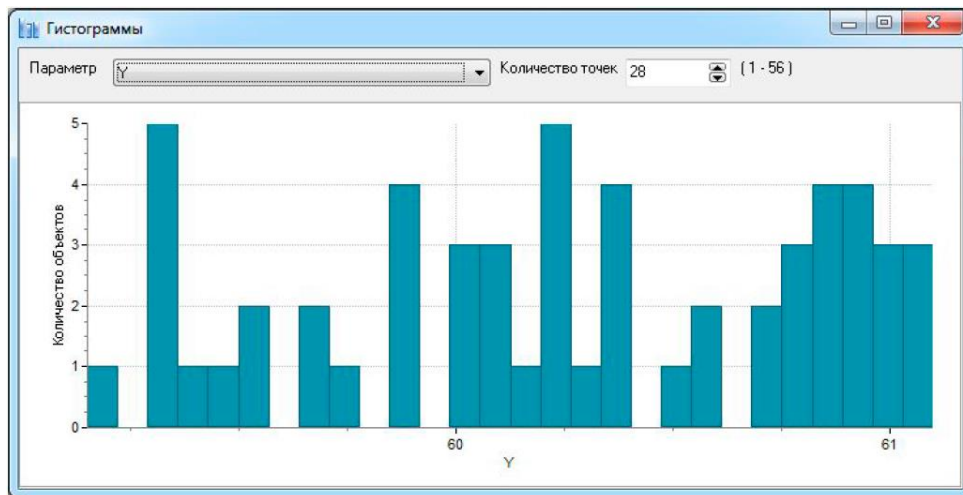


Рисунок 4.7 – Гистограмма распределения координаты Y (м) наземных РТК

Далее был выполнен вычислительный эксперимент, направленный на кластеризацию рассматриваемой совокупности радиолокационных измерений с использованием КК, работающей на основе алгоритма обучения PLSOM. Такой подход позволил исследовать возможность выделения устойчивых кластерных структур в условиях близкого расположения объектов и частичного перекрытия измерительных областей.

Итоги неиерархической кластеризации радиолокационной информации с применением самоорганизующейся КК приведены на рисунке 4.8 в виде таблицы принадлежности измерений к соответствующим кластерам. В ходе моделирования использовался конкурирующий слой, состоящий из 10 нейронов, объединённых в одномерную топологическую структуру.

Процедура обучения выполнялась на основе алгоритма PLSOM при следующих параметрах: начальное значение радиуса обучения составляло 1, скорость его изменения принималась равной 0.0, а общее число эпох обучения было установлено равным 1000.

Из рисунка 4.8 видно, что радиолокационные измерения, относящиеся к определённым РТК, объединены в кластеры в соответствии с таблицей 4.4.



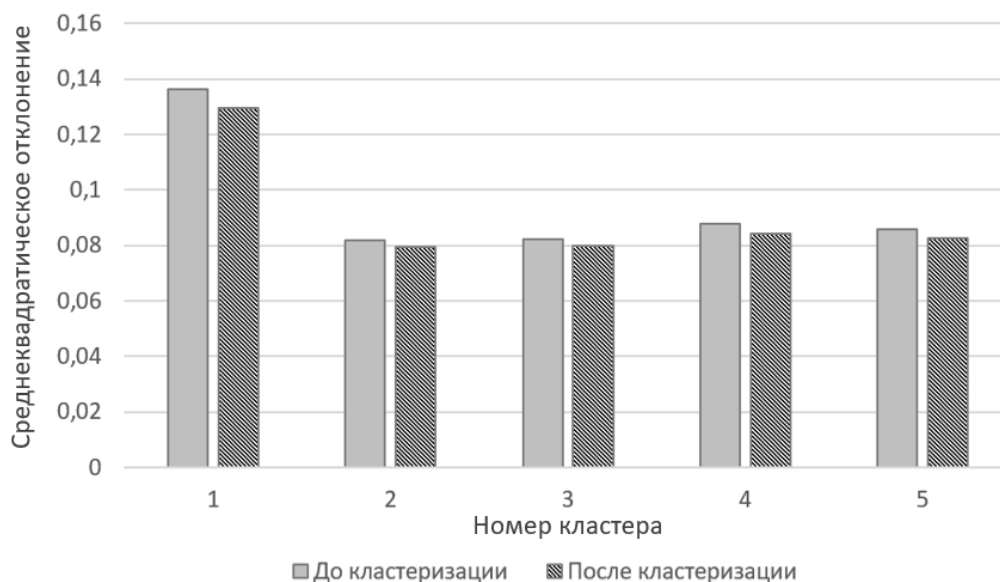


Рисунок 4.9 – Значения СКО радиолокационных измерений при кластеризации с использованием карты Кохонена

#### 4.4. Предложения по использованию полученных результатов

Одним из основных направлений развития робототехнических систем и комплексов является совершенствование устройств и сенсоров, позволяющих получать информацию об окружающей среде. В настоящее время создаются робототехнические системы, состоящие из комбинаций нескольких видеокамер, лазерных дальномеров, радиолокаторов, тепловизоров и других источников получения информации об окружающей среде. Применения в составе СТЗ РТК сенсоров различных диапазонов требует решения задачи комплексирования разнодиапазонной информации. Положительный опыт комплексирования дальнометрических, телевизионных и тепловизионных данных был получен в МГТУ им. Н.Э. Баумана для классификации зоны маневрирования на проходимые и непроходимые участки [105]. Однако в данных исследованиях комплексировалась информация от средств оптического и ИК-диапазонов.

В рамках диссертационной работы рассматривалась задача комплексирования информации в СТЗ наземных РТК рассматривалась более

широко: от оптического до радиолокационного диапазона. В процессе исследований рассматривались два основных подхода:

– комплексирование данных различной физической природы за счет формирования и отображения единых синтезированных изображений, получаемых оптическим и радиолокационным каналами СТЗ РТК [19];

– комплексирование информации от оптических и радиолокационных средств СТЗ РТК на уровне принятия решений.

Как показали исследования, первый подход имеет как преимущества, так и недостатки. К преимуществам следует отнести наглядность информации для человека-оператора, к недостаткам – потери информативности из-за усреднения параметров изображений при отображении (оптические и радиолокационные изображения имеют различное разрешение).

Второй подход направлен на реализацию в автономных РТК. Здесь следует говорить о комплексировании информации на уровне принятия решений, например, при распознавании типа препятствия или объекта, изменения траектории движения и т.п. В этом случае происходит решение задачи в каждом канале отдельно, а далее предварительные решения по оптической и радиолокационной информации объединяются. Такой подход позволяет сохранить преимущества оптического канала (высокое разрешение) и радиолокационного (всепогодность и возможность оценки плотности препятствий). В случае применения в качестве решающего устройства сверточные нейронные сети, обладающих хорошими характеристиками для анализа и обработки изображений, такая система может быть реализована с высокой степенью автономности.

Разработанные методы комплексирования информации комплексирования информации бортовых оптических и радиолокационных средств наземных РТК могут быть реализованы в виде программно-аппаратных модулей в бортовых вычислительных комплексах наземных РТК различных классов [15, 106], и в первую очередь, для транспортных РТК (рисунки 4.10-4.12), так как требования к автономности комплексов такого класса довольно высокие.



Рисунок 4.10 – Транспортный робот «TRX»



Рисунок 4.11 – Мобильный робототехнический комплекс «КУКА»



Рисунок 4.12 – Мобильный робототехнический комплекс «Кобра-1600»

Сверточные нейронные сети целесообразно реализовать на базе ПЛИС, что позволит оперативно обеспечивать замену (переобучение) нейронной сети. В частности, имеется положительный опыт реализации сверточных нейронных сетей на ПЛИС Cyclone V SoC (5CSXFC6D6F31) от компании Altera [107], очевидно, что этот положительный опыт можно распространить на ПЛИС отечественного производства.

### **Выводы по четвертому разделу**

1. Проведенные исследования показали, что эффективность СТЗ наземного РТК, использующая несколько каналов получения информации, может быть значительно повышена путём комплексной обработки данных, получаемых через каждый из каналов. Разработанный метод позволяет повысить эффективность СТЗ наземного РТК на 43% по сравнению с использованием только оптического канала и на 38% по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

2. На основе имитационного моделирования показано, что разработанный алгоритм распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствий по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК обеспечивает повышение вероятности правильно принятого решения о типе объекта на ~16% по сравнению с использованием комплексированной оценки по измерениям оптического и радиолокационного каналов.

3. Разработанный бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов СТЗ наземного РТК по сигналам подсвета стандарта LTE, обеспечивающий повышение точности измерения координат объекта на 3-5 % за счет применения кластеризации радиолокационных измерений с использованием самоорганизующейся карты Кохонена.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие основные результаты:

1. Анализ существующих работ в области повышения эффективности СТЗ наземных РТК показывает, что российские и иностранные исследователи в качестве основного способа повышения эффективности СТЗ рассматривают методы комплексирования информации от датчиков различной физической природы. В данном направлении получены хорошие теоретические и практические результаты. Однако большинство работ направлены на комплексирование изображений различных оптических диапазонов (видимого, ближнего и дальнего ИК).

2. Радиолокационные средства в современных СТЗ используются в основном как измерители дальности. Хотя в ряде работ отмечается, что комплексирование радиолокационной и оптической может существенно повысить эффективность СТЗ с точки зрения обнаружения, распознавания и оценки преодолемости препятствий. Как показывает анализ публикаций, наиболее информативными данными от радиолокационного канала СТЗ наземного РТК для решения задачи распознавания являются радиолокационные изображения и ЭПР объектов. Более того, используя радиолокационные измерения возможно провести оценку плотности объекта (препятствия), однако практических применений данных измерений в СТЗ наземных РТК для решения задач распознаваний объектов в настоящее время не известны.

3. При разработке современных и перспективных радиолокационных каналов СТЗ наземных РТК рассматривается, как правило, два основных подхода: активный радиолокатор мм-диапазона и пассивная РЛС, работающая по внешним сигналам подсвета, например сигналам сотовой связи LTE. Каждый из этих

подходов имеет свои преимущества и недостатки, поэтому в данной работе были рассмотрены оба варианта.

4. Другим направлением совершенствования СТЗ наземных РТК для решения задач распознавания объектов является применение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения, в частности, искусственных нейронных сетей.

5. Таким образом, анализ существующих публикаций и разработок в области повышения эффективности распознавания объектов СТЗ наземных РТК показал, что наиболее перспективными направлениями являются:

разработка методов и алгоритмов комплексной обработки разнодиапазонной информации СТЗ наземных РТК;

применение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения.

6. В качестве модели оптического канала СТЗ наземного РТК целесообразно выбрать математическую модель радиального ортофото. С аппаратной точки зрения такую систему можно представить в виде стереовидеосистемы на базе двух ПЗС-видеокамер, поддерживающей набор функций обработки изображений на аппаратном уровне. В основе разработанной модели лежит метод радиального ортофото (ортогональные проекции левого и правого изображений стереопары на вспомогательную плоскость, построенные в полярной системе координат). В итоге выполняется пространственная реконструкция ПП. В отличие от существующих реализаций метода, которые функционируют исключительно на автомобильных и железных дорогах, имеющих разметку, предложенный вариант позволяет работать в условиях бездорожья, поэтому и выбран в качестве математической основы разработанной модели.

7. В качестве модели радиолокационного канала СТЗ наземного РТК целесообразно использовать математическую модель РЛС мм-диапазона длин волн, позволяющую определить удельную ЭПР различных поверхностей и обеспечить построение двухмерных радиолокационных изображений. Основным подходом к моделированию радиолокационного канала является использования

понятия независимых отражателей. В этом случае ОП представляется в виде совокупности независимых отражателей, а выходной сигнал – суперпозицией элементарных отраженных сигналов. Такой подход позволяет моделировать не только удельную ЭПР различных поверхностей, но и их радиолокационных изображений, в виде матрицы коэффициентов обратного рассеяния.

8. В результате проведенного анализа для дальнейшего использования в качестве метода комплексирования оптической и радиолокационной информации системы технического зрения наземного РТК для обнаружения оценки плотности и распознавания объектов (препятствий) выбран метод вероятностного объединения поканальных решений на основе схемы Шортлиффа. Данный метод прост в реализации и позволяет получать вероятностную оценку решаемой задачи.

9. Разработанный метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных состоит из следующих этапов:

- получение оптических и радиолокационных изображений с использованием  $N$  информационных каналов бортовой СТЗ наземного РТК;
- распознавание (классификация) объектов независимо в каждом  $N$  канале с использованием сверточной ИНС;
- объединение решений по схеме Шортлиффа. Принятие решения о типе объекта.

10. Результаты оценки возможности определения плотности препятствий радиолокационным каналом бортовой СТЗ наземного РТК с использованием имитационной модели радиолокационного канала показали, что плотность препятствий может быть оценена по удельной ЭПР различных препятствий. Как показали результаты моделирования, отдельные типы препятствий (деревья, кустарники, высокая трава) могут быть дополнительно отселектированы по времени корреляции принятого сигнала, которое у них значительно ниже, чем у однородных твердых препятствий. Оценку плотности препятствия можно использовать как дополнительную информации в методе распознавания объектов СТЗ наземного РТК, основанным на схеме Шортлиффа. Информация об удельной

ЭПР  $\sigma_0$  и времени корреляции сигнала  $\tau_{\text{кор}}$  используется как дополнительные признаки при классификации (распознавания) объектов по радиолокационным измерениям.

11. Использование имеющихся устройств подсвета в пассивных РЛС имеет большой технический потенциал в области радиолокации. Сигнал LTE является наиболее распространенным в радиоэфире и обладает свойствами, которые позволяют использовать его в качестве имеющегося устройства подсвета в пассивных РЛС. Система для обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE состоит из двух параллельных совмещенных каналов: Ch1 и Ch2. Канал Ch1 предназначен для приёма опорного сигнала прямого пути от LTE eNB, а канал Ch2 – для приёма эхо-сигнала, отражённого от объектов. Два сигнала LTE, полученные от каналов Ch1 и Ch2, различаются по двум параметрам: по временной задержке и доплеровскому сдвигу. Фактически, эти параметры определяют дальность и скорость обнаруженного движущегося объекта. Данный способ хорошо известен, однако обладает достаточно большой СКО полученных оценок координат объектов.

12. Для повышения точности определения координат объектов по измерениям пассивной РЛС СТЗ наземного РТК предлагается использовать методы кластерного анализа, в частности карты Кохонена. Преимущество карты Кохонена перед классическими алгоритмами кластерного анализа состоит в отсутствии необходимости проведения длительной процедуры кластеризации каждый раз при поступлении новых сигналов, что приводит к более высокому быстродействию. По результатам исследования разработан алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов по сигналам подсвета стандарта LTE.

13. Проведенные исследования показали, что эффективность СТЗ наземного РТК, использующая несколько каналов получения информации, может быть значительно повышена путём комплексной обработки данных, получаемых через каждый из каналов. Разработанный метод позволяет повысить эффективность СТЗ наземного РТК на 43% по сравнению с использованием только оптического

канала и на 38% по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

14. На основе имитационного моделирования показано, что разработанный алгоритм распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствий по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК обеспечивает повышение вероятности правильного принятия решения о типе объекта на ~16% по сравнению с существующими методами.

15. Разработанный бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов СТЗ наземного РТК по сигналам подсвета стандарта LTE, обеспечивающий повышение точности измерения координат объекта на 3-5 % за счет применения кластеризации радиолокационных измерений с использованием самоорганизующейся карты Кохонена.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что поставленная научная задача решена, а цель диссертационного исследования достигнута в полном объеме.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Желтов, С. Ю. Перспективы интеллектуализации систем управления ЛА за счёт применения технологий машинного зрения / С. Ю. Желтов, Ю. В. Визильтер // Труды МФТИ. – 2009. – Том 1. – № 4. – С. 164-181.
2. Andrienko, A. Ya. Pilot version of on-board algorithm for on-the-fly recognition of objects / A. Ya. Andrienko, A. I. Chadaev // Large Systems Management: Proceedings. – 2010. – No. 30. – P. 89-97.
3. Рассеяние электромагнитных волн миллиметрового диапазона природными и антропогенными объектами / В. А. Павельев, Д. В. Хаминов ; под ред. д-ра техн. наук В. Л. Солунина. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2009. – 277 с. : ил.
4. Котцов, В. А. Новые возможности корреляционного анализа для систем технического зрения / В. А. Котцов, Б. М. Балтер, В. В. Егоров // Научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления-2017»: Тезисы / Институт космических исследований РАН, Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем, Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, 14-16 марта 2017 г. – М., 2017. – С. 55-56.
5. Путятин, Е. П. Обработка изображений в робототехнике / Е. П. Путятин, С. И. Аверин– М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
6. Безумнов, Д. Н. Метод комплексирования информации в системах технического зрения наземных робототехнических комплексов / Д. Н. Безумнов, Д. С. Чиров, О. В. Кореньков // Вопросы контроля хозяйственной деятельности и финансового аудита, национальной безопасности, системного анализа и управления : Сборник материалов X Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 07 ноября 2024 года. – М.: ФГБНУ "Экспертно-аналитический центр", 2024. – С. 460-467;

7. Безумнов, Д. Н. Алгоритм классификации объектов на основе комплексной обработки данных системы технического зрения наземного робототехнического комплекса / Д. Н. Безумнов, Д. С. Чиров, М. В. Базылев // Электросвязь. – 2025. – № 2. – С. 40-45. – DOI: 10.34832/ELSV.2025.64.2.006.
8. Bezumnov, D.N. On Improving the Efficiency of the Technical Vision System of the Robotics Complex / D.N. Bezumnov, D.S. Chirov // 2025 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. - Moscow, Russian Federation, 2025. - P. 1-4.
9. Безумнов, Д.Н. Повышение эффективности распознавания объектов системой технического зрения наземного робототехнического комплекса за счет комплексной обработки оптических и радиолокационных измерений / Д.Н. Безумнов, Д.С. Чиров // Цифровая обработка сигналов и её применение DSPA - 2025 : Доклады XXVII Международной конференции, Москва, 26-28 марта 2025 года. – М.: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, 2025. – С. 141-144.
10. Безумнов, Д.Н. Метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных системы технического зрения наземного беспилотного транспортного средства / Д.Н. Безумнов, Д.С. Чиров // Цифровая обработка сигналов. – 2025. – № 2. – С. 36-39.
11. Bezumnov, D. Radar and Camera Fusion for Improving the Efficiency of the Technical Vision System of the Ground-Based Unmanned Vehicle / D. Bezumnov, D. Chirov // 2025 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). - Sochi, Russian Federation, 2025. - P. 720-724.
12. Bezumnov, D.N. Obstacle density estimation according from the radar channel measurements to the technical vision system of ground-based robotic complex / D.N. Bezumnov, D.S. Chirov // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2026. – Том 20. – № 2. – С. 55-64.
13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026610823 Российская Федерация. Программа для распознавания объектов в

- системе технического зрения наземного робототехнического комплекса на основе комплексирования разнодиапазонной информации / Д.Н. Безумнов, Д.С. Чиров; правообладатель ОТКЗ ФГБОУ ВО «Московский технический университет связи и информатики». № 2026610247; заявл. 15.01.2026; зарегистрир. 15.01.2026.
14. Чиров, Д.С. Методика обоснования требований к системе технического зрения робототехнического комплекса / Д.С. Чиров, О.Г. Чертова, Т.Н. Потапчук // Труды СПИИРАН. – 2017. – № 51. – С. 152-176.
  15. Новак, К.В. Перспективные направления развития робототехнических комплексов специального назначения / К.В. Новак, Д.С. Чиров // Вопросы безопасности. – 2018. - № 2. - С.50-59.
  16. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024610705 Российская Федерация. Программа для моделирования работы нейросетевой модели обнаружения объектов с использованием адаптивной системы для повышения устойчивости на размытых и зашумленных цветных изображениях / О.В. Ильина, М.В. Терешонок ; правообладатель ОТКЗ ФГБОУ ВО «Московский технический университет связи и информатики». № 2023689457 : заявл. 27.12.2023 : опубл. 12.01.2024.
  17. Яманов, А.Д. Поляризационные характеристики подстилающих покровов в миллиметровом диапазоне волн / А.Д. Яманов // Научный вестник МГТУ ГА. – 2008. – № 126. – С. 99-106.
  18. Сагдуллаев, Т.Ю. Оценка влияния погрешности формирования сигналов на качество разноспектральных изображений / Т.Ю. Сагдуллаев, Ю.С. Сагдуллаев // Авиакосмическое приборостроение. – 2020. – № 3. – С. 46-56.
  19. Гармаш, В.Н. Комплексирование информации от разнородных источников в бортовых комплексах обеспечения поисково-спасательных операций / В.Н. Гармаш, Д.М. Коробочкин, С.А. Матвеев, Ю.В. Петров, С.А. Рудыка, Т.М. Сухов // Вопросы радиоэлектроники. - 2018. - № 7. - С. 139-146.
  20. Гармаш, В.Н. Оценка информативности радиолокационных изображений при их совмещении с цифровыми картами местности / В.Н. Гармаш, Ю.В. Петров

- // Информация и космос. - 2011. - № 1. - С. 41-46.
21. Костяшкин, Л.Н. Технологии систем улучшенного/синтезированного зрения для управления летательными аппаратами / Л.Н. Костяшкин, С.И. Бабаев, А.А. Логинов, О.В. Павлов // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010: Труды научно-технической конференции-семинара / Под ред. Р.Р. Назирова. Таруса, 16-18 марта 2011 г. - М., 2011. - С. 45-56.
  22. Безмен, П.А. Комплексование данных системы управления мобильным роботом с использованием расширенного фильтра Калмана / П.А. Безмен // Известия Юго-Западного государственного университета. - 2019. - Т. 23, № 2. - С. 53-64.
  23. Рыжов, В.П. Комплексование данных на основе мультиспектральных представлений / В.П. Рыжов, А.Ю. Шамин // Молодой ученый. – 2019. – № 32 (270). – С. 98-102.
  24. Boguslavsky, A.A. The real time Vision System for small-sized target tracking / A.A. Boguslavsky, S.M. Sokolov // Int. J. Computing Science and Mathematics. – 2007. – Vol. 1. – No. 1. – P. 115-127.
  25. Fourati, H. Multisensor Data Fusion: From Algorithms and Architectural Design to Applications / H. Fourati. – CRC Press, 2016. – 639 p.
  26. Borenstein, J. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots / J. Borenstein, Y. Koren // IEEE Transactions on Robotics and Automation. – 1991. – Vol. 7. – No. 3. – P. 278-288.
  27. Borenstein, J. Teleautonomous guidance for mobile robots / J. Borenstein, K. Yoram // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1990. – Vol. 20. – No. 6. – P. 1437-1443.
  28. Klemm, R. Novel Radar Techniques and Applications. Vol 2: Waveform Diversity and Cognitive Radar, and Target Tracking and Data Fusion / R. Klemm. – London. Scitech Publishing, 2017. – 553 p.
  29. Wang, Y. Estimation of Picea Schrenkiana Canopy Density at Sub-Compartment Scale by Integration of Optical and Radar Satellite Images / Y. Wang, X. Li, X.

- Yang, W. Qi, D. Zhang, J. Wang // *Forests*. – 2024. – No. 15. – P. 1145.
30. Gupta, S. Learning rich features from RGB-D images for object detection and segmentation / S. Gupta, R. Girshick, P. Arbelaez, J. Malik // *European conference on computer vision*. – 2014. – P. 345-360.
31. Bibicu, D. 2D multiple waves scattering for active detection of a dummy human body in a low frequency range and for various boundary conditions / D. Bibicu, A. Culea, S. Moldovanu, L. Moraru // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2024. – No. 2701. – P. 012012.
32. Bibicu, D. Numerical evaluation of low frequency sound propagation in two layered media / D. Bibicu, S. Moldovanu, L. Moraru // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2019. – No. 1391. – P. 012032.
33. Blum, R.S. *Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications* / R.S. Blum, Z. Liu. – CRC Press, Taylor & Francis Group, 2006. – 499 p.
34. Каляев, И.А. Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов : монография / И.А. Каляев, А.Р. Гайдук, С.Г. Капустян. – М. : Физматлит, 2009. – 278 с.
35. Юревич, Е.И. Основы робототехники: учеб. пособие – 4-е изд., перераб. и доп. / Е.И. Юревич – СПб.: БХВ-Петербург, 2017. – 304 с.: ил. – (Учебная литература для вузов).
36. Юдин, Д.А. Система технического зрения для автоматического ориентирования и позиционирования мобильного робота / Д.А. Юдин, В.В. Проценко, Г.Г. Постольский, А.С. Кижук, В.З. Магергут // *Робототехника и техническая кибернетика*. – 2014. – № 1 (2). – С. 70-75.
37. Мошкин, В.И. Техническое зрение роботов / В.И. Мошкин, А.А. Петров, В.С. Титов, Ю.Г. Якушенков – М.: Машиностроение, 1990. – 272 с.
38. Шапиро, Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман – Бином, 2006. – 752 с.
39. Шепель, И.О. Метод генерации карты занятости мобильного робота по данным мультиспектральной системы технического зрения / И.О. Шепель // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2024. – № 2(238). – С. 236-246.

40. Кравчук, В.А. Определение геометрических параметров препятствия на пути мобильного робота с использованием системы технического зрения / В.А. Кравчук, А.Е. Архипов // Экстремальная робототехника. – 2024. – № 1(35). – С. 15-21.
41. Захарова, С.А. Комплексование пикселей методом взвешенного суммирования в активных радиолокационных системах / С.А. Захаров, Д.А. Масыгина, Ю.В. Коноплев, Н.В. Сотникова // Аэрокосмическая техника и технологии. – 2024. – Т. 2, № 4. – С. 130-137.
42. Николаев, П.В. Методы оценки радиолокационной наблюдаемости / П.В. Николаев, А.В. Аксенов // Известия Института инженерной физики. – 2023. – № 1(67). – С. 22-25.
43. Бакулев, П.А. Радиолокационные системы: Учебник для вузов / П.А. Бакулев. – М.: Радиотехника, 2004. – 320 с.
44. Gunathilaka, D. Agoraphilic-3D: A Novel Algorithm for Robot Path Planning in Mapless Uneven Terrains / D. Gunathilaka, G. Kahandawa, Y. Ibrahim, H. Hewawasam, L. Nguyen // IEEE Access. – 2025. – Vol. 23. – P. 3790-3802.
45. Johnson, A.E. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes / A.E. Johnson, M. Hebert // TPAMI. – 1999. – No. 21(5). – P. 433–449.
46. Khatib, O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots / O. Khatib // IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 1985. – Vol. 2. – P. 500-505.
47. Gao, R. Recognition of Point Sets Objects in Realistic Scenes / R. Gao, X. Li, J. Zhang // Mobile Information Systems. – 2020. – P. 1-13.
48. Buhmann, J. The mobile robot rhino / J. Buhmann, W. Burgard, A.B. Cremers, D. Fox, T. Hofmann, F.E Schneider, J. Strikos, S. Thrun // AI Magazine. – 1995. – No. 16(2). – P. 31-31.
49. Hornung, A. Octomap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees / A. Hornung, K.M. Wurm, M. Bennewitz, C. Stachniss, W. Burgard // Autonomous robots. – 2013. – No. 34(3). – P. 189-206.
50. Yapo, T.C. A probabilistic representation of lidar range data for efficient 3D object

- detection / T.C. Yapo, C.V. Stewart, R.J. Radke // CVPR Workshops. – 2008. – P. 1-8.
51. Thrun, S. Integrating grid-based and topological maps for mobile robot navigation / S. Thrun, A. Bucken // Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence. – 1996. – P. 944–951.
  52. Mohammed, A.-J.R. Improved Automatic Registration Adjustment of Multi-source Remote Sensing Datasets / R.A.-J. Mohammed, F.M. Abed, L. George // Journal of Engineering. – 2017. – No. 21. – P. 61-81.
  53. Li, X. A multiview-based parameter free framework for group detection / X. Li, M. Chen, F. Nie, Q. Wang // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2017. – Vol. 31. – No. 1. – P. 4147-4153.
  54. Song, S. Joint SFM and detection cues for monocular 3D localization in road scenes / S. Song, M. Chandraker // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2015. – P. 3734-3742.
  55. Hwang, S. Multispectral pedestrian detection: Benchmark dataset and baseline / S. Hwang, J. Park, N. Kim, Y. Choi, I. So Kweon // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2015. – P. 1037-1045.
  56. Premebida, C. Pedestrian detection combining RGB and dense lidar data / C. Premebida, J. Carreira, J. Batista, U. Nunes // 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – 2014. – P. 4112-4117.
  57. Meng, Q. A block object detection method based on feature fusion networks for autonomous vehicles / Q. Meng, H. Song, G. Li, Y. Zhang, X. Zhang // Complexity. – IEEE, 2019. – Vol. 2019. – P. 1-14.
  58. Magnier, V. Automotive lidar objects detection and classification algorithm using the belief theory / V. Magnier, D. Gruyer, J. Godelle // 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2017. – P. 746-751.
  59. Scheidegger, S. Mono-camera 3D multi-object tracking using deep learning detections and PMBM filtering / S. Scheidegger, J. Benjaminsson, E. Rosenberg, A. Krishnan, K. Granstrom // 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2018. – P. 433-440.

60. Niu, J. Deep CNN-based real-time traffic light detector for self-driving vehicles / J. Niu, Y. Liu, M. Guizani, Z. Ouyang // IEEE Transactions on Mobile Computing. – 2020. – Vol. 19. – No. 2. – P. 300-313.
61. Eitel, A. Multimodal deep learning for robust RGB-D object recognition / A. Eitel, J.T. Springenberg, L. Spinello, M. Riedmiller, W. Burgard // 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). – IEEE, 2015. – P. 681-687.
62. Schlosser, J. Fusing lidar and images for pedestrian detection using convolutional neural networks / J. Schlosser, C.K. Chow, Z. Kira // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). – IEEE, 2016. – P. 2198-2205.
63. Chen, X. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving / X. Chen, H. Ma, J. Wan, B. Li, T. Xia // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2017. – P. 1907-1915.
64. Ломовцева, Н.А. Анализ корреляционных связей между показаниями ультразвуковых датчиков при управлении навигацией робота / Н.А. Ломовцева, Ю.Е. Кувайскова // Радиоэлектронная техника. – 2020. – № 1(13). – С. 212-216.
65. Mirkov, N.S. Satellite remote sensing and deep learning for aerosols prediction / N.S. Mirkov, D.S. Radivojevic, I.M. Lazovic et al. // Military Technical Courier. – 2023. – Vol. 71, No. 1. – P. 66-83.
66. Ломоносов, Ю.В. Анализ эффективности унитарных преобразований в алгоритмах сжатия изображений / Ю.В. Ломоносов // Innovative Solutions in Modern Science. – 2016. – № 7(7). – С. 115-125.
67. Счетчиков, Ю.А. Распознавание целей на базе технологий компьютерного зрения для беспилотных систем / Ю.А. Счетчиков, Т.Д. Кайнова, М.В. Чупаков, К.А. Демидова // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2023. – Вып. 7. – С. 628-632.
68. Ярышев, С.Н. Технологии глубокого обучения и нейронных сетей в задачах видеоанализа / С.Н. Ярышев, В.А. Рыжова – СПб.: Университет ИТМО, 2022. – 82 с.

69. Рюмин, М. Исследование мультимодальных нейросетей для роботов в реальном времени / М. Рюмин, О. Салыкова, И. Иванова и др. // Вестник Казахской академии транспорта и коммуникаций им. М. Тынышпаева. – 2024. – № 6(135). – С. 331-340.
70. Kohonen, T. Self-Organization and Associative Memory; 2nd ed. / T. Kohonen. – Berlin: Springer-Verlag, 1987. – 312 p.
71. Аджемов, С.С. Алгоритм распознавания вида цифровой модуляции сигнала по форме фазового созвездия с использованием самоорганизующихся карт Кохонена / С.С. Аджемов, А.А. Стогов, М.В. Терешонок, М.В. Иванкович // Т-Comm: Телекоммуникации и Транспорт. – 2011. – № 11. – С. 4-6.
72. Chirov, D.S. Assessment of the Accuracy of Determining the Coordinates and Speed of Small-Size UAV of a Multi-Position Radar with Omnidirectional Antenna Elements / D.S. Chirov, Y.A. Kochetkov // 2020 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, March 2020. – 2020. – P. 9078571.
73. Барсегян, А.А. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В. Степаненко, И.И. Холод. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 336 с.: ил.
74. Berglund, E. The Parameter-Less SOM Algorithm / E. Berglund, J. Sitte // Lovell, Fookes, Maeder, & Campbell (Eds.) Proceedings, ANZIIS 2003 / Queensland University of Technology. – Australia, Queensland, Brisbane. – 2003. – P. 159-164.
75. Skaria, S. Machine Learning Methods for Material Identification Using mmWave Radar Sensor / S. Skaria, N. Hendy, A. Al-Hourani // IEEE Sensors Journal. – 2022. – P. 1471 - 1478.
76. He, C. Optical and SAR Data Fusion Based on Transformer for Rice Identification: A Comparative Analysis from Early to Late Integration / C. He, J. Song, H. Xu // Agriculture. – 2025. – No. 15. – P. 706.
77. Jamali, B. Intelligent Material Classification and Identification Using a Broadband Millimeter-Wave Frequency Comb Receiver / B. Jamali, D. Ramalingam, A.

- Babakhani // IEEE Sensors Letters. – 2020. – Vol. 4. – No. 7. – P. 1-4.
78. Bhattacharya, C. Real-Time product quality assurance management Using Vision sensor and Convolutional Neural Networks / C. Bhattacharya, J. Singh, D. Sahu, V. Mor, A. Kumar, S. Ravindra // International Conference on Data Processing and Networking (ICDPN-2024), 2025. – P. 285-297.
79. Weiß, J. One-Shot Learning for Robust Material Classification Using Millimeter-Wave Radar System / J. Weiß, A. Santra // IEEE Sensors Letters. – 2018. – P. 1-4.
80. Soumya, A. Recent Advances in mmWave-Radar-Based Sensing, Its Applications, and Machine Learning Techniques: A Review / A. Soumya, K.M. Chalavadi, L.R. Cenkeramaddi // Sensors. – 2023. – No. 23(21), 8901.
81. Chan, J. Scatter enhanced 3D X-ray imaging for materials identification / J. Chan, P. Evans, X. Wang, S. Godber, I. Peatfield, K. Rogers, J. Rogers, A. Dicken // Proceedings - International Carnahan Conference on Security Technology, 2010. – P. 142-147.
82. Dobmann, G. Non-destructive testing with micro- and Mm-waves - where we are - where we go / G. Dobmann, I. Altpeter, C. Sklarczyk, R. Pinchuk // Fraunhofer IZFP. – 2013. – Vol. 56. – P. 111-120.
83. Shehab, M. Enhancing Ground Penetrating Radar (GPR) Data Analysis Utilizing Machine Learning / M. Shehab, M. Alkaltakchi, A. Dukhan, W.L. Woo // Journal of Engineering and Sustainable Development. – 2025. – No. 29. – P. 321-330.
84. Lasantha, L. Cross-Polarised Chipless RFID Sensor: A Novel Approach for Measuring Dielectric Constants in Solid Minerals and Rocks / L. Lasantha, B. Ray, H. Masoumi, N. Karmakar // IEEE Sensors Journal. – 2025. – Vol. 25. – No. 12. – P. 22804-22814.
85. Содномов, Б.В. Результаты короткоимпульсного зондирования лесных сред / Б.В. Содномов, Б.Ч. Доржиев, О.Н. Очиров // Ползуновский вестник. – 2011. – № 3/1. – С. 162-168.
86. Shi, K. Radar and Camera Fusion for Object Detection and Tracking: A Comprehensive Survey / K. Shi, Z. Shi, A. Chen, Z. Xiong, J. Chen, J. Luo // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2024. – Vol. 28. – P. 1-44.

87. Гирфанов, Т.А. Ультразвук и его характеристика / Т.А. Гирфанов // Наука через призму времени. – 2019. – № 12(33). – С. 142-143.
88. Киреев, А.Н. Метод определения параметров затухания ультразвука в поликристаллических материалах / А.Н. Киреев, М.А. Киреева, А.Р. Гладков // Вестник Луганского государственного университета имени Владимира Даля. – 2023. – № 7(73). – С. 43-47.
89. Константинов, А.Н. Способ организации информационно измерительной системы пространственной ориентации робота компаньона / А.Н. Константинов // Электронный научный журнал. – 2016. – № 1 (4). – С. 156-160.
90. Евсеев, В.И. Вопросы обеспечения калибровки радиолокационных станций в системах дистанционного зондирования Земли / В.И. Евсеев, К.И. Титов, И.О. Колачев // Информация и космос. – 2023. – № 4. – С. 12-24.
91. Фрейдин, Я. Современные датчики. Справочник / Я. Фрейдин. – М.: Техносфера, 2021. – 800 с.
92. Пытьев, Ю.П. Методы морфологического анализа изображений / Ю.П. Пытьев, А.И. Чуличков. – М.: Физматлит, 2010. – 336 с.
93. Вазаев, А.В. Комплексирующая система технического зрения в системе управления робота с навесным оборудованием / А.В. Вазаев, В.П. Носков, И.В. Рубцов // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2018. – Вып. 3. – С. 110-121.
94. Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010: Труды научно-технической конференции-семинара. Вып. 4 / Под ред. Р.Р. Назирова. – М. : КДУ, 2011. – 328 с.
95. Нефедова, Ю.С. Разработка модели канала распространения многопозиционной радиолокационной системы / Ю.С. Нефедова, А.А. Каранкевич // Радиолокация, навигация, связь: Труды XVI международной научно-технической конф. – Воронеж. 2010. – Т. 3. – С. 1812-1819.
96. Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project / edited by B.G. Buchanan and E.H. Shortliffe. – Addison-

- Wesley, 1984. – 769 p.
97. Fei, T. Contributions to Automatic Target Recognition Systems for Underwater Mine Classification / T. Fei, D. Kraus, A.M. Zoubir // IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing. – 2015. – Vol. 53. – No. 1. – P. 505-518.
  98. Dempster, A.P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping / A.P. Dempster // The Annals of Mathematical Statistics. – 1967. – Vol. 38, Issue 2. – P. 325-339.
  99. Tan, D. Passive radar using global system for mobile communication signal: theory, implementation and measurements / D. Tan, H.-b. Sun, Y.-l. Lu, M. Lesturgie, H. Chan // Radar, Sonar and Navigation, IEEE Proceedings. – 2005. – P. 116-123.
  100. Wang, Q. An experimental study of WiMAX-based passive radar / Q. Wang, C. Hou, Y. Lu // Microwave Theory and Techniques, IEEE Transactions. – 2010. – Vol. 58. – P. 3502-3510.
  101. Chadchan, S. 3GPP LTE/SAE: An overview / S. Chadchan, C. Akki // International Journal of Computer and Electrical Engineering. – 2010. – Vol. 2. – P. 806-814.
  102. Cherniakov, M. Automatic ground target classification using forward scattering radar / M. Cherniakov, R. Abdullah, P. Jancovic, V. Chapursky // IEEE Radar, Sonar and Navigation. – 2006. – Vol. 153. – P. 427-437.
  103. Willis, N.J. Bistatic radar / N.J. Willis. – Sci Tech Publishing Inc, 2005. – 337 p.
  104. Шелухин, О.И. Моделирование информационных систем. Учебное пособие для вузов. – 2-е изд., перераб. и доп. / О.И. Шелухин. – М.: Горячая линия–Телеком, 2012. – 516 с.: ил.
  105. Вазаев, А.В. Распознавание объектов и типов опорной поверхности по данным комплексированной СТЗ / А.В. Вазаев, В.П. Носков, И.В. Рубцов, С.Г. Цариченко // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2016. – №2 (175). – С. 127-139.
  106. Горячев, О.В. Мобильные сухопутные робототехнические комплексы – основные определения и классификационные признаки, направления и

- проблемы в создании и применении / О.В. Горячев, В.С. Фимушкин, К.П. Чуканов // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2016. – Вып. 12. – Ч. 4. – С.139-151.
107. Зоев, И.В. Аппаратная реализация на ПЛИС свёрточных нейронных сетей для распознавания объектов на изображениях / И.В. Зоев, Н.Г. Марков, А.П. Береснев, Т.А. Ягунов // Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению "Графикон". – 2018. – № 28. – С. 200-203.

## Акты о внедрении результатов диссертационной работы



«УТВЕРЖДАЮ»

Проректор по учебной работе МТУСИ

к.э.н., доц. Е.В. Краснов

» февраля 20 26 г.

## АКТ

**об использовании результатов диссертационной работы  
Безумнова Данила Николаевича  
на тему «Разработка метода и алгоритмов комплексной обработки  
разнодиапазонной информации в системах технического зрения  
наземных робототехнических комплексов»,  
представленной на соискание учёной степени кандидата технических  
наук, в учебном процессе по кафедре «Радиотехнические системы»**

Комиссия в составе: председатель – профессор кафедры РТС, д.т.н., доцент Лобов Е.М., члены комиссии – доцент кафедры РТС, к.т.н. Фролов А.А., старший преподаватель кафедры РТС Шубина М.В., составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы:

- метод распознавания объектов системой технического зрения (СТЗ) наземного робототехнического комплекса (РТК), обеспечивающий за счет комплексной обработки оптических и радиолокационных изображений и применения нейронных сетей глубинного обучения повышение вероятности правильного распознавания типовых объектов;
- алгоритм распознавания объектов с учетом оценки плотности препятствий по измерениям радиолокационного канала СТЗ наземного РТК;
- бортовой алгоритм обнаружения и измерения координат движущихся объектов СТЗ наземного РТК по сигналам подсвета стандарта LTE;

использованы в учебном процессе кафедры РТС при преподавании дисциплин «Системы искусственного интеллекта», «Интеллектуальные методы обработки и анализа данных в инфокоммуникационных системах», «Интеллектуальные методы и средства радиомониторинга и радиоконтроля».

Председатель комиссии:

Е.М. Лобов

Члены комиссии:

А.А. Фролов

М.В. Шубина



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
(МИНОБРНАУКИ РОССИИ)

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
НАУЧНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
«ЭКСПЕРТНО-АНАЛИТИЧЕСКИЙ ЦЕНТР»  
(ФГБНУ «Аналитический центр»)

Талалихина ул., д. 33, стр. 4, Москва, 109316  
Тел. (495) 663-20-13, факс (495) 663-38-97.

№ \_\_\_\_\_  
На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

УТВЕРЖДАЮ  
Заместитель директора  
по научной работе  
ФГБНУ «Аналитический  
центр»



А.О. Жуков

«18» 02 2026 г.

### АКТ

о реализации в ФГБНУ «Аналитический центр» результатов научных исследований **Безумнова Данил Николасвича**, полученных в рамках диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук на специальную тему

Комиссия в составе:

- председателя: – начальника научно-организационного отдела, д.т.н. В.С. Гедзюна;
- членов комиссии: – заместителя начальника научно-организационного отдела, к.т.н. В.О. Скрипачева;
- старшего научного сотрудника, к.т.н. А.И. Башкатова;
- ведущего инженера О.В. Коренькова.

составила настоящий акт о том, что результаты диссертационного исследования Безумнова Д.Н.: что результаты диссертационных исследований по развитию методов и алгоритмов комплексной обработки разнодиапазонной информации в системах технического зрения наземных

робототехнических комплексов реализованы при выполнении СЧ НИР «Эврика-2023-ЭАЦ». Разработанный Безумновым Д.Н. метод распознавания объектов системой технического зрения наземного робототехнического комплекса позволил повысить вероятности правильного распознавания типовых объектов.

Председатель комиссии:



В.С. Гедзюн

Члены комиссии:



В.О. Скрипачев



А.И. Башкатов



О.В. Кореньков

## Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2026610823

**Программа для распознавания объектов в системе  
технического зрения наземного робототехнического  
комплекса на основе комплексирования  
разнодиапазонной информации**

Правообладатель: *Ордена Трудового Красного Знамени  
федеральное государственное бюджетное образовательное  
учреждение высшего образования «Московский технический  
университет связи и информатики» (RU)*

Авторы: *Безумнов Данил Николаевич (RU), Чиров Денис  
Сергеевич (RU)*

Заявка № **2026610247**Дата поступления **15 января 2026 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **15 января 2026 г.**

*Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ  
Сертификат 00a570e417aad09f531b4b8818e75f29506  
Благодельцев Юрий Сергеевич  
Действителен с 04.07.2025 по 28.11.2026

*Ю.С. Зубов*