

Министерство образования и науки Украины
Севастопольский национальный технический университет

На правах рукописи

Савочкин Дмитрий Александрович

УДК 621.396.96

**РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ
ОБЪЕКТОВ НА БАЗЕ ТЕХНОЛОГИИ РАДИОЧАСТОТНОЙ
ИДЕНТИФИКАЦИИ**

Специальность 05.12.17 — Радиотехнические и телевизионные системы

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
Гимпилевич Юрий Борисович,
доктор технических наук, профессор

Севастополь — 2015

СОДЕРЖАНИЕ

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ	5
ВВЕДЕНИЕ	6
РАЗДЕЛ 1. ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ СИСТЕМ И МЕТОДОВ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ	17
1.1. Задача пространственной локализации объектов.....	17
1.2. Системы пространственной локализации объектов.....	19
1.3. Виды измерительной информации, получаемой от RFID-меток.....	25
1.4. Методы пространственной RFID-локализации	26
1.4.1. Метод пересечений.....	27
1.4.2. Позиционные методы.....	29
1.4.3. Методы на базе предварительного анализа области локализации..	31
1.4.4. Методы на базе меток-маяков	39
1.4.5. Сравнительный анализ методов.....	40
1.5. Размещение антенн RFID-системы в пространстве	43
1.6. Выводы по разделу	45
РАЗДЕЛ 2. СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ	46
2.1. Совершенствование трилатерационного метода локализации	46
2.1.1. Упрощение зависимости расстояния от информационного параметра.	47
2.1.2. Учет эллиптичности линий положения.....	49
2.1.3. Учет фактов неполучения ответных сигналов от RFID-меток	51
2.1.4. Разработка эвристических процедур для локализации RFID-меток, сигналы от которых получены с помощью одной или двух антенн	53
2.2. Разработка комбинированного метода локализации	55
2.2.1. Объединение точечных алгоритмов локализации	55
2.2.2. Объединение зонных алгоритмов локализации	65
2.2.3. Объединение точечных и зонных алгоритмов локализации.....	70
2.3. Выводы по разделу	70

РАЗДЕЛ 3. ОПТИМИЗАЦИЯ РАЗМЕЩЕНИЯ АНТЕНН СИСТЕМЫ РАДИОЧАСТОТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ.....	72
3.1. Разработка критерия оптимальности размещения антенн	72
3.2. Сравнительный анализ некоторых простых схем размещения антенн.	82
3.3. Адаптация эвристических алгоритмов к задаче оптимизации размещения антенн.....	88
3.4. Вычислительный эксперимент на основе эвристических алгоритмов .	92
3.5. Выводы по разделу	97
РАЗДЕЛ 4. РАЗРАБОТКА МЕТОДИК ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ВЕРИФИКАЦИИ	99
4.1. Разработка методики имитационного моделирования процесса получения измерительной информации	99
4.1.1. Моделирование RSS значений	100
4.1.2. Моделирование ошибки RSS значений.....	106
4.1.3. Моделирование proximity и IR значений	108
4.2. Разработка методики верификации блока квадратурного преобразования.....	110
4.3. Модельная верификация критерия оптимальности размещения антенн RFID-системы.....	113
4.4. Модельная верификация комбинированного метода локализации.....	115
4.5. Выводы по разделу	122
РАЗДЕЛ 5. ПРАКТИЧЕСКИЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	124
5.1. Разработка системы пространственной RFID-локализации.....	124
5.2. Исследование системы пространственной RFID-локализации	129
5.3. Разработка и верификация блока квадратурного преобразования.....	135
5.4. Исследование быстродействия алгоритмов локализации	139
5.5. Исследование трилатерационного метода локализации.....	140
5.6. Исследование комбинированного метода локализации	144
5.7. Выводы по разделу	150

ВЫВОДЫ.....	152
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	155
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	170
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	172
ПРИЛОЖЕНИЕ В.....	198
ПРИЛОЖЕНИЕ Г.....	200

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

AOA — angle of arrival

HDOP — horizontal dilution of precision

IR — identification rate

POA — phase of arrival

RFID — radio frequency identification

RSS — received signal strength

TDOA — time difference of arrival

TOA — time of arrival

АИО — алгоритм имитации отжига

АРР — алгоритм роста растений

АРЧ — алгоритм роя частиц

БКП — блок квадратурного преобразования

БС — ближайший сосед

ГА — генетический алгоритм

ДН — диаграмма направленности

ИИ — измерительная информация

ИНС — искусственная нейронная сеть

МК — мета-классификатор

МОВ — машина опорных векторов

НБК — наивный байесовский классификатор

СКО — среднеквадратическое отклонение

ЦФ — целевая функция

КБС — K ближайших соседей

КВБС — K взвешенных ближайших соседей

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В настоящее время во многих областях человеческой деятельности существует потребность в системах бесконтактной двумерной локализации объектов в закрытых пространствах. Такие системы находят применение при поиске и отслеживании объектов внутри помещений, например, товаров на складах, книг в библиотеках, работников на предприятиях, пациентов в больницах [1]. При этом широко используемые глобальные навигационные спутниковые системы в основном непригодны для решения такой задачи (особенно при необходимости локализации объектов в подземных помещениях, таких как парковки, шахты, ангары и др.).

Перспективным направлением пространственной локализации объектов в закрытых пространствах является применение технологии радиочастотной идентификации (radio frequency identification, RFID) [2, 3]. В этом случае на объектах локализации устанавливают специальные RFID-метки, местоположение которых может быть определено путем анализа измерительной информации (ИИ), получаемой от меток с помощью нескольких антенн RFID-системы. С целью локализации множества объектов малых размеров обычно используют пассивные метки, не требующие источника питания и обладающие низкой стоимостью [4].

Для обработки ИИ, получаемой от RFID-меток, применяются различные методы пространственной локализации. Существует множество известных методов, основанных на разных принципах и позволяющих обрабатывать разную ИИ [5-13]. Среди методов, позволяющих достичь достаточно высокой точности локализации, можно выделить трилатерационный (дальномерный) метод [5], метод K ближайших соседей [6], метод пересечений [7], методы на базе машины опорных векторов [8] и искусственных нейронных сетей [9].

Однако данные методы в основном построены на общих принципах, не учитывающих особенности, которые могут возникать при локализации пас-

сивных RFID-меток в закрытых помещениях. Так, трилатерационный метод требует наличия достаточно точной модели зависимости расстояния от информационного параметра сигнала. При этом параметры модели обычно определяются или уточняются на предварительном этапе [14, 15]. Актуальной задачей является совершенствование трилатерационного метода с целью исключения необходимости в проведении предварительного этапа, что возможно путем упрощения модели зависимости расстояния от информационного параметра, и повышения точности локализации за счет учета возможной эллиптичности линий положения и дополнительной обработки ИИ в виде фактов неполучения ответных сигналов от меток.

Кроме этого, многообразие известных методов пространственной локализации и видов ИИ усложняет построение оптимального механизма локализации. Проведенный анализ литературы выявил ряд способов, позволяющих одновременно обрабатывать ИИ нескольких видов [16-19] или объединять несколько алгоритмов локализации (синтезированных на базе различных методов) [20, 21]. Однако в литературе не представлены способы одновременного объединения и видов ИИ, и алгоритмов локализации. В связи с этим актуальной является задача разработки комбинированного метода локализации, позволяющего объединять несколько алгоритмов различных типов, которые обрабатывают ИИ различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов с различными мощностями.

Создание комбинированного метода приводит к постановке задачи поиска оптимального размещения антенн RFID-системы с целью минимизации ошибок локализации. Такая задача решалась ранее для других методов локализации [22-25], однако полученные при этом решения не являются наилучшими для комбинированного метода. Поэтому актуальной задачей является разработка методики поиска оптимального размещения антенн, минимизирующей среднюю ошибку локализации при реализации комбинированного метода, основанного на таких эффективных алгоритмах, как трилатерационный алгоритм, алгоритм отпечатков и алгоритм пересечений.

Для сравнения точности локализации, обеспечиваемой при реализации различных методов, обычно проводят натурные эксперименты. С целью сокращения трудозатрат при проведении натурных исследований возможно проведение предварительных модельных экспериментов. В связи с этим актуальной задачей является разработка методики имитационного моделирования процесса получения ИИ различных видов от пассивных RFID-меток.

Для получения фазовой измерительной информации от пассивных меток и ее последующей обработки может применяться блок квадратурного преобразования, являющийся элементом ридера RFID-системы. Актуальной задачей является разработка методики верификации такого блока с помощью специальных тестовых сигналов, подаваемых на его входы.

Таким образом, все вышесказанное подтверждает актуальность темы диссертационного исследования, направленного на развитие методов двумерной пространственной локализации на базе технологии радиочастотной идентификации с целью повышения точности локализации объектов.

Связь работы с научными программами, планами, темами

Результаты диссертационного исследования отражены в следующих научно-исследовательских работах, в которых автор являлся исполнителем:

1) Научно-исследовательская работа по договору о международном сотрудничестве от 25 декабря 2012 г. между Севастопольским национальным техническим университетом (г. Севастополь, Украина) и компанией ERACTS Inc. (г. Торонто, Канада). Тема работы: «Разработка методов и алгоритмов радиочастотной идентификации, обеспечивающих локализацию объектов в пространстве». В работе использованы следующие результаты исследований, полученные лично автором: разработана обобщенная модель трилатерационного метода пространственной локализации; разработан комбинированный метод локализации, позволяющий объединять точечные и зонные алгоритмы; проведены экспериментальные исследования алгоритмов локализации.

2) Госбюджетная научно-исследовательская работа «Исследование амплитудно-фазовых флуктуаций микроволновых электромагнитных полей в

нижних слоях атмосферы и методов дистанционного зондирования» (шифр «Метеор», № государственной регистрации 0112U001247). В работе использованы следующие результаты исследований, полученные лично автором: разработан и изготовлен блок квадратурного преобразования; разработана методика верификации блока квадратурного преобразования; разработано программное обеспечение измерительного комплекса.

Цель работы: повышение точности двумерной пространственной локализации объектов на базе технологии радиочастотной идентификации.

Основные задачи исследования

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1) совершенствование трилатерационного метода двумерной пространственной локализации с учетом использования пассивных RFID-меток и антенн с эллиптическими зонами действия, а также обработки измерительной информации в виде фактов неполучения ответных сигналов от меток с помощью некоторых антенн;

2) разработка комбинированного метода двумерной пространственной RFID-локализации, объединяющего алгоритмы локализации точечного и зонного типов, которые обрабатывают измерительную информацию различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов на нескольких уровнях мощности;

3) разработка методики поиска оптимального размещения антенн RFID-системы двумерной пространственной локализации, минимизирующей среднюю ошибку комбинированного метода локализации, и поиск оптимальных размещений для некоторых вариантов области локализации;

4) разработка математической модели процесса получения измерительной информации от пассивной RFID-метки и создание методики имитационного моделирования на основе этой модели;

5) разработка методики верификации блока квадратурного преобразования, изготовление образца блока и экспериментальная проверка правильности методики;

б) разработка программного комплекса для имитационного моделирования измерительной информации, вычисления оценок местоположения RFID-меток и анализа данных;

7) модельные исследования методов пространственной локализации и предложенного критерия оптимальности размещения антенн с использованием разработанного программного комплекса;

8) экспериментальные исследования методов пространственной локализации на основе изготовленной RFID-системы с последующим сравнением полученных результатов с модельными.

Объект исследования — процессы радиочастотной идентификации и локализации объектов в пространстве.

Предмет исследования — методы двумерной пространственной локализации объектов на базе технологии радиочастотной идентификации, модели процессов получения и обработки измерительной информации от пассивных RFID-меток.

Методы исследования

В работе использованы следующие методы: теория радиотехнических систем — при совершенствовании трилатерационного метода пространственной локализации и разработке математической модели процесса верификации блока квадратурного преобразования; методы теории вероятностей, математической статистики и машинного обучения — при разработке комбинированного метода пространственной локализации; методы оптимизации — при разработке методики поиска оптимального размещения антенн; методы математического моделирования — при разработке математической модели процесса получения измерительной информации от RFID-меток и методики имитационного моделирования; методы проведения экспериментов и обработки результатов.

Научная новизна полученных результатов заключается в следующем:

1) Усовершенствован трилатерационный метод двумерной пространственной локализации пассивных RFID-меток, отличающийся тем, что он ос-

нован на использовании прямой или обратной нормированной пропорциональной зависимости расстояния от информационного параметра, учитывает возможную эллиптичность линий положения и подразумевает использование дополнительной измерительной информации в виде фактов неполучения ответных сигналов от меток с помощью некоторых антенн RFID-системы.

2) Впервые разработан комбинированный метод двумерной пространственной RFID-локализации, который, в отличие от существующих, обеспечивает повышение точности локализации за счет объединения алгоритмов локализации точечного и зонного типов, обрабатывающих измерительную информацию различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов с различными мощностями.

3) Впервые разработан критерий оптимальности размещения антенн RFID-системы двумерной пространственной локализации, который, в отличие от существующих, подразумевает минимизацию средней ошибки комбинированного метода локализации, основанного на объединении алгоритмов трилатерации, отпечатков и пересечений.

4) Впервые разработана математическая модель процесса получения измерительной информации видов proximity, received signal strength и identification rate от пассивной RFID-метки, отличающаяся тем, что она базируется на модифицированной основной формуле радиолокации и учитывает корреляцию между измерительной информацией видов received signal strength и identification rate.

5) Впервые разработана математическая модель процесса верификации блока квадратурного преобразования, выделяющего фазовую измерительную информацию из ответных сигналов пассивных RFID-меток, отличающаяся тем, что она подразумевает подачу тестовых гармонических сигналов на входы блока.

Практическая значимость полученных результатов

1) Практическая реализация усовершенствованного трилатерационного метода двумерной пространственной локализации пассивных RFID-меток

позволяет исключить трудоемкий этап предварительного сбора измерительной информации, имеющий целью уточнение зависимости расстояния от информационного параметра, и уменьшить среднюю ошибку локализации.

2) Практическая реализация разработанного комбинированного метода двумерной пространственной локализации позволяет уменьшить среднюю ошибку локализации RFID-меток по сравнению с одиночными точечными методами, на которых основан комбинированный метод. При объединении трех точечных и трех зонных алгоритмов, обрабатывающих ИИ видов proximity, received signal strength и identification rate, полученную на нескольких мощностях запросных сигналов, уменьшение средней ошибки может составлять более 14%, что подтверждается экспериментально.

3) Разработанная методика поиска оптимального размещения антенн RFID-системы может использоваться при планировании расположения основных блоков системы с целью минимизации средней ошибки локализации, достигаемой при реализации комбинированного метода локализации.

4) Методика имитационного моделирования, реализуемая на основе математической модели процесса получения ИИ от пассивной RFID-метки, позволяет сравнивать точность различных методов пространственной локализации для произвольных областей локализации на стадии проектирования.

5) Разработанный и изготовленный блок квадратурного преобразования может использоваться как элемент ридера RFID-системы пространственной локализации или радара со ступенчатой частотной модуляцией. Созданная на базе разработанной математической модели методика верификации позволяет проверять работоспособность блока.

6) Результаты диссертационной работы внедрены в компании LEDS Inc. (г. Торонто, Канада), акт внедрения от 08.12.2014, и в конструкторском бюро «Радиосвязь» ООО «Телекарт-Прибор» (г. Севастополь, Украина), акт внедрения от 01.12.2014.

7) Результаты диссертационной работы используются в лекционном курсе по дисциплине «Системы радиочастотной идентификации» и в лабора-

торном практикуме по дисциплине «Основы объектно-ориентированного программирования» кафедры радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета.

Обоснованность и достоверность научных результатов и выводов

Обоснованность и достоверность представленных в диссертации результатов и выводов обусловлены корректным использованием математического аппарата, проведением имитационного моделирования на базе разработанного программного комплекса, проведением экспериментальных исследований на базе изготовленной системы RFID-локализации и отсутствием противоречий между полученными результатами.

Личный вклад соискателя

Все представленные в диссертации научные и прикладные результаты получены автором самостоятельно. В работах, опубликованных в соавторстве, личный вклад соискателя следующий. В [26] разработана методика верификации блока квадратурного преобразования. В [27] проведена классификация и сравнительный анализ видов ИИ и методов пространственной локализации. В [28] усовершенствован трилатерационный метод пространственной локализации. В [29, 30] разработан критерий оптимальности размещения антенн RFID-системы (в [29] также проведена адаптация эвристических алгоритмов к рассматриваемой задаче оптимизации). В [31] разработан вероятностный комбинированный метод пространственной локализации. В [32] разработан блок квадратурного преобразования. В [33, 34] предложено использование ИИ в виде интегрального identification rate. В [35] выполнен экспериментальный анализ четырех алгоритмов пространственной локализации. В [36-38] разработан комбинированный метод пространственной локализации. В [39] предложен подход к объединению зонных алгоритмов пространственной RFID-локализации. В [40] разработаны алгоритмы пространственной локализации и обработки ИИ. В [41] разработана методика имитационного моделирования процесса получения ИИ от RFID-меток. В [42] предложена модель прямоугольной зоны действия антенн RFID-системы. Ра-

боты [43-55] выполнены без соавторов. Все экспериментальные исследования проведены лично автором.

Апробация работы

Основные результаты исследований, полученные в ходе выполнения диссертационной работы, были представлены на следующих 19 конференциях и форумах, проводившихся в Украине, Беларуси, России, Польше и Финляндии: 7-й, 9-й и 10-й Международных молодежных научно-технических конференциях «Современные проблемы радиотехники и телекоммуникаций» (Севастополь, 2011 г., 2013 г., 2014 г.) [32, 45, 51]; Международных научно-технических конференциях «Радиотехнические поля, сигналы, аппараты и системы» (Киев, 2013 г. и 2015 г.) [30, 44]; 17-м, 18-м и 19-м Международных молодежных форумах «Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке» (Харьков, 2013–2015 гг.) [46, 49, 53]; 23-й и 24-й Международных крымских конференциях «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии «КрыМиКо» (Севастополь, 2013–2014 гг.) [36, 41]; 9-й Международной конференции «Antenna theory and techniques» (Одесса, 2013 г.) [33]; Международной научной конференции «Информационные технологии и системы» (Минск, 2013 г.) [35]; 20-й Международной научно-технической конференции студентов и аспирантов «Радиоэлектроника, электротехника и энергетика» (Москва, 2014 г.) [47]; Международной научно-технической конференции, приуроченной к 50-летию МРТИ–БГУИР (Минск, 2014 г.) [37]; Международной научно-технической конференции «Modern problems of radio engineering, telecommunications, and computer science» (Львов-Славское, 2014 г.) [39]; Всероссийской научно-технической конференции «Современные проблемы радиоэлектроники» (Красноярск, 2014 г.) [50]; 20-й Международной конференции «Microwaves, radar and wireless communications» (Гданьск, 2014 г.) [40, 48]; Международной IEEE конференции «RFID technology and applications» (Тампере, 2014 г.) [52]; 9-й Международной научно-технической конференции «Проблемы телекоммуникаций» (Киев, 2015 г.) [54, 55].

Публикации

Основные результаты диссертации отражены в 30 следующих работах: три статьи в журналах, входящих в специализированный перечень МОН Украины [27, 28, 43]; одна статья в журнале, входящем в специализированный перечень ВАК Беларуси [29]; одна статья на английском языке в иностранном журнале, индексируемом в наукометрической базе Scopus [26]; один патент Украины на изобретение [31]; три патента Украины на полезные модели [34, 38, 42]; 21 статья и тезисы докладов в материалах международных и национальных конференций [30, 32, 33, 35-37, 39-41, 44-55]. Общее число публикаций по теме диссертации, проиндексированных в наукометрической базе Scopus, — 7.

Структура и объем диссертации

Диссертация состоит из введения, пяти разделов, выводов, списка используемых источников и приложений. Полный объем диссертации составляет 206 страниц. Работа содержит 40 рисунков, 13 таблиц, четыре приложения на 37 страницах и список из 128 используемых источников на 15 страницах. Объем основного текста диссертации — 147 страниц.

Первый раздел посвящен обзору современных систем и методов пространственной локализации объектов. В разделе поставлена задача пространственной локализации и приведены основные характеристики систем локализации. Рассмотрены технологии, позволяющие создавать системы пространственной локализации. Основное внимание уделено технологии RFID. Проведена классификация видов ИИ, получаемой от RFID-меток. Проанализированы методы пространственной RFID-локализации. Рассмотрены известные подходы к поиску оптимального размещения антенн системы.

Второй раздел посвящен совершенствованию трилатерационного метода пространственной локализации и разработке комбинированного метода локализации. В разделе выведены выражения для вычисления оценок местоположения пассивных RFID-меток при реализации усовершенствованного трилатерационного метода, подразумевающего обработку ИИ видов received

signal strength и identification rate. Представлен подход к объединению точечных и зонных алгоритмов локализации, обрабатывающих различную ИИ, получаемую при излучении запросных сигналов на нескольких мощностях.

Третий раздел посвящен созданию методики поиска оптимального размещения антенн RFID-системы пространственной локализации. В разделе разработан критерий оптимальности размещения антенн при использовании комбинированного метода локализации, основанного на алгоритмах трилатерации, отпечатков и пересечений. Приведено описание вычислительного эксперимента с использованием эвристических алгоритмов оптимизации.

Четвертый раздел посвящен разработке методик моделирования и верификации. В разделе разработана математическая модель процесса получения ИИ от пассивной RFID-метки и методика имитационного моделирования на основе этой модели. Разработана методика верификации блока квадратурного преобразования, основанная на подаче тестовых сигналов на входы блока. Проведена модельная верификация критерия оптимальности размещения антенн и комбинированного метода локализации.

Пятый раздел посвящен практическим результатам и экспериментальным исследованиям. В разделе представлено описание экспериментальной установки на базе системы пространственной RFID-локализации. Описаны процесс изготовления блока квадратурного преобразования и его верификация. Выполнено экспериментальное исследование методов локализации. Проведено сравнение результатов модельного и натурального экспериментов.

Приложения. Приложение А содержит вывод выражения для расчета эллиптического коэффициента. Приложение Б содержит фрагменты исходного кода разработанного программного комплекса для имитационного моделирования измерительной информации, вычисления оценок местоположения RFID-меток и анализа данных. Приложение В содержит методику расчета доверительного интервала для среднего значения рэлеевского распределения. Приложение Г содержит акты внедрения результатов диссертации.

РАЗДЕЛ 1

ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ СИСТЕМ И МЕТОДОВ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ

В разделе проведен анализ систем и методов пространственной локализации объектов. Особое внимание уделено системам и методам на базе технологии радиочастотной идентификации.

Материалы раздела опубликованы в работах [27, 44-46].

1.1. Задача пространственной локализации объектов

Во многих сферах человеческой деятельности существует потребность в бесконтактном определении местоположения объектов внутри помещений, например, товаров на складах и в магазинах, книг в библиотеках, работников на предприятиях, пациентов в больницах и др. [1, 56]. Для определения местоположения используется процесс пространственной локализации (позиционирования) объектов. Основной задачей пространственной локализации является вычисление оценки местоположения требуемых объектов.

Обычно для локализации на отслеживаемые объекты устанавливают специальные устройства, которые могут быть локализованы в пространстве с помощью беспроводной системы (радиочастотной, ультразвуковой, инфракрасной и др.). Каждая система локализации обладает рядом важных качественных и количественных характеристик, которые определяют уместность применения системы для конкретного приложения. Среди этих характеристик можно выделить следующие [57, 58]: 1) точность локализации; 2) размер области действия; 3) стоимость; 4) устойчивость; 5) сложность; 6) масштабируемость.

Точность локализации является важнейшей характеристикой системы, количественно определяющей правильность местоопределения. Точность ча-

сто выражается в виде величины средней ошибки, обеспечиваемой при локализации большого числа объектов.

Размер области действия системы определяется главным образом выбранной технологией. Во многих приложениях размер области действия можно определить через дальность действия системы, в связи с чем решение о выборе технологии для локализации может быть принято на основе анализа потенциальных возможностей технологий в распространении сигналов.

Стоимость системы в первую очередь определяется используемой технологией. В связи с этим технологию следует выбирать не только из возможных показателей точности и дальности действия, которые она обеспечивает, но и из показателей стоимости внедрения и дальнейшего использования [57].

В некоторых приложениях система локализации должна функционировать в условиях агрессивной окружающей среды. Поэтому важной может являться устойчивость системы, то есть ее способность работать даже в сложных условиях (например, при недоступности некоторых сигналов или при малых значениях отношения сигнал/шум) без существенного ухудшения в производительности [58].

Сложность системы может рассматриваться с позиций сложности реализуемого алгоритма локализации или с точки зрения сложности внедрения и использования системы локализации [57, 58].

Масштабируемость системы определяется возможностью ее адаптации к увеличению размера области, в которой могут располагаться объекты локализации, или количества локализуемых объектов без существенного ухудшения в производительности [57, 58].

Приложения систем пространственной локализации объектов можно условно поделить на несколько типов в зависимости от следующих факторов: размера области локализации; закрытости пространства; размерности пространства локализации.

Большая часть приложений систем локализации сосредоточена в области двумерных измерений. Это происходит по той причине, что результатов

одномерной локализации обычно недостаточно для решаемой задачи (за исключением поиска объектов на конвейерах, узких столах и т.д.), а трехмерная локализация требуется только в случае малых размеров объектов, когда существует сложность их поиска даже при известном положении на плоскости.

В литературе представлено значительное число работ, посвященных исследованиям и разработке систем и методов двумерной локализации [6, 14, 59-63]. Несмотря на большое число работ, в настоящее время отсутствуют однозначные критерии выбора наилучшей системы и метода локализации. Поэтому, в связи с высокой востребованностью задачи двумерной локализации и отсутствием оптимальных решений, настоящая работа направлена на развитие методов локализации именно в двумерном пространстве.

1.2. Системы пространственной локализации объектов

Рассмотрим некоторые системы пространственной локализации объектов и технологии, на базе которых работают эти системы [46].

Наиболее известным примером систем локализации являются глобальные навигационные спутниковые системы, позволяющие пользователю определять свое местоположение с помощью приема сигналов, излучаемых орбитальной группировкой спутников. В настоящее время в мире существует несколько спутниковых систем, но предлагают глобальный сервис только две [64]: Глобальная система позиционирования (Global positioning system, GPS), созданная в США; Глобальная навигационная спутниковая система (ГЛОНАСС), созданная в СССР (России).

Орбитальные спутники излучают радиосигналы с собственными закодированными координатами. Приняв сигналы от четырех спутников, пользователь на Земле может вычислить свое местоположение, решив систему уравнений с четырьмя неизвестными. Спутниковые системы эффективны при локализации объектов на открытых пространствах, позволяя достичь точности локализации порядка единиц метров и выше [5, 65]. Однако такие системы не

подходят для локализации объектов в закрытых пространствах, вследствие существенного затухания радиоволн, претерпеваемого при распространении через препятствия (стены, потолки, перекрытия), а также большого числа переотражений. Особенно это характерно для подземных помещений, таких как различного рода ангары, хранилища и шахты.

В большинстве стран мира функционируют сотовые сети мобильной связи, которые помимо своих основных функций позволяют определять местоположение абонентов сети [5, 66]. Однако сотовые сети обычно не предоставляют данные о местоположении своим абонентам, и к тому же, системы локализации на базе сотовых сетей имеют достаточно малую точность (ошибка составляет порядка десятков и сотен метров [5, 66]). Также, очевидно, что такие системы обладают тем же недостатком, что и спутниковые системы, то есть не позволяют эффективно определять местоположение объектов внутри существенно экранированных помещений.

Помимо систем пространственной локализации глобального действия существует ряд систем, разработанных для локального применения, в том числе и в закрытых помещениях. Рассмотрим эти системы подробнее.

Ультразвуковые системы локализации используют в качестве сигналов ультразвуковые колебания. В одной из таких систем [67] используются ультразвуковые и радиочастотные сигналы, излучаемые сетью устройств-маяков, размещенных внутри здания. В системе выполняется двумерная локализация специальных электронных меток, которые носят пользователи. Прием метками излучаемых маяками сигналов позволяет пользователям определить свое местоположение в здании. Система [68] использует для локализации ультразвуковые колебания и осуществляет трехмерную локализацию объектов, оснащенных микрофонами очень малого размера. Авторы заявляют о получении крайне высокой точности локализации: средняя ошибка менее 2 мм внутри области локализации размером около 50 см.

Известны системы локализации на основе излучений инфракрасного и видимого диапазонов. Система [69] на базе инфракрасных сигналов предна-

значена для локализации людей в помещениях. При этом подразумевается, что каждый пользователь носит электронную метку, которая раз в несколько секунд излучает специальный сигнал. Сигналы от меток пользователей принимаются сетью датчиков, расположенных по периметру помещения, после чего компьютер, подключенный к сети, производит вычисление положения пользователей. Система [70] основана на применении четырех светодиодных излучателей-маяков, равномерно размещенных в помещении, которые периодически излучают сигналы-идентификаторы. Пользователь, используя необходимое оборудование, принимает излучаемые маяками сигналы и вычисляет свое местоположение.

Все перечисленные выше системы на базе ультразвуковых колебаний, сигналов инфракрасного и видимого диапазонов обладают важной особенностью, заключающейся в том, что они могут выполнять коммуникацию с объектами только в зоне оптической видимости. Поэтому обеспечиваемая ими точность может быть низкой в тех приложениях, где практикуется размещение объектов локализации друг на друге (например, товаров на складах).

Системы локализации на базе беспроводных сенсорных сетей избавлены от вышеуказанного недостатка, поскольку взаимодействие датчиков, из которых состоит сеть, происходит по радиоканалу. Такая сеть образует распределенную систему сбора и обработки информации и может осуществлять само-локализацию входящих в нее элементов [5]. Благодаря децентрализованности сенсорных сетей существует множество вариантов реализации процесса локализации. Известен ряд работ, посвященных этому вопросу. Так, например, для оценки местоположения объектов в работах [15, 71, 72] предполагается проведение измерений мощностей сигналов от датчиков, а работа [61] фокусируется на измерениях временных задержек в распространении сигналов. Сообщается о возможности получения средней ошибки локализации порядка дециметров [19, 61].

Другим известным решением задачи пространственной локализации объектов является применение беспроводных локальных сетей, часто реали-

зуемых на основе стандартов IEEE 802.11 (Wi-Fi). Удобство использования таких сетей заключается в том, что на многих современных предприятиях уже существует Wi-Fi покрытие, которое используется для предоставления пользователям доступа к Интернету. Это покрытие может с успехом использоваться для локализации пользователей. Аналогично беспроводным сенсорным сетям, для систем на базе беспроводных локальных сетей можно проводить измерение мощностей сигналов [8, 9] и временных задержек в распространении сигналов [62]. Сообщается о возможности получения средней ошибки локализации порядка метров [60, 73, 74] и дециметров [63].

В последние годы набирают популярность системы локализации на базе технологии радиочастотной идентификации (RFID) [1-4]. Типовая RFID-система локализации (рис. 1) состоит из устройства считывания (ридера или считывателя), устройства обработки информации и набора RFID-меток (М) [27]. Ридер включает в себя блок передачи, приема и коммутации (БППК) и набор из N антенн (A_1, \dots, A_N). Конструктивно антенны могут быть встроенными в ридер или выполняться в виде отдельных элементов. Устройство обработки информации включает в себя блок взаимодействия и обработки (БВО), блок локализации (БЛ) и блок хранения данных (БХД).

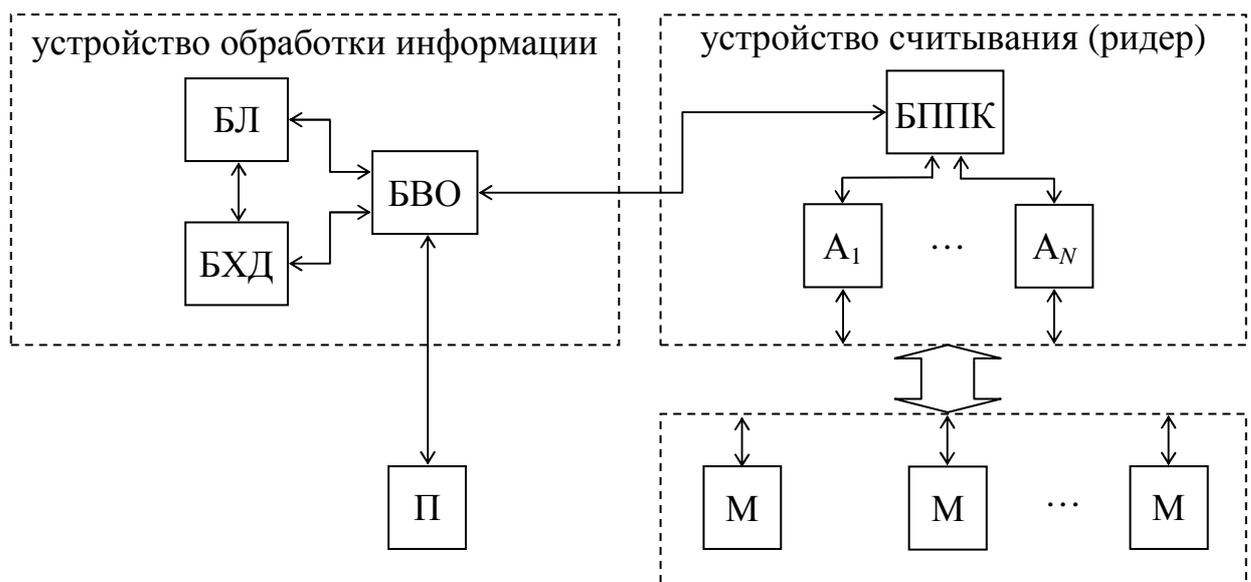


Рис. 1.1. Структура типовой RFID-системы

БВО принимает запрос пользователя (П) о начале работы системы и посылает команду поиска RFID-меток ридеру. По этой команде БППК с помощью антенн выполняет инициализацию сеансов связи с RFID-метками, после чего ожидает ответные сигналы. Если уровень инициализирующего сигнала в месте размещения RFID-меток превышает некоторое пороговое значение, то эти метки излучают ответные сигналы, в которых с помощью процесса модуляции заложена информация об их уникальных идентификаторах [2]. Ответные сигналы от меток принимаются с помощью антенн ридера и через БППК поступают в БВО. БВО идентифицирует ответившие метки и передает полученную измерительную информацию в БХД. После этого БВО посылает команду о запуске процесса локализации ответивших меток в БЛ. БЛ получает измерительную информацию каждой метки из БХД и выполняет алгоритм локализации, результатом которого являются оценки местоположения меток. Эти оценки через БВО передаются пользователю.

Существует несколько вариантов классификации RFID-систем [2, 4]: по частотному диапазону; по типу питания меток; по типу ридеров.

Основными рабочими частотными диапазонами RFID-систем являются следующие: низкочастотный (НЧ); высокочастотный (ВЧ); ультравысокочастотный (УВЧ); сверхвысокочастотный (СВЧ). По типу питания меток RFID-системы делятся на активные, пассивные и полупассивные, а по типу ридеров — на мобильные и стационарные.

Выбранный частотный диапазон RFID-системы в первую очередь влияет на дальность действия и на стоимость RFID-меток. Основные используемые частотные диапазоны и соответствующие им дальности действия и ориентировочные стоимости меток в долларах США (USD) представлены в табл. 1.1.

Из таблицы видно, что самыми дешевыми метками являются пассивные метки для работы в УВЧ диапазоне. Дальность действия систем такого диапазона удовлетворяет задаче пространственной локализации объектов в закрытых помещениях при размещении антенн ридера на потолке помещения.

Таблица 1.1

Дальность действия и ориентировочная стоимость RFID-меток
для различных частотных диапазонов

Частотный диапазон	Дальность действия, м	Ориентировочная стоимость метки, USD
125...134 кГц (НЧ)	до 0,1 [4, 56]	1 (пассивные) [56]
13,56 МГц (ВЧ)	0,5...1,2 [4, 56]	0,5 (пассивные) [56]
860...960 МГц (УВЧ)	до 7...10 [2, 4, 56]	0,1 (пассивные) [4]
2,45 ГГц (УВЧ), 5,8 ГГц (СВЧ)	до 30 [56]	25 (активные) [56]

Главным преимуществом RFID-систем является малый размер и малая стоимость RFID-меток. При этом, как уже было показано в табл. 1.1, размер и стоимость меток существенным образом определяются их типом. Так, активные метки используют внутренние элементы питания, которые позволяют им выполнять коммуникацию с ридерами на больших расстояниях. Однако, в связи с этим, цена активных меток оказывается гораздо выше пассивных, к тому же они требуют периодической замены элементов питания. Пассивные метки в качестве источника питания используют накопитель энергии электромагнитного поля сигналов инициализации, что делает их особенно привлекательными для систем, работающих с большим числом малых объектов.

В литературе представлен ряд решений задачи пространственной локализации на базе пассивной RFID-технологии с использованием различных методов локализации [16, 57, 75-77]. В данных работах сообщается о возможности достижения средней ошибки локализации порядка дециметров.

Таким образом, в связи с малой стоимостью пассивных меток и возможностью их высокоточной локализации в закрытых помещениях в дальнейшей работе будем проводить исследование вопросов пространственной локализации при использовании пассивной RFID-технологии. При этом будем предполагать применение УВЧ диапазона.

1.3. Виды измерительной информации, получаемой от RFID-меток

Существуют различные виды измерительной информации, при обработке которой может выполняться оценивание местоположения RFID-меток в пространстве. При этом под измерительной информацией понимаются значения информационных параметров сигналов, получаемых от меток. Выделим и опишем подробнее основные виды ИИ [1, 7, 11, 27, 57, 78-80]: факт ответа метки; уровень ответного сигнала метки; временные и фазовые задержки при распространении сигнала метки; угловая координата метки; отношение числа принятых ответов метки к общему числу запросов.

Факт наличия ответа. Факт наличия ответа от метки (известный в литературе как proximity) является ИИ двоичного характера. Используя эту информацию, можно считать, что метка находится в пространстве вблизи тех антенн ридера, с помощью которых были получены ответы метки [7, 78].

Уровень принятого сигнала. Уровень принятого от метки сигнала, известный как received signal strength (RSS), является наиболее широко применяемым видом ИИ, используемым практически во всех коммерческих реализациях ридеров [5, 78]. Под RSS обычно понимается уровень мощности полученного от метки сигнала, выражаемый в дБм. В идеальных условиях значение RSS однозначно определяет расстояние от антенны ридера до метки.

Временная задержка принятого сигнала. Существует два основных подвида временной ИИ [5]. Первый подвид, называемый time of arrival (TOA), определяется временной задержкой между моментом начала излучения ответного сигнала меткой и моментом его получения с помощью антенны ридера. ИИ вида TOA используется для вычисления расстояния от антенны до метки. Для определения момента начала передачи сигнала необходима временная синхронизация меток и ридера [5]. Вторым подвидом временной ИИ, называемый time difference of arrival (TDOA), определяется временными задержками между моментами получения сигнала от метки с помощью нескольких антенн ридера. ИИ вида TDOA используется для вычисления раз-

ности расстояний между меткой и антеннами системы. При этом отсутствует необходимость временной синхронизации между меткой и антеннами [5].

Фазовый сдвиг принятого сигнала. Измерительная информация, которая определяется фазовым сдвигом в сигнале, поступившем от метки, относительно некоторого опорного сигнала известна в литературе как *phase of arrival* (POA) [58]. Для получения ИИ вида POA можно выполнять отправку серии запросов метке на различных частотах с последующим измерением начальных фаз ответных сигналов путем проведения квадратурной обработки [79, 81]. Использование фазовой ИИ позволяет определить расстояние от антенны ридера до метки в пределах некоторого диапазона дальности.

Угловая координата метки. Угловая координата метки является видом ИИ, известным как *angle of arrival* (AOA) или *direction of arrival* (DOA) [57, 82]. Для получения измерительной информации вида AOA обычно применяют специальные антенные системы. Использование угловой ИИ позволяет определить, в каком направлении от антенны ридера находится метка.

Отношение числа принятых ответов к общему числу запросов. При многократном проведении сеансов связи ридера с метками формируется ИИ, определяемая отношением числа принятых и распознанных ответов метки к числу посланных ридером запросов [80, 83]. В [80] такой вид ИИ называют *identification rate* (IR). ИИ вида IR при отправке достаточно большого числа запросов позволяет оценить расстояние от антенны ридера до метки.

В настоящее время практически все коммерческие реализации ридеров позволяют получать ИИ видов *proximity*, *RSS* и *IR*. Другие виды измерительной информации обычно требуют специальной конструкции ридера (или даже самих меток), что повышает расходы на разработку системы.

1.4. Методы пространственной RFID-локализации

Для описания методов пространственной локализации предварительно дадим следующие определения [7, 27].

Область локализации — это область пространства, в которой необходимо обеспечить обнаружение и локализацию RFID-меток.

Зона действия антенны ридера — это область пространства, при расположении в которой RFID-меток, их ответные сигналы будут приняты с помощью антенны, а при расположении вне этой области — не будут. Форма зоны действия в первую очередь зависит от конструкции антенны. Обычно в RFID-системах используются слабонаправленные антенны, которые размещаются над областью локализации. В таких условиях форма зоны действия антенны в плоскости двумерной области локализации является приближенно круговой, причем радиус круга определяется мощностью излучения антенны.

1.4.1. Метод пересечений

Метод пересечений использует ИИ в виде фактов наличия ответов от меток (proximity) [7, 27]. Его принцип состоит в нахождении области пересечения зон действия антенн ридера, с помощью которых приняты сигналы от метки, с последующим исключением области объединения зон действия тех антенн, с помощью которых не приняты сигналы от метки. Исходя из сказанного, используя теорию множеств, запишем выражение для формируемой оценки $\hat{l} = (\hat{x}, \hat{y})$ координат метки [7]:

$$\hat{l} \in \bigcap_{n \in q} C_n \setminus \bigcup_{n' \in q_a \setminus q} C_{n'}, \quad (1.1)$$

где q — множество номеров антенн ридера, с помощью которых приняты сигналы от метки;

$C_n, C_{n'}$ — зоны действия n -й и n' -й антенн, соответственно;

$q_a = \{1, \dots, N\}$ — множество номеров всех антенн;

N — общее количество антенн.

В качестве примера рассмотрим систему RFID-локализации, включающую в себя пять антенн, расположенных в точках a_1, \dots, a_5 (рис. 1.2) [27]. На рис. 1.2, а точками указаны местоположения этих антенн, а кругами — их зо-

ны действия. При этом формируется 16 зон потенциального местоположения меток (зон позиционирования), отмеченных на рисунке числами от 1 до 16.

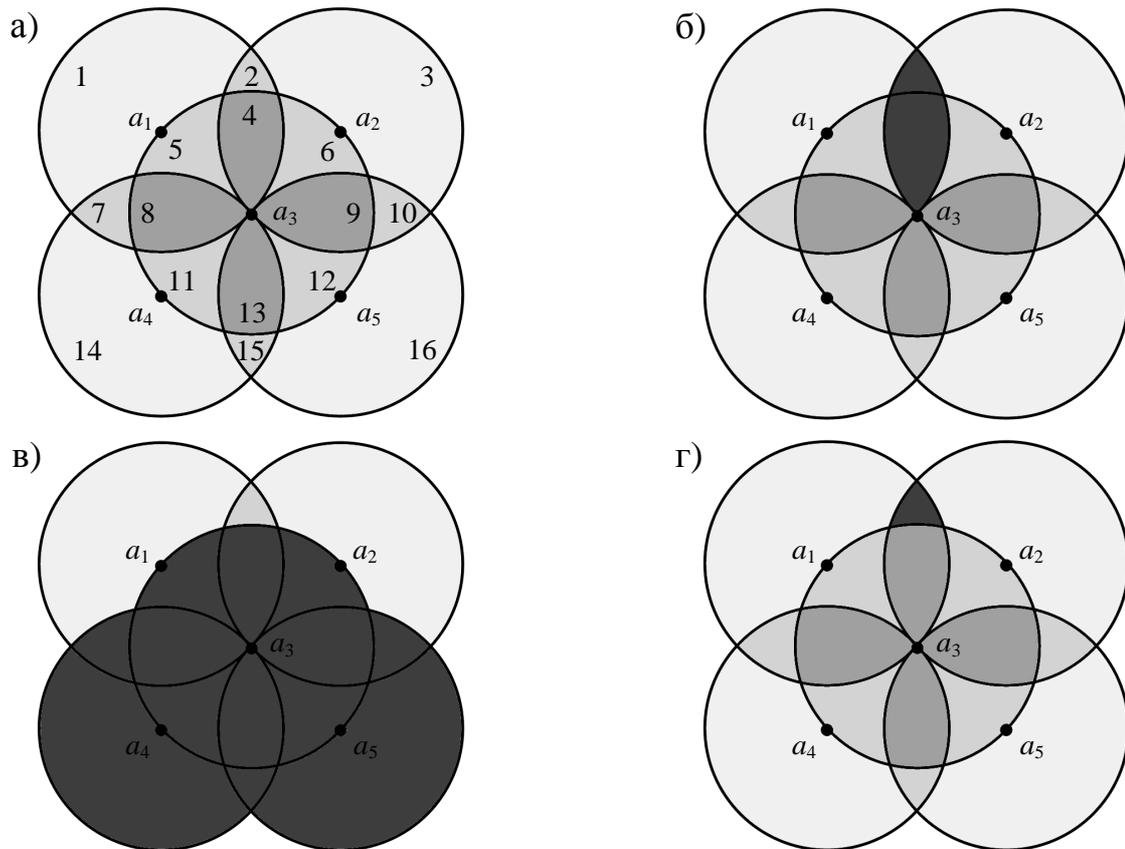


Рис. 1.2. Пояснение процесса локализации RFID-метки при реализации метода пересечений

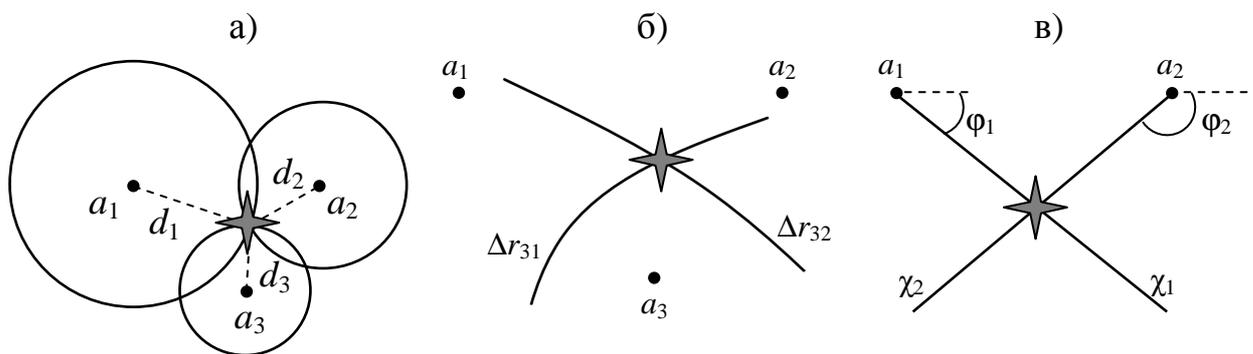
Предположим, что с помощью первой и второй антенн (a_1, a_2) приняты сигналы от некоторой RFID-метки. Проведем оценку местоположения метки по формуле (1.1). Область пересечения зон действия антенн множества q определяется как $C_1 \cap C_2$ (отмечено черным на рис. 1.2, б), а область объединения зон действия антенн множества $q_a \setminus q$ определяется как $C_3 \cup C_4 \cup C_5$ (отмечено черным на рис. 1.2, в). Разность области пересечения и области объединения (отмечена черным на рис. 1.2, г) принимается в качестве оценки местоположения метки. При необходимости формирования точечной оценки это достигается путем нахождения центра масс найденной области.

Классический метод пересечений прост в алгоритмическом плане, поскольку оценка местоположения метки заключается в выборе одной из зон

потенциального местоположения, координаты которых рассчитываются заранее и хранятся в блоке локализации. При этом точность пространственной локализации в первую очередь определяется числом антенн ридера, характером их размещения, а также формой и размером зон действия антенн.

1.4.2. Позиционные методы

В позиционных методах локализации оценка местоположения RFID-меток осуществляется путем построения линий (или поверхностей) положения по результатам измерений, проведенных с помощью нескольких антенн ридера. В идеальном случае возможно получение точечной оценки координат метки. Позиционные методы можно разделить на три основных типа: трилатерационный (дальномерный); мультитлатерационный (разностно-дальномерный); триангуляционный (угломерный) [5, 27, 84]. Для случая двумерной локализации эти методы иллюстрируются рис. 1.3.



а) — трилатерационный метод; б) — мультитлатерационный метод;
 в) — триангуляционный метод

Рис. 1.3. Пример локализации RFID-метки при реализации различных позиционных методов

Трилатерация является процессом местоопределения метки путем измерения дальностей от метки до нескольких антенн [82]. Местоположение метки определяется как точка пересечения окружностей, центры которых располагаются в точках размещения антенн, а радиусы определяются измеренными дальностями. Для общего случая двумерной локализации требуется не

менее трех антенн (рис. 1.3, а). На рисунке оценка местоположения метки отмечена звездой, позиции антенн отмечены как a_1 , a_2 , a_3 , а дальности от антенн до метки отмечены как d_1 , d_2 , d_3 , соответственно. Для определения дальностей можно использовать ИИ видов RSS, TOA, POA или IR [5, 79, 80, 82].

Важным с точки зрения обеспечения высокого уровня точности локализации при реализации трилатерационного метода является вопрос выбора модели зависимости расстояния между антенной ридера и RFID-меткой от значения информационного параметра сигнала, получаемого от метки. Существует два основных подхода к выбору такой модели. При реализации первого подхода используется одна из известных теоретических моделей распространения радиоволн (например, одна из представленных в [85]), причем для достижения приемлемой точности обычно требуется уточнение используемых параметров модели в каждом конкретном окружении. При реализации второго подхода используется модель (обычно полиномиальная), созданная путем проведения регрессии между полученными экспериментально значениями информационного параметра и соответствующими им дальностями [14]. Для уточнения параметров используемой теоретической модели [86] или формирования коэффициентов регрессионной функции [14] проводят сбор ИИ от тренировочных RFID-меток. При этом этап сбора ИИ может проводиться как до этапа локализации (предварительный сбор ИИ), так и во время (автокалибровка) [15, 87].

Мультилатерация является процессом местоопределения метки путем измерения разностей расстояний между антеннами и меткой [10]. Местоположение метки определяется как точка пересечения ветвей гипербол, фокусы которых располагаются в точках размещения антенн, а длины действительных осей определяются измеренными разностями расстояний. Для общего случая двумерной локализации требуется не менее трех антенн (рис. 1.3, б). На рисунке ветви гипербол отмечены как Δr_{31} и Δr_{32} . Для реализации мультилатерационного метода используется ИИ вида TDOA [10].

Триангуляция является процессом местоопределения метки путем измерения углов между некоторым опорным направлением и лучами, выходящими из точек расположения антенн и направленными на метку [88]. Местоположение метки определяется как точка пересечения этих лучей. Для двумерной локализации требуется не менее двух антенн (рис. 1.3, в). На рисунке измеренные углы отмечены как φ_1 и φ_2 , а соответствующие лучи как χ_1 и χ_2 . Для реализации триангуляционного метода используется ИИ вида АОА [57].

В позиционных методах локализации для нахождения точки пересечения линий положения составляются и решаются системы уравнений, описывающих эти линии. Однако в силу погрешности средств измерения и влияния шумов в уравнениях этих систем возникают невязки. Поэтому оценку местоположения метки можно выполнять путем решения оптимизационной задачи [5, 62]. Для этого создается целевая функция ошибки определения координат метки, аргументом которой является вектор измерений с размерностью равной числу антенн ридера, получивших ответные сигналы от метки. В дальнейшем ищется такая позиция внутри области локализации, при которой достигается минимум целевой функции ошибки.

Позиционные методы могут достигать достаточно высокой точности локализации. При локализации внутри помещений обычно используется трилатерационный метод и ИИ вида RSS, что позволяет добиваться приемлемого уровня точности при относительной простоте конструктивной и программной реализации системы. Мультилатерационные и триангуляционные методы используются реже трилатерационного метода по причине того, что конструктивная реализация систем на базе этих методов обычно обходится дороже по стоимости.

1.4.3. Методы на базе предварительного анализа области локализации

Существует ряд методов локализации, общей отличительной чертой которых является проведение тренировочного этапа для предварительного ана-

лиза области локализации путем сбора ИИ в различных точках этой области (в иностранной литературе такой этап иногда называют *scene analysis*) [27, 44, 58, 78]. Для этого область локализации разбивается на U ячеек, в каждую из которых устанавливается RFID-метка. После этого для каждой из N антенн ридера проводятся многократные (O раз) измерения, в результате чего полученная ИИ сохраняется в блоке хранения данных [45]. Таким образом, формируется таблица (карта) полученных данных, называемых радиоотпечатками или просто отпечатками (в связи с этим такие методы называют методами отпечатков) [5, 82]. После формирования таблицы проводится рабочий этап, во время которого выполняется оценка координат локализуемых меток.

В литературе в большинстве случаев рассматривается сбор ИИ вида RSS, поэтому далее будем описывать методы локализации именно в этом контексте. Приведем пример структуры RSS-таблицы для случая двумерной области локализации, поделенной на U ячеек, и использования системы с N антеннами при числе измерений O . Представлен случай, при котором $U = 4$, $N = 3$, $O = 2$ (табл. 1.2) [27]. В ячейках таблицы содержатся значения RSS, отмеченные как $RSS_{u,n,o}$, полученные во время измерений, где $u = 1, \dots, U$ — номер ячейки области локализации, $n = 1, \dots, N$ — номер антенны, $o = 1, \dots, O$ — номер измерения.

Таблица 1.2

Пример структуры таблицы RSS отпечатков

Ячейка		Значения RSS					
номер u	координаты (x, y)	антенна $n = 1$		антенна $n = 2$		антенна $n = 3$	
		$o = 1$	$o = 2$	$o = 1$	$o = 2$	$o = 1$	$o = 2$
1	(x_1, y_1)	$RSS_{1,1,1}$	$RSS_{1,1,2}$	$RSS_{1,2,1}$	$RSS_{1,2,2}$	$RSS_{1,3,1}$	$RSS_{1,3,2}$
2	(x_2, y_2)	$RSS_{2,1,1}$	$RSS_{2,1,2}$	$RSS_{2,2,1}$	$RSS_{2,2,2}$	$RSS_{2,3,1}$	$RSS_{2,3,2}$
3	(x_3, y_3)	$RSS_{3,1,1}$	$RSS_{3,1,2}$	$RSS_{3,2,1}$	$RSS_{3,2,2}$	$RSS_{3,3,1}$	$RSS_{3,3,2}$
4	(x_4, y_4)	$RSS_{4,1,1}$	$RSS_{4,1,2}$	$RSS_{4,2,1}$	$RSS_{4,2,2}$	$RSS_{4,3,1}$	$RSS_{4,3,2}$

К группе методов локализации на базе предварительного анализа области локализации можно отнести несколько методов. Опишем наиболее известные из них: метод ближайшего соседа (БС); искусственную нейронную сеть (ИНС); машину опорных векторов (МОВ).

Метод ближайшего соседа, известный в литературе также как обзорно-сравнительный метод [89, 90], реализует следующий алгоритм [5, 27]:

1) проводится этап предварительного анализа области локализации и строится RSS-таблица;

2) во время рабочего этапа производится измерение значений RSS сигналов от каждой метки с помощью всех антенн системы (формируется вектор ω из N значений RSS);

3) вектор ω сравнивается с каждым u -м вектором RSS_u из RSS-таблицы, при этом ищется такая u -я строка таблицы, вектор RSS_u которой имеет минимальное различие (или максимальное подобие) с вектором ω ;

4) координаты найденной строки считаются оценкой $\hat{l} = (\hat{x}, \hat{y})$ координат метки.

Таким образом, производится поиск БС в векторном пространстве RSS значений. Воспользовавшись [91], запишем выражение для оценки координат метки при использовании критерия минимального различия [27]:

$$\hat{l} = \text{position} \left[\arg \min_{u \in \{1, \dots, U\}} \Delta(\omega, RSS_u) \right], \quad (1.2)$$

где $\text{position}(u)$ — функция получения координат ячейки области локализации по ее номеру u ;

$\Delta(\omega, RSS_u)$ — функция различия вектора ω и вектора RSS_u .

Функция $\Delta(\omega, RSS_u)$ с использованием метода наименьших квадратов может определяться как [5, 27, 45]

$$\Delta(\omega, RSS_u) = \sum_{n=1}^N \left(\omega_n - \frac{1}{O} \sum_{o=1}^O RSS_{u,n,o} \right)^2. \quad (1.3)$$

Модификациями метода БС являются метод K ближайших соседей (КБС) и метод K взвешенных ближайших соседей (КВБС) [5, 58, 78]. При реализации этих методов ищется не один вектор, а K векторов с минимальным различием в RSS-пространстве. После этого проводится усреднение координат ячеек, соответствующих найденным векторам. Для метода КВБС при усреднении также учитываются весовые коэффициенты, определяемые значениями функции различия $\Delta(\omega, RSS_u)$ из выражения (1.3).

Описанные методы ближайших соседей основаны на детерминированной модели. Существуют варианты использования этих методов с учетом вероятностных характеристик распределения значений RSS [27, 45, 63, 74]. В этом случае во время этапа предварительного анализа в каждой ячейке области локализации проводятся измерения, число которых строго больше единицы ($O > 1$). Это позволяет учесть случайный характер измеряемых значений RSS. В дальнейшем осуществляется поиск ячейки области локализации с использованием критерия максимального правдоподобия [63, 74]. Рассмотрим вероятностный метод БС, при реализации которого оценка координат метки определяется следующим выражением [27, 63]:

$$\hat{l} = \text{position} \left[\arg \max_{u \in \{1, \dots, U\}} \Gamma(\omega | u) \right], \quad (1.4)$$

где $\Gamma(\omega | u)$ — функция правдоподобия получения вектора ω значений RSS с помощью антенн ридера в u -й ячейке области локализации.

В предположении статистической независимости измерений функция $\Gamma(\omega | u)$, входящая в (1.4), определяется как [63]

$$\Gamma(\omega | u) = \prod_{n=1}^N \gamma(\omega_n | u, n), \quad (1.5)$$

где $\gamma(\omega_n | u, n)$ — функция правдоподобия получения значения RSS ω_n с помощью n -й антенны ридера в u -й ячейке области локализации.

Функция правдоподобия $\gamma(\omega_n | u, n)$ из выражения (1.5) может формироваться с помощью гистограммы или через сумму ядерных функций [74]. Во втором случае она задается как [74]

$$\gamma(\omega_n | u, n) = \frac{1}{O} \sum_{o=1}^O f_k(\omega_n, RSS_{u,n,o}), \quad (1.6)$$

где $f_k(\omega_n, RSS_{u,n,o})$ — ядерная функция, в качестве которой часто используется гауссовская функция [74]

$$f_k(\omega_n, RSS_{u,n,o}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-\frac{(\omega_n - RSS_{u,n,o})^2}{2\sigma_k^2}\right], \quad (1.7)$$

где σ_k — среднеквадратическое отклонение (СКО), которое обычно выбирается опытным путем по степени зашумленности измерений.

Отметим, что метод K ближайших соседей в предположении статистической независимости измерений, получаемых с помощью разных антенн, вырождается в метод наивного байесовского классификатора (НБК) [92]. В связи с этим в дальнейшей работе будем пользоваться термином НБК для описания метода КВБС со строгими предположениями о независимости.

Известен вариант использования критерия апостериорного максимума [76, 92]. При этом оценка координат метки методом БС определяется как [27]

$$\hat{l} = \text{position} \left[\arg \max_{u \in \{1, \dots, U\}} \Gamma(u | \omega) \right], \quad (1.8)$$

где $\Gamma(u | \omega)$ — апостериорная плотность вероятности расположения метки в u -й ячейке области локализации.

Функция $\Gamma(u | \omega)$, входящая в (1.8), определяется по формуле Байеса:

$$\Gamma(u | \omega) = \frac{\Gamma(\omega | u)\Gamma(u)}{\Gamma(\omega)}, \quad (1.9)$$

где $\Gamma(u)$ — априорная плотность вероятности расположения метки в u -й ячейке области локализации;

$\Gamma(\omega)$ — плотность вероятности получения вектора ω значений RSS с помощью антенн ридера.

Таким образом, согласно выражениям (1.8) и (1.9), при оценке апостериорного максимума необходимо вычислять функцию правдоподобия $\Gamma(\omega|u)$ и априорную плотность вероятности $\Gamma(u)$. Плотность вероятности $\Gamma(\omega)$ при максимизации можно не рассчитывать, поскольку она не зависит от u . Функция $\Gamma(\omega|u)$ определяется по выражениям (1.5)–(1.7) с использованием данных из RSS-таблицы. Для определения функции $\Gamma(u)$ при использовании итерационной модели может применяться рекурсивное вычисление. При этом функция $\Gamma(u)$ на некоторой итерации принимается равной функции $\Gamma(u|\omega)$ на предыдущей итерации. На первой итерации функция $\Gamma(u)$ может быть задана равномерным законом распределения.

Искусственная нейронная сеть. Метод, основанный на использовании ИНС, заключается в обучении сети на достаточно большой выборке ИИ, полученной на этапе предварительного анализа [9, 27, 58]. После этого, в случае успешного обучения, ИНС может выполнять оценку местоположения меток. При этом результирующая оценка может формироваться как оценка \hat{l} координат местоположения метки (точечный подход) или оценка \hat{p} вектора вероятностей нахождения метки в каждой из F зон, на которые поделена область локализации (зонный подход).

Обобщенный алгоритм работы системы локализации на базе ИНС может выглядеть следующим образом [9, 27, 60]:

- 1) проводится этап предварительного анализа области локализации и строится таблица ИИ, которая делится на две подтаблицы из U_1 и U_2 строк;
- 2) выбирается структура ИНС и алгоритм обучения ИНС;
- 3) проводится обучение ИНС на основе данных из первой подтаблицы;
- 4) проводится тестирование обученной ИНС с помощью данных из второй подтаблицы, проверяется адекватность результирующих оценок ИНС;

5) в случае неудовлетворительного соответствия оценок истинным значениям меняется структура ИНС или алгоритм обучения, после чего повторяются пункты 3 и 4;

б) в случае удовлетворительного соответствия оценок истинным значениям ИНС считается сформированной и может проводиться рабочий этап, в ходе которого ИНС, при поступлении на ее входы вектора ω ИИ, формирует на выходах оценку местоположения RFID-метки.

Обычно в качестве ИНС для пространственной локализации используются многослойные персептроны с одним внутренним слоем, причем число входных нейронов пропорционально числу антенн в системе, а число выходных нейронов равно размерности пространства или числу зон, на которые разбивается область локализации [5, 9, 60]. В качестве алгоритма обучения ИНС может использоваться алгоритм обратного распространения ошибки [5, 9, 92]. На рис. 1.4 представлены примеры схем трехслойного персептрона для обоих вариантов реализации метода локализации (цифрами обозначены номера нейронов каждого слоя). Рассмотрен случай системы, содержащей $N = 4$ антенны, использования 8 нейронов в скрытом слое и разделения области локализации на $F = 4$ зоны.

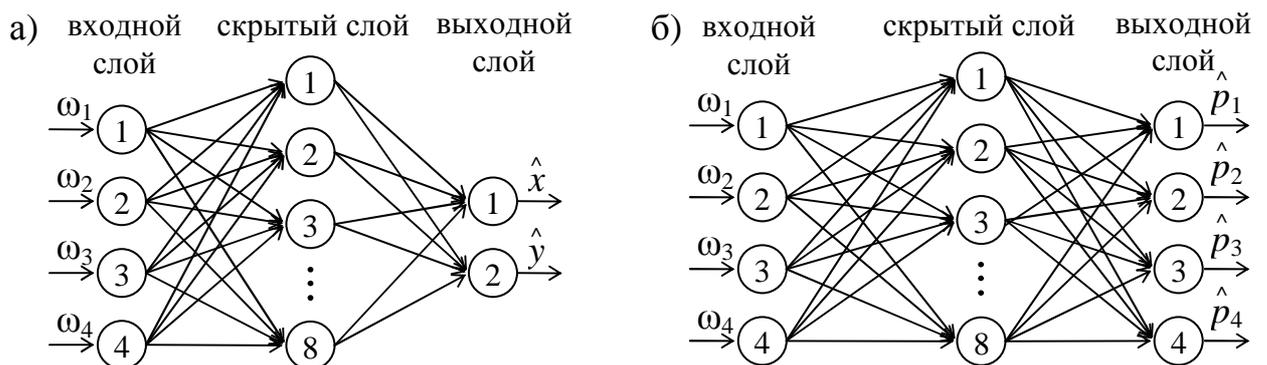


Рис. 1.4. Примеры схем искусственной нейронной сети для оценки точечных координат местоположения RFID-меток (а) и оценки вектора вероятностей размещения меток в зонах, на которые разбивается область локализации (б)

Машина опорных векторов. Метод МОВ обычно реализуется с помощью классификационного алгоритма [8, 27]. Суть классификационного ме-

тогда МОВ состоит в поиске нескольких гиперплоскостей, каждая из которых делит N -мерное пространство измерений на две части. При этом каждой из частей пространства измерений ставится в соответствие некоторая зона области локализации.

В дальнейшем, если классифицирующие гиперплоскости найдены, то при получении вектора ω измерений от некоторой метки с помощью N антенн системы можно последовательно провести его классификацию в пространстве измерений с помощью каждой из гиперплоскостей. Вследствие соответствия частей пространства измерений зонам области локализации, при классификации будет найдена результирующая зона области локализации, которая принимается в качестве оценки местоположения метки.

Запишем обобщенный алгоритм метода МОВ [8, 27]:

1) проводится этап предварительного анализа области локализации и строится таблица ИИ, причем каждой позиции, в которой проводились измерения, ставится в соответствие одна из F зон, на которые поделена область локализации;

2) проводится обучение МОВ путем анализа таблицы ИИ (определяется необходимое число гиперплоскостей и формируются их параметры, определяющие расположение в пространстве измерений);

3) во время рабочего этапа при локализации некоторой RFID-метки формируется вектор ω ИИ;

4) проводится классификация вектора ω в пространстве измерений с помощью сформированных гиперплоскостей, после чего определяется зона области локализации, которая принимается в качестве оценки местоположения (или находится вектор вероятностей нахождения метки в каждой из F зон).

Рассмотренные методы на базе предварительного анализа области локализации позволяют достичь достаточно высокой точности локализации. Точность при этом в первую очередь зависит от объема таблицы ИИ. Для метода ИНС точность также существенным образом зависит от типа и структуры сети, а для метода МОВ — от алгоритма обучения.

Однако построение достаточно большой таблицы ИИ с целью повышения точности локализации требует значительных затрат времени. К тому же, собранная информация может быстро устареть из-за изменения обстановки в области локализации. Поэтому для устранения указанных недостатков применяют метки-маяки.

1.4.4. Методы на базе меток-маяков

Метки-маяки представляют собой RFID-метки, расположенные в заранее известных позициях. Среди методов локализации, использующих метки-маяки, можно выделить методы ближайших соседей и метод интерференции.

Методы ближайших соседей реализуются согласно принципам, описанным ранее, с тем отличием, что в качестве постоянных источников информации для таблицы ИИ применяются метки-маяки, равномерно размещаемые в области локализации [6, 13, 27, 44]. При этом этап предварительного анализа исключается, что существенно снижает временные затраты. При реализации такого подхода точность локализации главным образом определяется числом меток-маяков и характером их размещения. Недостатком этого подхода можно считать возможность возникновения интерференций, а также увеличение продолжительности процедуры локализации и увеличение стоимости системы, вследствие увеличения общего числа меток.

Метод интерференции заключается в оценивании местоположения объектов локализации путем анализа изменчивости параметров сигналов, получаемых от меток-маяков [13, 27]. Для этого с помощью антенн системы производится непрерывный мониторинг ИИ (обычно вида RSS) меток-маяков. Если состояние области локализации остается статичным, то значения RSS меток также остаются приблизительно неизменными. При внесении в область локализации некоторого объекта, значения RSS существенно меняются, причем наибольшие изменения происходят в сигналах от тех меток-маяков, которые расположены в непосредственной близости от внесенного объекта. Измерив отличия в значениях RSS меток до внесения объекта и по-

сле, и, найдя те метки, изменения в значениях RSS которых максимальны, можно определить местоположение внесенного объекта [13]. Такой метод успешно работает только в случае локализации небольшого числа объектов (или даже лишь одного объекта) и не позволяет достигнуть высокой точности. Однако преимущество этого метода заключается в том, что объект локализации может не иметь установленной на него метки, поскольку оценка его местоположения выполняется на основе анализа сигналов от меток-маяков.

1.4.5. Сравнительный анализ методов

Все описанные методы пространственной локализации можно условно разделить по типу формируемых оценок на точечные и зонные. Результатом работы точечных методов является оценка координат местоположения RFID-метки, а результатом работы зонных — оценка номера зоны, в которой находится метка, или вектор вероятностей нахождения метки в каждой из зон. Следует отметить, что некоторые методы могут формировать оценки обоих типов в зависимости от варианта синтезированного на их основе алгоритма. Так, например, к их числу относятся методы БС (в том числе НБК) и ИНС.

При разработке систем пространственной локализации важной является задача выбора вида измерительной информации и метода локализации, исходя из требований по точности и сложности реализации, а также других характеристик, определяемых предполагаемой областью применения.

В табл. 1.3 приведены основные характеристики рассмотренных методов [27]. Можно сделать вывод, что наибольшую точность локализации могут обеспечивать методы триангуляции, ближайших соседей (в том числе НБК), искусственной нейронной сети и машины опорных векторов. Наиболее простыми по конструктивной и программной реализации являются метод пересечений, трилатерационный метод и метод интерференции. Эти методы особенно перспективны при решении тех задач, когда высокая точность не требуется, что может быть необходимо, например, при локализации объектов в зданиях с точностью до некоторого помещения внутри здания.

Таблица 1.3

Сравнение методов пространственной локализации

Группа	Метод	Вид ИИ	Характеристики метода
—	пересечений	proximity	точность: низкая или средняя (определяется размещением антенн); сложность реализации: низкая; тип: точечный
позиционные	трилатерационный	RSS, TOA, POA, IR	точность: средняя; сложность реализации: низкая (при использовании ИИ видов RSS или IR); тип: точечный
	мультилатерационный	TDOA	точность: средняя; сложность реализации: средняя (требуется временная синхронизация антенн); тип: точечный
	триангуляционный	AOA	точность: средняя или высокая; сложность реализации: высокая (требуются специальные антенные системы); тип: точечный
предварительный анализ области локализации	БС (в том числе НБК)	любая	точность: средняя или высокая; сложность реализации: средняя; тип: точечный или зонный
	ИНС		точность: средняя или высокая; сложность реализации: средняя; тип: точечный или зонный
	МОВ		точность: средняя или высокая; сложность реализации: средняя; тип: зонный
метки-маяки	БС (в том числе НБК)	обычно RSS	точность: средняя или высокая; сложность реализации: средняя; тип: точечный или зонный
	интерференции		точность: низкая; сложность реализации: низкая; тип: точечный или зонный

Отметим, что в настоящей работе метод пересечений отнесен к точечным, а не зонным методам, поскольку в качестве оценки местоположения метки выбирается точка центра масс результирующей зоны позиционирования. Кроме этого, в отличие от обычных зонных методов, зоны позиционирования метода пересечений в общем случае различны как по форме, так и по размеру и определяются размещением антенн и размером их зон действия, в то время как форма и размер зон классификации зонных методов являются произвольными и задаются разработчиком системы.

Наибольший интерес вызывают методы, использующие ИИ видов proximity, RSS и IR, поскольку для получения такой информации пригодны типовые RFID-ридеры, присутствующие на рынке. С этой точки зрения наиболее интересен трилатерационный метод, позволяющий обрабатывать два из трех вышеперечисленных видов ИИ (RSS и IR) и обеспечивающий приемлемую точность локализации. Однако недостатком трилатерационного метода является требование наличия достаточно точной модели зависимости расстояния от информационного параметра (для построения линий положения), причем параметры модели определяются или уточняются на предварительном этапе. Кроме этого, известные реализации метода не позволяют удобным образом учесть возможную эллиптичность линий положения и игнорируют важную ИИ, заключающуюся в фактах неполучения ответов от меток, что в результате приводит к снижению точности локализации. С целью исключения предварительного этапа и повышения точности локализации целесообразным является совершенствование трилатерационного метода.

Помимо трилатерационного метода приемлемую точность могут обеспечивать и другие методы. В связи с этим актуальным видится исследование вопроса комбинирования таких методов с целью повышения результирующей точности. При этом возможно также одновременное использование и различных видов ИИ. Известно, что в работах [16-19] предложены подходы к обработке ИИ нескольких видов, однако при этом не рассматривается вопрос комбинирования алгоритмов и условий получения ИИ. С другой стороны,

известны работы [20, 21] по объединению алгоритмов локализации, однако в них используется ИИ только одного вида.

Также известны классические радиотехнические системы, основанные на одновременном использовании нескольких позиционных методов (угломерно-дальномерные, дальномерно-разностно-дальномерные, угломерно-разностно-дальномерные и т.д. [89, 90, 93, 94]). Однако используемый в них подход обычно неприменим для типовых систем RFID-локализации, поскольку в RFID-системах в общем случае отсутствует возможность сбора временной, фазовой и угловой ИИ (или такая возможность сопровождается техническими осложнениями).

Известны также подходы, предлагающие использовать одновременно несколько различных технологий. Например, технологии RFID и компьютерного зрения [95], спутниковые системы и сотовые сети [96], а также информацию, получаемую с датчиков смартфонов, от базовых станций сотовых сетей и от точек доступа Wi-Fi [97]. Однако очевидно, что такие решения являются существенно более дорогостоящими.

1.5. Размещение антенн RFID-системы в пространстве

Для большинства методов пространственной локализации (и в первую очередь для метода пересечений) результирующая точность локализации в существенной мере зависит от того, как именно размещены антенны ридера.

В литературе имеется ряд работ посвященных теме оптимального размещения антенн в пространстве. При этом используется множество различных критериев оптимальности. Так, в [98] представлена методика поиска наилучшего размещения точек доступа в беспроводных сетях. Авторы добиваются максимизации покрытия рабочей области зонами действия антенн, минимизации интерференции между точками доступа, максимизации пропускной способности, а также минимизации числа точек доступа. В [99] авторы решают задачу оптимального распределения клиентов по базовым

станциям сети, стремясь минимизировать общие затраты. В [100] приведены некоторые другие факторы, которые могут использоваться при формировании критерия оптимальности размещения базовых станций.

В [101] рассмотрен вопрос оптимального размещения антенн в классической RFID-системе (не обеспечивающей локализацию объектов). В этой работе авторы добиваются минимизации площади областей, в которых пересекаются зоны действия нескольких антенн, минимизации числа антенн, внутри зон действия которых не расположены RFID-метки, максимизации числа меток находящихся внутри зон действия антенн и др.

Известны также работы посвященные оптимизации размещения антенн при решении задачи локализации объектов в пространстве. В [22] проводится максимизация усредненного отношения величины разрешающей способности к степени изменчивости сигнала во времени. Недостатком данного критерия является необходимость наличия тренировочных (калибровочных) данных. В [23] выполняется минимизация размеров всех образуемых в области локализации зон неопределенности. При этом под зоной неопределенности понимается такая область, которая образуется путем пересечения двух или более колец с центрами в точках размещения антенн и радиусами соответствующими минимальным и максимальным дальностям действия антенн. Одним из недостатков этого критерия можно считать его относительно высокую вычислительную сложность. В работе [24] предлагается для максимизации точности локализации добиваться того, чтобы каждая точка области локализации была покрыта зонами действия как минимум трех антенн, и при этом минимизировать общее число антенн. В [25] авторы стремятся минимизировать среднюю ошибку локализации, используя вероятностную модель распределения измерительной информации в виде уровней сигнала. Работа [102] предполагает использование метода отпечатков для локализации и основана на минимизации числа «похожих» отпечатков. При этом недостатком работ [25, 102] является необходимость в наличии предварительно полученных данных, позволяющих выбрать параметры используемых моделей.

1.6. Выводы по разделу

1.6.1. Проанализированы основные технологии, позволяющие проводить синтез систем пространственной локализации. Установлено, что технология радиочастотной идентификации с использованием пассивных меток, работающих в УВЧ диапазоне, является наилучшей с точки зрения минимизации стоимости внедрения при решении задачи двумерной пространственной локализации множества объектов внутри закрытых помещений.

1.6.2. Проведен анализ видов измерительной информации, получаемой от RFID-меток. Показано, что ИИ в виде факта ответа метки, уровня мощности сигнала ответа и отношения числа полученных ответов к числу посланных запросов доступна практически во всех коммерческих реализациях RFID-ридеров. В связи с этим решено использовать ИИ перечисленных видов в качестве базовой для дальнейших исследований.

1.6.3. Выполнен аналитический обзор методов пространственной локализации и определены методы, обеспечивающие наибольшую точность локализации.

1.6.4. Установлено, что известные реализации трилатерационного метода пространственной локализации на базе RFID-технологии требуют проведения предварительного этапа сбора ИИ, а также не учитывают возможную эллиптичность линий положения и игнорируют ИИ, заключающуюся в фактах неполучения ответов от меток. Исходя из этого, целесообразным является совершенствование трилатерационного метода.

1.6.5. Установлено, что точность пространственной локализации на базе RFID-технологии может быть увеличена путем комбинирования различных методов локализации и видов измерительной информации.

1.6.6. Отмечено, что точность известных методов пространственной локализации существенным образом зависит от размещения антенн RFID-системы. Рассмотрен ряд подходов к решению задачи оптимизации размещения антенн и определены основные недостатки этих подходов.

РАЗДЕЛ 2

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ

В разделе представлены различные подходы к развитию методов пространственной RFID-локализации объектов. Проведено совершенствование трилатерационного метода пространственной локализации путем упрощения зависимости расстояния от информационного параметра, учета возможной эллиптичности линий положения и использования дополнительной измерительной информации. Разработан комбинированный метод локализации, позволяющий повысить точность за счет объединения алгоритмов локализации точечных и зонных типов, а также обработки различной измерительной информации, получаемой при излучении запросных сигналов на нескольких мощностях.

Материалы раздела опубликованы в работах [28, 31, 36-39, 43, 47-50, 52, 53].

2.1. Совершенствование трилатерационного метода локализации

Как было показано в первом разделе, в ходе реализации трилатерационного метода оценка $\hat{l} = (\hat{x}, \hat{y})$ местоположения локализуемой RFID-метки в двумерной области локализации формируется как точка пересечения окружностей положения, радиусы которых определяются значениями информационного параметра сигналов метки (см. рис. 1.3, а). Оценка местоположения обычно находится путем решения оптимизационной задачи с использованием метода наименьших квадратов. Запишем выражение для расчета оценки \hat{l}_i местоположения, сформированной путем обработки ИИ i -го вида [52, 103]:

$$\hat{l}_i = \arg \min_l \sum_{n \in q} [d_n - d'_n(\omega_{i,n})]^2, \quad (2.1)$$

где $l = (l_x, l_y)$ — точка текущей итерации цикла поиска оценки;

d_n — расстояние между n -й антенной и точкой l ;

$d'_n(\omega_{i,n})$ — зависимость расстояния между n -й антенной и меткой от значения информационного параметра i -го вида, обозначаемого как $\omega_{i,n}$ и формируемого при получении сигналов от метки с помощью n -й антенны.

Расстояние d_n для случая двумерной локализации задается следующим выражением [28]:

$$d_n = \sqrt{(a_{n,x} - l_x)^2 + (a_{n,y} - l_y)^2}, \quad (2.2)$$

где $(a_{n,x}, a_{n,y})$ — координаты точки размещения n -й антенны.

Отметим, что кроме представленного в выражении (2.1) варианта задания минимизируемой функции в виде суммы квадратов разностей (Евклидова метрика), могут использоваться и другие варианты ее задания: например в виде суммы модулей разностей (Манхэттеннова метрика) или в виде суммы квадратов разностей квадратных корней (Хеллинджерова метрика) [49, 104].

2.1.1. Упрощение зависимости расстояния от информационного параметра

Для нахождения оценок местоположения RFID-меток необходимо каким-либо образом задать зависимость $d'_n(\omega_{i,n})$ в выражении (2.1). Широко используемым на практике способом задания этой зависимости является ее аппроксимация в виде полинома второй или более высокой степени [14, 77]. Коэффициенты полинома при этом находятся путем проведения регрессионного анализа по полученным от тренировочных меток значениям информационного параметра в ходе предварительного этапа сбора ИИ.

С целью исключения предварительного этапа предлагается представить функцию $d'_n(\omega_{i,n})$ в виде прямой или обратной (в зависимости от вида используемой ИИ) пропорциональной зависимости расстояния от информационного параметра. Предполагается, что при локализации пассивных RFID-

меток, предназначенных для работы на малых расстояниях (порядка единиц метров), пренебрежение членами второго и более высоких порядков приведет к достаточно небольшому уменьшению точности местоопределения (данное предположение подтверждается в дальнейшем экспериментом) [47]. Это позволяет уменьшить до двух число параметров модели, которые должны быть каким-либо образом заданы.

С целью дальнейшего упрощения модели будем проводить нормирование значений $\omega_{i,n}$ информационного параметра относительно значения $\omega_{i,0}$ информационного параметра, полученного с помощью некоторой опорной ($n = 0$) антенны. В качестве опорной антенны принимается та антенна, с помощью которой от локализуемой в текущий момент времени метки получено наибольшее значение информационного параметра. Аналогично, будем нормировать расстояния d_n к расстоянию d_0 между опорной антенной и точкой l . Это позволит полностью исключить необходимость в предварительном задании каких-либо параметров модели.

Таким образом, задача вычисления оценки местоположения RFID-метки сводится к задаче решения пропорций. Для случая обратной зависимости между расстояниями и значениями информационного параметра задача записывается следующим образом [52]:

$$\frac{d_n}{d_0} = \frac{\omega_{i,0}}{\omega_{i,n}}, \quad n \in q. \quad (2.3)$$

С учетом вышесказанного перепишем выражение (2.1) для расчета оценки местоположения RFID-метки. При этом для различных видов ИИ следует использовать различные выражения. Для случая ИИ вида IR выражение оценки \hat{l}_{IR} местоположения метки запишем следующим образом [52]:

$$\hat{l}_{IR} = \arg \min_l \sum_{n \in q} \left(d_n - d_0 \frac{\omega_{IR,0}}{\omega_{IR,n}} \right)^2, \quad (2.4)$$

где $\omega_{IR,0}$ — значение IR, полученное с помощью опорной антенны;

$\omega_{IR,n}$ — значение IR, полученное с помощью n -й антенны.

Использование ИИ вида RSS характеризуется особенностью, заключающейся в том, что в современных RFID-ридерах результаты измерений обычно выражаются в единицах дБм (или в других производных единицах). Поэтому необходимо дополнительно проводить сдвиг получаемых значений RSS на некоторую величину $\omega_{RSS,max}$, которая имеет смысл максимально возможного теоретически значения RSS. Это проводится для того, чтобы отношение значений RSS могло принимать значения в диапазоне от 1 до ∞ . Следует отметить, что для задания значения величины $\omega_{RSS,max}$ не требуется проведение предварительного этапа, поскольку оно может быть задано исходя из уровня мощности запросных сигналов и технических характеристик используемых ридера и меток.

Таким образом, выражение для расчета оценки \hat{l}_{RSS} местоположения метки принимает вид [28, 47, 52]:

$$\hat{l}_{RSS} = \arg \min_l \sum_{n \in q} \left(d_n - d_0 \frac{\omega_{RSS,n} - \omega_{RSS,max}}{\omega_{RSS,0} - \omega_{RSS,max}} \right)^2, \quad (2.5)$$

где $\omega_{RSS,n}$ — значение RSS, полученное с помощью n -й антенны;

$\omega_{RSS,0}$ — значение RSS, полученное с помощью опорной антенны.

Отметим, что в выражении (2.5) отношение разностей RSS инвертировано по сравнению с аналогичным отношением значений IR в (2.4), поскольку модули разностей RSS (выраженных в дБм) находятся в прямой зависимости с расстояниями между антеннами и RFID-меткой.

2.1.2. Учет эллиптичности линий положения

Выражения (2.4) и (2.5) получены в предположении использования антенн, имеющих изотропные в плоскости локализации диаграммы направленности (ДН). Такие антенны формируют круговые зоны действия и, соответственно, круговые линии положения (см. рис. 1.3, а). Однако иногда в RFID-системах применяются антенны, обладающие направленными свойствами.

При использовании таких антенн форма линий положения может принимать эллиптический характер (рис. 2.1) [28].

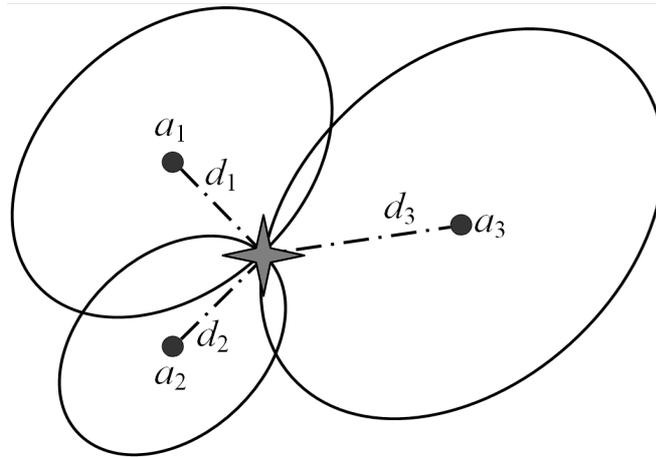


Рис. 2.1. Пример реализации трилатерационного метода с учетом эллиптичности линий положения

Известна работа [77], в которой подобный эффект учитывается путем построения зависимостей $d'_n(\omega_{i,n})$ отдельно для каждой из осей x и y и использования ряда эвристик. Однако более общим решением будет введение в выражения (2.4) и (2.5) поправочных эллиптических коэффициентов. Представим модификацию этих выражений для оценки местоположения метки с учетом эллиптичности линий положения [28, 52]:

$$\hat{l}_{IR} = \arg \min_l \sum_{n \in q} \left[d_n - d_0 \frac{\omega_{IR,0} k(\varphi_n)}{\omega_{IR,n} k(\varphi_0)} \right]^2; \quad (2.6)$$

$$\hat{l}_{RSS} = \arg \min_l \sum_{n \in q} \left[d_n - d_0 \frac{\omega_{RSS,n} - \omega_{RSS,\max} k(\varphi_n)}{\omega_{RSS,0} - \omega_{RSS,\max} k(\varphi_0)} \right]^2, \quad (2.7)$$

где $k(\varphi_n)$ — эллиптический коэффициент для азимута φ_n на точку l относительно точки a_n размещения n -й антенны;

$k(\varphi_0)$ — эллиптический коэффициент для азимута φ_0 на точку l относительно точки a_0 размещения опорной антенны.

Эллиптический коэффициент $k(\varphi)$ для некоторого азимута φ может быть задан с помощью выражения, вывод которого приведен в приложении А [28, 52]:

$$k(\varphi) = \frac{f_e}{\sqrt{f_e^2 + \cos(\varphi - \psi)^2 (1 - f_e^2)}}, \quad (2.8)$$

где f_e — отношение длин большой и малой полуосей эллипсов положения (и эллипсов зон действия антенн);

ψ — угол поворота эллипсов положения (и эллипсов зон действия антенн) относительно некоторого начального направления.

Значения f_e и ψ определяются в первую очередь конструкцией и азимутальным углом поворота антенн.

2.1.3. Учет фактов неполучения ответных сигналов от RFID-меток

Все представленные ранее выражения для оценки местоположения RFID-метки при использовании трилатерационного метода позволяют достигать высокой точности в тех идеальных случаях, когда сигналы от локализуемой метки принимаются с помощью всех антенн, внутри зон действия которых она находится.

Однако возможны ситуации (особенно при использовании малых мощностей запросных сигналов), когда некоторые антенны, расположенные вблизи меток, не обеспечивают прием их ответных сигналов (например, вследствие влияния других радиоэлектронных устройств или эффектов затухания и многолучевости при распространении сигналов). ИИ такого рода (в виде фактов неполучения ответов от меток) не учитывается в рассмотренных выражениях, что может приводить к уменьшению результирующей точности.

Для пояснения данной проблемы рассмотрим пример. Предположим, что имеется RFID-система, включающая в себя четыре антенны, и сигналы от некоторой RFID-метки получены с помощью антенн, размещенных в точках a_1 , a_3 и a_4 (рис. 2.2). Также предположим, что полученная ИИ свидетельству-

ют о том, что метка расположена в окрестности точки a_2 (соответствующие линии положения и результирующая оценка в виде звезды показаны на рисунке). Однако реально метка может находиться гораздо ниже (возможная позиция отмечена крестом). В пользу этого говорит тот факт, что ответ от метки не был получен с помощью антенны, размещенной в точке a_2 , то есть метка должна находиться вдали от этой антенны.

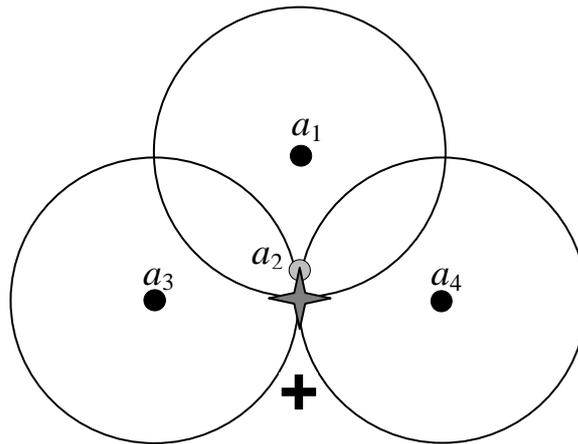


Рис. 2.2. Иллюстрация неправильной локализации RFID-метки трилатерационным методом из-за игнорирования ИИ в виде факта неполучения ответов

С целью учета ИИ в виде фактов неполучения ответов от меток предлагается ввести специальную функцию (назовем ее штрафной функцией) в выражения вычисления оценок. Такая функция должна приводить к увеличению значения минимизируемого выражения для тех точек l , которые находятся в окрестности точек размещения антенн, с помощью которых не приняты сигналы от метки. С учетом вышесказанного перепишем выражения (2.6) и (2.7) следующим образом [49]:

$$\hat{l}_{IR} = \arg \min_l \left\{ \sum_{n \in q} \left[d_n - d_0 \frac{\omega_{IR,0} k(\varphi_n)}{\omega_{IR,n} k(\varphi_0)} \right]^2 + \sum_{n' \in q_a \setminus q} f_p(d_{n'}) \right\}; \quad (2.9)$$

$$\hat{l}_{RSS} = \arg \min_l \left\{ \sum_{n \in q} \left[d_n - d_0 \frac{\omega_{RSS,n} - \omega_{RSS,\max} k(\varphi_n)}{\omega_{RSS,0} - \omega_{RSS,\max} k(\varphi_0)} \right]^2 + \sum_{n' \in q_a \setminus q} f_p(d_{n'}) \right\}, \quad (2.10)$$

где $q_a = \{1, \dots, N\}$ — множество номеров всех антенн RFID-системы;

$f_p(d_{n'})$ — штрафная функция.

Зададим штрафную функцию $f_p(d_{n'})$ для расстояния $d_{n'}$ между n' -й антенной и точкой l при использовании Евклидовой метрики и без учета эллиптичности зон действия антенн следующим образом [49]:

$$f_p(d_{n'}) = \begin{cases} (R - d_{n'})^2 & \text{если } d_{n'} < R; \\ 0 & \text{если } d_{n'} \geq R, \end{cases} \quad (2.11)$$

где R — радиус зоны действия n' -й антенны.

В случае применения антенн с эллиптическими зонами действия выражение (2.11) может быть преобразовано к виду

$$f_p(d_{n'}) = \begin{cases} [a_e k(\varphi_{n'}) - d_{n'}]^2 & \text{если } d_{n'} < a_e k(\varphi_{n'}); \\ 0 & \text{если } d_{n'} \geq a_e k(\varphi_{n'}), \end{cases} \quad (2.12)$$

где a_e — длина малой полуоси эллиптической зоны действия n' -й антенны;

$k(\varphi_{n'})$ — эллиптический коэффициент для азимута $\varphi_{n'}$ на точку l относительно точки $a_{n'}$ размещения n' -й антенны.

2.1.4. Разработка эвристических процедур для локализации RFID-меток, сигналы от которых получены с помощью одной или двух антенн

Как известно, трилатерационный метод локализации позволяет получать однозначные двумерные оценки местоположения в тех случаях, когда ответные сигналы RFID-метки приняты с помощью трех или более антенн. При получении ответов с помощью только одной или двух антенн в общем случае невозможно получить однозначную оценку. В связи с этим будем использовать следующие эвристические процедуры [28, 52].

Для случая приема ответных сигналов от RFID-метки с помощью двух антенн в качестве оценки местоположения метки предлагается выбирать точку на отрезке, соединяющем точки размещения этих двух антенн. При этом ИИ определяет положение точки на отрезке: оценка ближе к точке размещения той антенны, с помощью которой получено большее значение информа-

ционного параметра (для обратной зависимости между расстояниями и значениями информационного параметра) [28, 52]. Пример реализации такого подхода представлен на рис. 2.3, а.

Для случая приема ответных сигналов от RFID-метки с помощью одной антенны предлагается выделять два варианта формирования оценки [28, 52]. В случае размещения антенны с краю области локализации оценкой местоположения метки будем выбирать точку на отрезке, соединяющем точку размещения антенны и точку на краю области локализации максимально удаленную от прочих антенн (рис. 2.4, б). При этом ИИ, полученная от метки, определяет положение точки на отрезке: чем больше значение информационного параметра, тем ближе оценка к точке размещения антенны. В случае размещения антенны не с краю области локализации оценкой для минимизации ошибки следует выбирать точку размещения антенны (рис. 2.3, в).

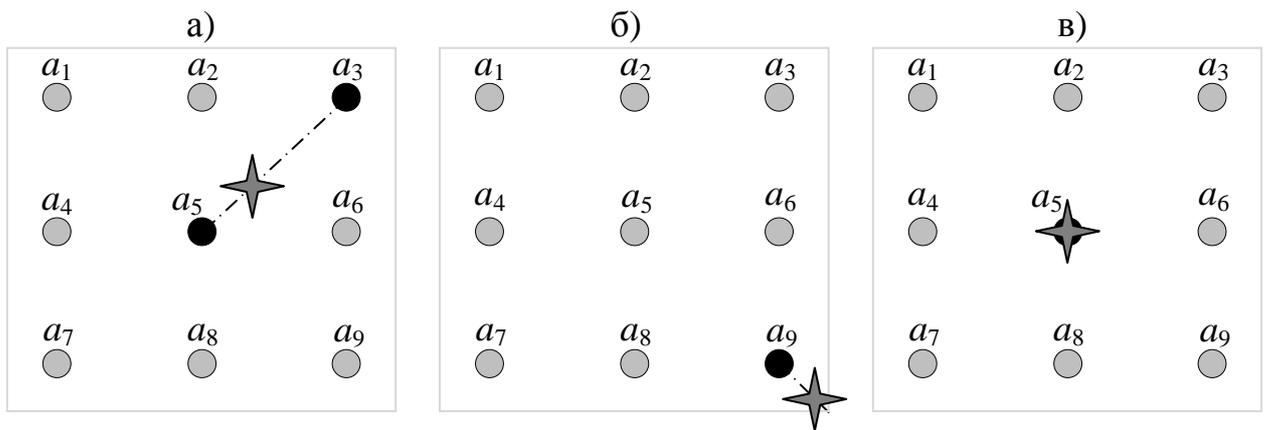


Рис. 2.3. Пример реализации эвристических процедур для локализации меток, ответы которых получены с помощью двух (а) или одной (б, в) антенны

Отметим, что представленные процедуры эффективны не для любых возможных вариантов размещения антенн, хотя они успешно подходят для часто используемого размещения в виде квадратной сетки (см. рис. 2.3) [52].

Таким образом, усовершенствованный трилатерационный метод пространственной локализации позволяет исключить предварительный этап сбора ИИ за счет упрощения зависимости расстояния от информационного параметра, а также повысить точность локализации за счет учета эллиплично-

сти линий положения, использования ИИ в виде фактов неполучения ответов от меток и применения разработанных эвристических процедур.

2.2. Разработка комбинированного метода локализации

Важной с точки зрения повышения точности пространственной локализации задачей является разработка метода, позволяющего использовать несколько базовых алгоритмов локализации, основанных на различных методах и обрабатывающих измерительную информацию различных видов. В литературе не представлено общего подхода, позволяющего использовать одновременно точечные и зонные алгоритмы локализации, обрабатывающие ИИ различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов на различных мощностях. Последнее особенно важно для пассивной RFID-технологии, поскольку в таком случае мощность запросных сигналов существенным образом определяет результаты измерений.

В связи с этим в настоящем подразделе проводится разработка комбинированного метода пространственной RFID-локализации. При этом подразумевается использование пассивных RFID-меток, однако основные идеи справедливы и при использовании активных меток. Рассмотрим вначале вопрос объединения точечных алгоритмов.

2.2.1. Объединение точечных алгоритмов локализации

Одним из простейших вариантов, позволяющих реализовать объединение различных точечных алгоритмов и видов ИИ, является линейное комбинирование формируемых алгоритмами оценок местоположения RFID-меток. Из теории математической статистики [105] известно, что линейная комбинация нескольких несмещенных оценок с произвольными дисперсиями при оптимальном выборе весовых коэффициентов всегда приводит к формированию новой оценки с меньшей (или в худшем случае не большей) дисперсией. Данное утверждение справедливо и для случая, когда оценки коррелированы.

Более сложным вариантом комбинирования является применение рекурсивных фильтров (например, фильтра Калмана, фильтра частиц или их модификаций). Однако, такие фильтры эффективны тогда, когда какой-то параметр (в данном случае оценка местоположения RFID-метки) оценивается итеративно, причем на каждой итерации поступает новая ИИ. То есть, можно утверждать, что рекурсивные фильтры наиболее полезны при решении задачи отслеживания движущихся объектов [106, 107]. Настоящая же работа посвящена рассмотрению случая, когда локализуемые объекты неподвижны или малоподвижны. В такой ситуации применение рекурсивных фильтров выглядит нецелесообразным. В связи с этим будем использовать линейное комбинирование оценок, формируемых точечными алгоритмами [36].

Как было отмечено ранее, типовые RFID-системы, основанные на использовании пассивных RFID-меток, позволяют получать ИИ трех видов [27, 31, 36, 37, 48]:

- 1) факты получения ответов меток (proximity);
- 2) уровни мощности ответных сигналов меток (RSS);
- 3) отношения числа принятых ответов меток к общему числу посланных запросов (IR).

Будем использовать данные виды ИИ при построении комбинированного метода, поскольку для получения других видов обычно требуется усложнение RFID-системы.

Среди точечных методов пространственной локализации можно выделить несколько достаточно простых и эффективных в плане точности методов, позволяющих обрабатывать ИИ вышеперечисленных видов. Будем использовать три следующих алгоритма, синтезированных на основе данных методов, для построения комбинированного метода локализации [31, 37, 48]:

- 1) алгоритм пересечений (обрабатывает proximity ИИ);
- 2) трилатерационный алгоритм (обрабатывает RSS и IR ИИ);
- 3) алгоритм K взвешенных ближайших соседей (обрабатывает RSS и IR ИИ).

Реализация данных алгоритмов в настоящей работе характеризуется следующими особенностями. Алгоритм пересечений подразумевает использование эллиптических зон действия антенн. При реализации трилатерационного алгоритма для вычисления оценок местоположения меток используются выражения (2.9) и (2.10). Для алгоритма КВБС используется схема размещения тренировочных меток в виде квадратной сетки, поэтому число ближайших соседей принимается равным $K = 8$. Сравнение векторов ИИ проводится на базе выражения (1.3), а число измерений в ячейках, на которые делится область локализации, для простоты принимается равным $O = 1$.

Введем обозначения для ИИ и формируемых алгоритмами оценок местоположения. Пусть Ω обозначает матрицу ИИ, сформированную при обработке сигналов от некоторой RFID-метки. Такая матрица состоит из I строк и J столбцов, где I — число используемых видов ИИ, а J — число уровней мощности, с которыми выполнялось излучение запросных сигналов антенн. Элементами матрицы являются векторы ИИ размерности N , где N — число антенн ридера RFID-системы. При этом каждый вектор ИИ i -го вида, полученный от метки при излучении запросных сигналов с j -м уровнем мощности, обозначается в виде Ω_{ij} . Тогда двумерную оценку местоположения некоторой метки, сформированную m -м точечным алгоритмом локализации путем обработки вектора Ω_{ij} ИИ i -го вида, полученного при излучении запросных сигналов с j -м уровнем мощности, будем обозначать как $\hat{l}_{i,j,m}$. Общее число точечных алгоритмов обозначим как $M = 3$.

Выражение для расчета результирующей оценки \hat{l} местоположения некоторой RFID-метки запишем в виде [48, 53]

$$\hat{l} = \frac{1}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m})} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m}) \hat{l}_{i,j,m}, \quad (2.13)$$

где $w(\hat{l}_{i,j,m})$ — весовой коэффициент, позволяющий учесть различные факторы, связанные с оценкой, алгоритмом или ИИ.

Предлагаемый подход к объединению оценок проиллюстрирован схемой на рис. 2.4.

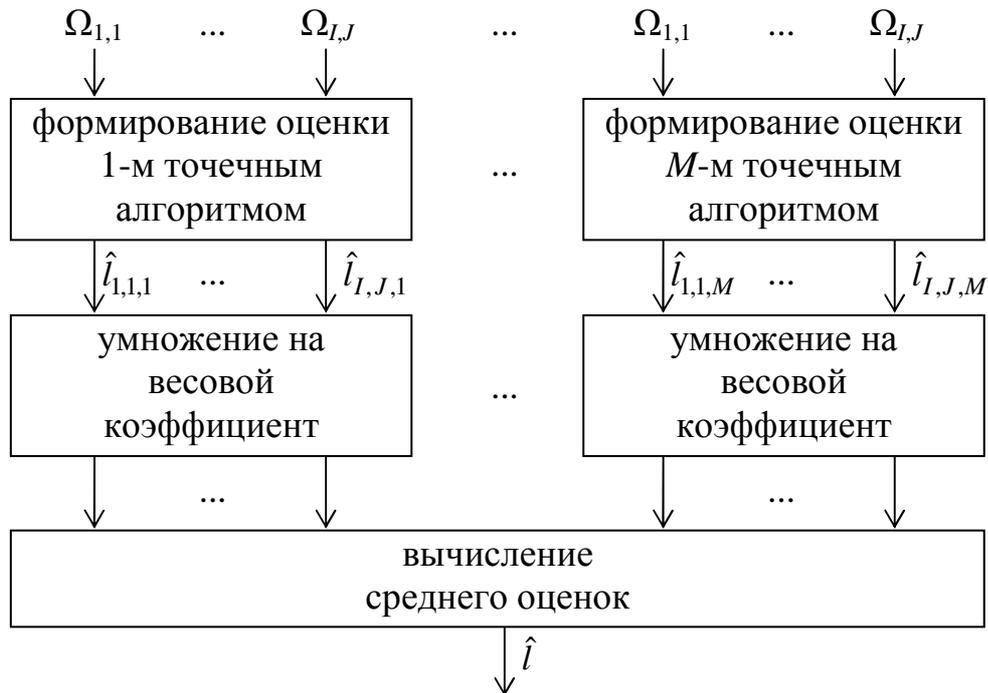


Рис. 2.4. Схема формирования оценки местоположения RFID-метки путем комбинирования точечных алгоритмов, обрабатывающих различную ИИ

Важным фактором, определяющим точность локализации предлагаемого комбинированного метода, является выбор весовых коэффициентов $w(\hat{l}_{i,j,m})$. Для выбора весовых коэффициентов необходимо рассмотреть два возможных варианта проведения процедуры локализации.

Первый вариант предполагает, что при локализации RFID-меток проводятся два этапа: тренировочный и рабочий. В ходе тренировочного этапа собирается ИИ для обучения алгоритма КВС (и других обучаемых алгоритмов, если они используются), а в ходе рабочего этапа проводится локализация тех меток, которые расположены на реальных объектах локализации.

Второй вариант предполагает проведение дополнительного калибровочного этапа (после тренировочного). В ходе калибровочного этапа выполняется анализ ИИ от специальных калибровочных RFID-меток, расположенных на известных позициях, с последующим определением характеристик алго-

ритмов или видов ИИ, которые в дальнейшем используются при проведении рабочего этапа [48].

Будем формировать выражение для вычисления весовых коэффициентов $w(\hat{l}_{i,j,m})$ отдельно для каждого из вышеописанных вариантов проведения процедуры локализации.

При реализации первого варианта (не предполагающего проведение калибровочного этапа) зададим $w(\hat{l}_{i,j,m})$ следующим образом:

$$w(\hat{l}_{i,j,m}) = w_1(\hat{l}_{i,j,m})w_2(m, N_j), \quad (2.14)$$

где $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ — весовой коэффициент близости оценки $\hat{l}_{i,j,m}$ к среднему всех сформированных точечных оценок;

$w_2(m, N_j)$ — весовой коэффициент априорной точности m -го точечного алгоритма локализации, обеспечиваемой при локализации меток, сигналы от которых приняты с помощью N_j антенн;

N_j — количество антенн, с помощью которых получены ответы от локализуемой метки при использовании j -го уровня мощности.

Весовой коэффициент $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ близости оценки $\hat{l}_{i,j,m}$ к среднему всех сформированных точечных оценок позволяет уменьшить влияние аномальных оценок при усреднении. Зададим выражение для расчета весового коэффициента $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ в виде кусочно-линейной функции. Будем считать, что для оценок, расположенных в окрестности точки среднего всех оценок, значение коэффициента равно единице, а затем, с удалением от этой точки, значение коэффициента уменьшается, пока не достигнет нуля [48, 53]:

$$w_1(\hat{l}_{i,j,m}) = \begin{cases} 1 & \text{если } d_c(\hat{l}_{i,j,m}) \leq d_{\min}; \\ 1 - \frac{d_c(\hat{l}_{i,j,m}) - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} & \text{если } d_{\min} < d_c(\hat{l}_{i,j,m}) < d_{\max}; \\ 0 & \text{если } d_c(\hat{l}_{i,j,m}) \geq d_{\max}, \end{cases} \quad (2.15)$$

где $d_c(\hat{l}_{i,j,m})$ — расстояние от точки $\hat{l}_{i,j,m}$ до среднего всех точечных оценок;

d_{\min} — радиус такого круга с центром в точке среднего всех точечных оценок, что оценки, лежащие внутри него, учитываются при усреднении полностью;

d_{\max} — радиус такого круга с центром в точке среднего всех точечных оценок, что оценки, лежащие вне его, не учитываются при усреднении.

На рис. 2.5 представлен пример, поясняющий влияние весового коэффициента $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$. На этом рисунке результирующая оценка местоположения RFID-метки, рассчитанная с использованием коэффициента $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$, отмечена черной окружностью. Эта оценка оказывается ближе к реальной позиции RFID-метки (серый заштрихованный круг), чем просто среднее (черный ромб) всех оценок или любая одиночная оценка (кресты). При этом две оценки полностью исключаются из усреднения, поскольку не попадают в область круга с радиусом d_{\max} , а остальные учитываются на основе их близости к среднему оценок. Здесь и далее в настоящей работе использовались значения $d_{\min} = 0,1$ м и $d_{\max} = 1$ м.

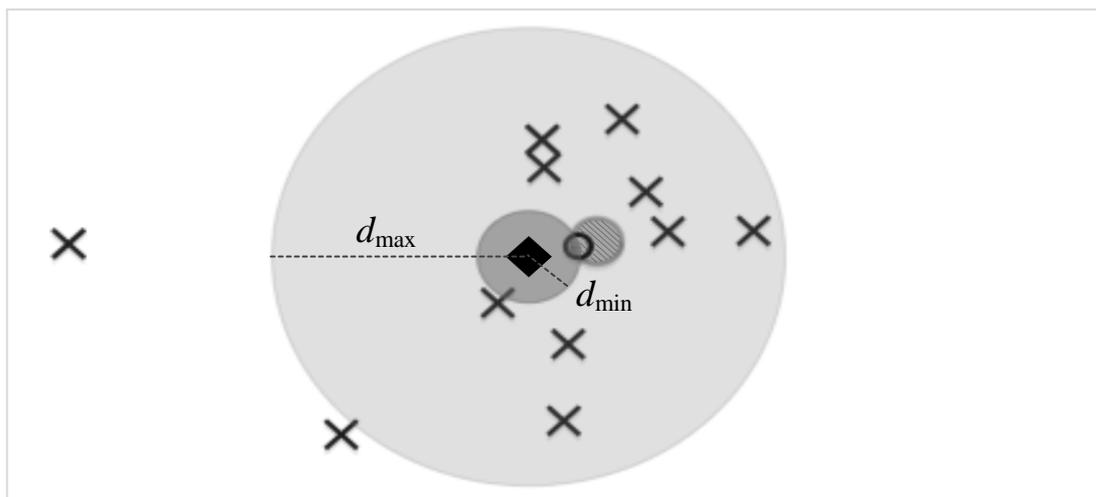


Рис. 2.5. Иллюстрация влияния весового коэффициента близости оценки местоположения RFID-метки к среднему всех точечных оценок

Использование весового коэффициента $w_2(m, N_j)$ априорной точности m -го точечного алгоритма позволяет учесть известные заранее сведения об алгоритмах. Этот коэффициент выбирается из сформированной предварительно таблицы точности алгоритмов [53]. Значения в таблице задаются для различных алгоритмов и различного числа антенн, с помощью которых принимаются сигналы от меток. Последнее позволяет учесть тот факт, что при размещении RFID-меток в области, доступной большому числу антенн, наилучшие в плане точности результаты могут обеспечить одни алгоритмы, а при размещении в области, доступной меньшему числу антенн — другие [35].

В настоящей работе в таблице точности алгоритмов учитывается единственная особенность, которая заключается в том, что трилатерационный алгоритм и алгоритм пересечений оказываются существенно точнее алгоритма КВБС в случае принятия ответов от меток с помощью одной антенны. Было решено исключить оценки, формируемые алгоритмом КВБС для этого случая, из процедуры вычисления результирующей оценки. Для этого был задан нулевой весовой коэффициент алгоритму КВБС для данного варианта количества антенн (табл. 2.1).

Таблица 2.1

Весовые коэффициенты априорной точности точечных
алгоритмов локализации

Алгоритм локализации	Количество антенн, с помощью которых приняты сигналы от RFID-метки	
	одна	две или более
КВБС	0	1
трилатерационный	1	1
пересечений	1	1

Для описания способа задания весовых коэффициентов при реализации второго варианта проведения процедуры локализации (предполагающего проведение калибровочного этапа) введем понятие источника оценок. Под (i, j, m) -м источником оценок местоположения RFID-меток будем понимать комбинацию m -го точечного алгоритма, i -го вида измерительной информации и j -го уровня мощности запросных сигналов.

В литературе [108] описан подход к формированию оптимальной несмещенной оценки в виде линейной комбинации нескольких оценок с использованием ковариационной матрицы ошибок оценивания для задания весовых коэффициентов комбинации. Однако использование такого подхода следует признать нецелесообразным для рассматриваемого случая оценивания координат местоположения RFID-меток. Причиной этому является то, что при использовании представленного в [108] подхода весовые коэффициенты комбинации могут формироваться не только в виде положительных чисел, но и в виде отрицательных. Такая ситуация приемлема, когда оцениваемый параметр может принимать значения на всем числовом диапазоне, однако оцениваемые координаты местоположения меток могут быть только в пределах жестко ограниченной площади области локализации. Использование отрицательных весовых коэффициентов может привести к выходу оценок за пределы допустимых значений. Кроме этого, весовые коэффициенты, рассчитываемые с использованием ковариационной матрицы, очень чувствительны к точности определения значений корреляций. Также, вообще говоря, неочевиден оптимальный вариант расчета корреляций между ошибками измерения, поскольку данные ошибки являются векторами из двух элементов и простое применение линейного коэффициента корреляции невозможно.

В связи с этим будем применять более простой подход к формированию весовых коэффициентов. Будем рассчитывать дисперсии ошибок оценивания, обеспечиваемых источниками оценок (далее — дисперсии источников оценок), а корреляции игнорировать. Поскольку дисперсии источников оценок фактически позволяют оценить их точность, будем использовать выра-

жение (2.14) для расчета весовых коэффициентов, но заменим второй весовой коэффициент $w_2(m, N_j)$ следующим коэффициентом [48]:

$$w_2(i, j, m, N_j) = \frac{1}{\sigma_{i,j,m,N_j}^2}, \quad (2.16)$$

где $w_2(i, j, m, N_j)$ — весовой коэффициент апостериорной точности (i, j, m) -го источника оценок, обеспечиваемой при локализации меток, сигналы от которых приняты с помощью N_j антенн;

σ_{i,j,m,N_j}^2 — выборочная дисперсия ошибки оценивания, вычисленная путем анализа ИИ, полученной от RFID-меток на калибровочном этапе, для (i, j, m) -го источника оценок с использованием только тех калибровочных меток, ответы от которых получены с помощью N_j антенн.

Здесь, как и при задании коэффициента $w_2(m, N_j)$, проводится вычисление значений коэффициента для различных вариантов количества N_j антенн, с помощью которых получены сигналы от метки, поскольку различные алгоритмы локализации могут быть неодинаково эффективны при изменении числа полезных элементов в векторе ИИ [36].

В связи с тем, что при двумерной локализации оценки представляют собой векторы из двух элементов, будем вычислять дисперсии σ_{i,j,m,N_j}^2 отдельно по каждой из осей x и y , а общую выборочную дисперсию определять в виде среднего геометрического от дисперсий по осям [48]:

$$\sigma_{i,j,m,N_j}^2 = \sqrt{\sigma_{i,j,m,N_j,x}^2 \cdot \sigma_{i,j,m,N_j,y}^2}, \quad (2.17)$$

где $\sigma_{i,j,m,N_j,x}^2$, $\sigma_{i,j,m,N_j,y}^2$ — выборочные дисперсии ошибки оценивания по осям x и y , вычисленные путем анализа ИИ, полученной от RFID-меток на калибровочном этапе, для (i, j, m) -го источника оценок с использованием только тех калибровочных меток, ответы от которых получены с помощью N_j антенн, соответственно.

Анализируя предложенные подходы к формированию весовых коэффициентов, заметим, что при синтезе процедуры локализации необходимо добиваться того, чтобы комбинируемые алгоритмы локализации и виды ИИ были приблизительно одного порядка точности. Указанное требование в большей степени справедливо для варианта комбинированного метода, не предполагающего проведение калибровочного этапа, особенно если не имеется априорных сведений о точности, поскольку иначе можно ожидать ухудшения работы системы локализации. Калибровочный этап позволяет решить эту проблему, однако при этом необходима высокая точность в оценивании дисперсий для выражения (2.16), что в свою очередь требует проведения достаточного числа измерений от большого числа RFID-меток, размещенных в различных позициях.

При реализации второго варианта проведения процедуры локализации (с использованием калибровочного этапа) имеется возможность уменьшить смещение формируемых оценок. Проанализировав калибровочную ИИ, можно определить имеющееся систематическое смещение оценок, формируемых каждым источником оценок, и в дальнейшем на рабочем этапе устранить его. Для этого перепишем выражение (2.13) комбинированной оценки \hat{l} местоположения RFID-метки следующим образом:

$$\hat{l} = \frac{1}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m})} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m}) \cdot (\hat{l}_{i,j,m} - \tilde{l}_{i,j,m}), \quad (2.18)$$

где $\tilde{l}_{i,j,m}$ — систематическое смещение оценок местоположения (i, j, m) -го источника оценок (вычисляется и вычитается отдельно по осям x и y).

Предложенный вариант комбинирования оценок, формируемых точечными алгоритмами локализации при обработке различной ИИ, позволяет в виде дополнительных весовых коэффициентов учесть также и оценки, формируемые зонными алгоритмами. Описание комбинирования зонных алгоритмов локализации представлено в следующем подразделе.

2.2.2. Объединение зонных алгоритмов локализации

В качестве зонных алгоритмов будем использовать вероятностные классификационные алгоритмы (вероятностные классификаторы), результатом работы которых при локализации некоторой RFID-метки является вектор вероятностей нахождения метки в каждой из зон классификации, на которые поделена область локализации. В теории машинного обучения известно множество обобщенных классификаторов [43, 92, 109], которые могут быть с успехом применены при пространственной локализации объектов.

Большинство известных классификаторов в общем случае работают с ИИ более сложной, чем двоичная (как, например, proximity ИИ). В связи с этим будем использовать только RSS и IR ИИ для зонных алгоритмов [39]. В качестве самих алгоритмов будем использовать машину опорных векторов [8, 43], искусственную нейронную сеть (в виде трехслойного персептрона с 16 нейронами во внутреннем слое) [9, 43] и наивный байесовский классификатор [43, 92]. Число зонных алгоритмов обозначим в виде $C = 3$. При этом число зон, на которые делится область локализации, обозначается как F .

Для объединения результатов нескольких классификаторов используются мета-классификаторы (классификаторы второго уровня) [43, 50, 109]. Существует два основных типа мета-классификаторов (МК): необучаемые и обучаемые [50, 109]. Необучаемые МК формируют результирующую вероятность нахождения RFID-метки в определенной зоне классификации как результат применения некоторой простой функции (например, суммы или произведения) над вероятностями, полученными всеми базовыми классификаторами для соответствующей зоны. Обучаемые МК требуют проведения дополнительного (второго) этапа обучения, что позволяет учесть характеристики базовых классификаторов (например, точность) или сформировать дополнительный уровень поиска более глубоких закономерностей в данных. Как и для случая комбинирования точечных алгоритмов будем рассматривать два варианта проведения процедуры локализации. При реализации первого вари-

анта (без проведения калибровочного этапа) будем использовать необучаемый мета-классификатор, а при реализации второго — обучаемый [43, 50].

Рассмотрим первый вариант проведения процедуры локализации. В случае отсутствия возможности обучения мета-классификатора имеется достаточно ограниченное число подходов к решению задачи объединения вероятностей. Так, можно использовать простые функции, типа суммирования, умножения, нахождения минимума или максимума, а также использовать процедуру голосования [37-39, 43, 50, 109]. Наиболее простым в реализации вариантом, и к тому же достаточно эффективным в общем случае (когда нет какой-либо априорной информации о распределениях входных или выходных данных), является вариант использования функции суммирования [110-112]. В связи с этим будем использовать функцию суммирования для мета-классификации.

Для описания принципа вычисления результирующих вероятностей обозначим в виде $\hat{p}_{i,j,c,f}$ вероятность нахождения некоторой RFID-метки в f -й зоне, вычисленную c -м зонным алгоритмом путем обработки вектора $\Omega_{i,j}$ ИИ i -го вида, полученного при излучении запросных сигналов с j -м уровнем мощности. Тогда, результирующая вероятность \hat{p}_f нахождения RFID-метки в f -й зоне может быть определена как [50]

$$\hat{p}_f = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{c=1}^C F_r(\hat{p}_{i,j,c,f}), \quad (2.19)$$

где $F_r(\hat{p}_{i,j,c,f})$ — функция ремасштабирования вероятности $\hat{p}_{i,j,c,f}$.

Ремасштабирование вероятностей проводится для того, чтобы выдаваемые различными классификаторами значения всегда были в диапазоне [0; 1]. В настоящей работе использована сигмоидная функция ремасштабирования [39, 50, 113]:

$$F_r(\hat{p}_{i,j,c,f}) = \frac{1}{1 + \exp(-a_r \cdot \hat{p}_{i,j,c,f} + b_r)}, \quad (2.20)$$

где a_r , b_r — коэффициенты сигмоиды, которые были заданы как $a_r = 5$ и $b_r = 2$, что привело к следующему виду сигмоиды (рис. 2.6).

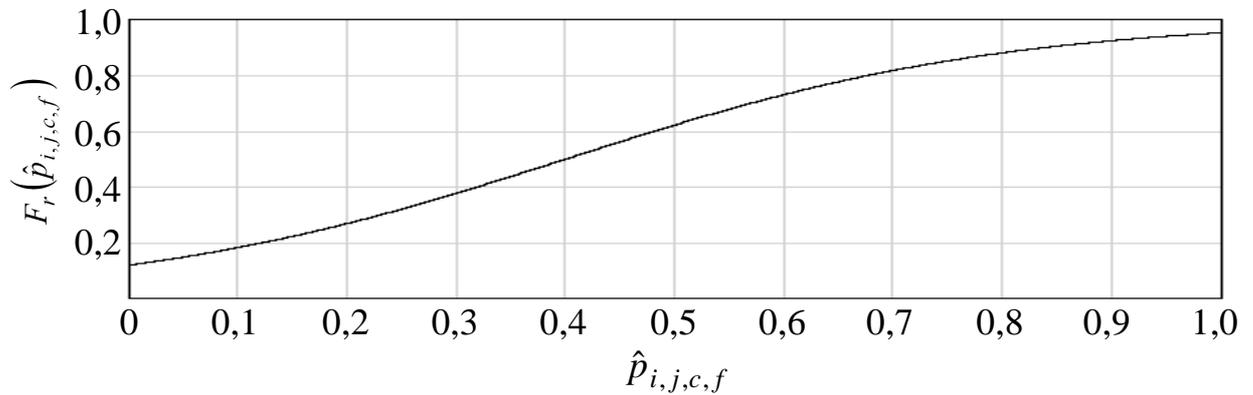


Рис. 2.6. Сигмоидная функция ремасштабирования вероятностей

Рассмотрим второй вариант процедуры локализации (требующий проведения калибровочного этапа). При наличии обучающих данных, получаемых в ходе калибровочного этапа, можно использовать любой известный классификационный алгоритм в качестве мета-классификатора (в том числе и любой из базовых зонных алгоритмов). В настоящей работе будем использовать алгоритм КВБС [5, 92], поскольку он прост в реализации и позволяет проводить дообучение при появлении новой ИИ.

Предлагаемый подход к формированию результирующего вектора \hat{p} вероятностей нахождения локализуемой RFID-метки в F зонах классификации представлен на схеме (рис. 2.7) [43, 50]. На этом рисунке показаны блоки зонных алгоритмов и мета-классификатора КВБС. Линии, входящие в верхние части блоков алгоритмов, иллюстрируют данные, используемые для обучения алгоритмов (штриховые линии — входные обучающие данные, штрихпунктирные линии — целевые значения, соответствующие входным данным). Линии, входящие в левые части блоков алгоритмов, иллюстрируют входные рабочие данные, которые необходимо классифицировать.

Также на схеме отмечена принадлежность (путем заключения соответствующих элементов в прямоугольные блоки) различных данных каждому из трех этапов процедуры локализации:

- 1) тренировочному этапу;
- 2) калибровочному этапу;
- 3) рабочему этапу.

На схеме используются следующие обозначения:

— $\dot{\Omega}_{1,1}, \dots, \dot{\Omega}_{I,J}$ — массивы матриц ИИ 1-го, ... I -го видов, полученные от тренировочных RFID-меток при использовании 1-го, ... J -го уровней мощности запросных сигналов, соответственно (каждая матрица соответствует некоторой метке).

— P и P' — массивы идеальных (эталонных) векторов вероятностей размещения тренировочных и калибровочных меток в зонах классификации, соответственно. Каждый вектор данных массивов состоит из F элементов, причем все элементы кроме одного единичного элемента (соответствующего той зоне, в которой реально находится RFID-метка) устанавливаются равными нулю.

— $\dot{\Omega}'_{1,1}, \dots, \dot{\Omega}'_{I,J}$ — массивы матриц ИИ 1-го, ... I -го видов, полученные от калибровочных меток при использовании 1-го, ... J -го уровней мощности запросных сигналов, соответственно.

— $\hat{P}'_{1,1,1}, \dots, \hat{P}'_{I,J,1}, \dots, \hat{P}'_{1,1,C}, \dots, \hat{P}'_{I,J,C}$ — массивы результирующих векторов вероятностей нахождения калибровочных меток в зонах классификации, рассчитанных 1-м, ... C -м зонными алгоритмами при обработке массивов $\dot{\Omega}'_{1,1}, \dots, \dot{\Omega}'_{I,J}$, соответственно.

— $\Omega_{1,1}, \dots, \Omega_{I,J}$ — матрицы ИИ 1-го, ... I -го видов, получаемые от локализуемой в настоящий момент времени метки при использовании 1-го, ... J -го уровней мощности запросных сигналов, соответственно.

— $\hat{P}_{1,1,1}, \dots, \hat{P}_{I,J,1}, \dots, \hat{P}_{1,1,C}, \dots, \hat{P}_{I,J,C}$ — результирующие векторы вероятностей нахождения локализуемой метки в зонах классификации, рассчитанные 1-м, ... C -м зонными алгоритмами при обработке матриц $\Omega_{1,1}, \dots, \Omega_{I,J}$, соответственно.

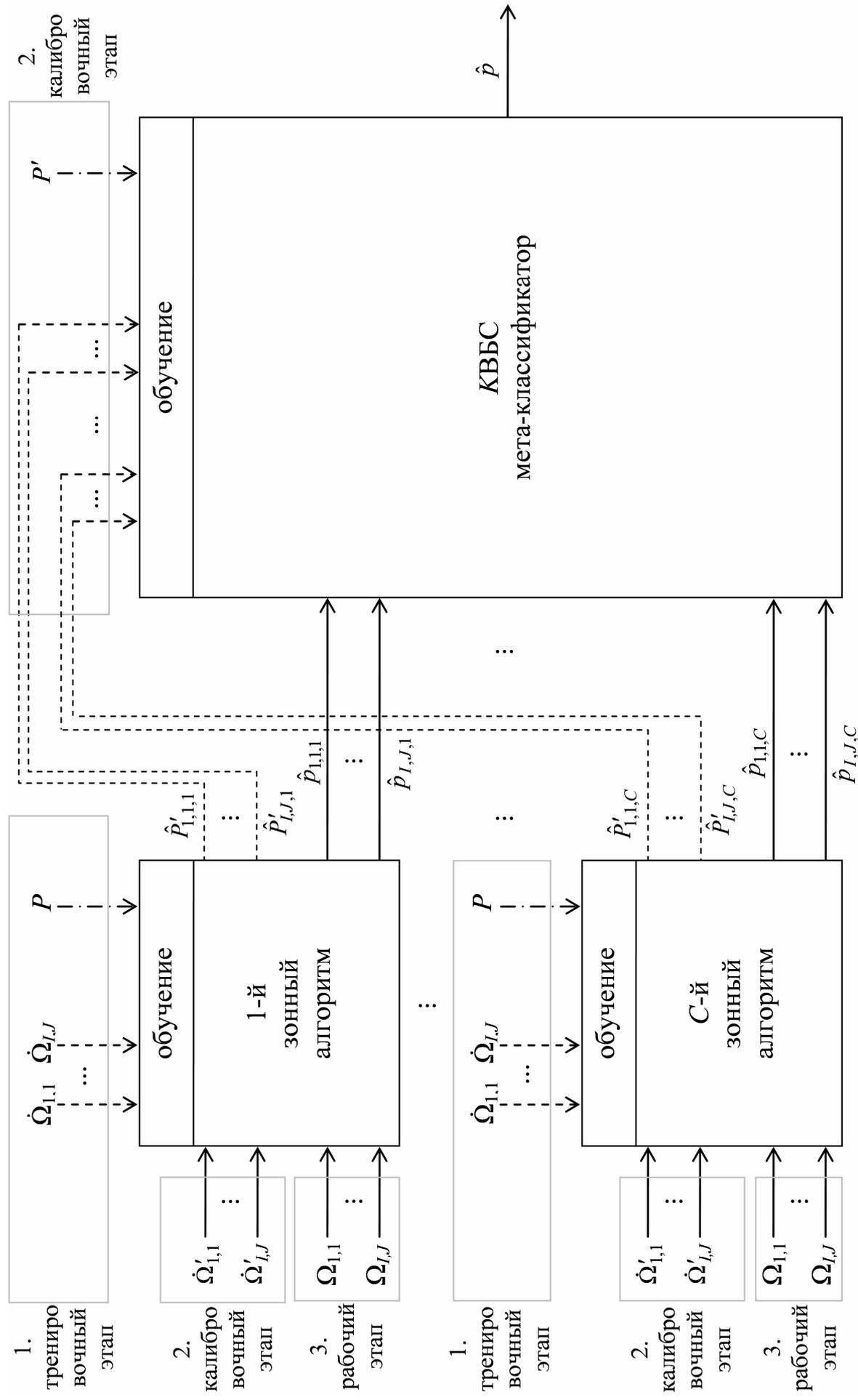


Рис. 2.7. Схема комбинирования зонных алгоритмов при использовании обучаемого мета-классификатора

2.2.3. Объединение точечных и зонных алгоритмов локализации

Объединим результаты, формируемые точечными и зонными алгоритмами локализации. Для этого модифицируем выражение (2.13) вычисления результирующей оценки \hat{l} местоположения RFID-метки. Введем в это выражение дополнительный весовой коэффициент, который определяется результирующим вектором \hat{p} вероятностей нахождения метки в зонах классификации (результатом работы мета-классификатора) [37, 38, 53]:

$$\hat{l} = \frac{1}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m}) \hat{p}(\hat{l}_{i,j,m})} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M w(\hat{l}_{i,j,m}) \hat{p}(\hat{l}_{i,j,m}) \hat{l}_{i,j,m}, \quad (2.21)$$

где $\hat{p}(\hat{l}_{i,j,m})$ — вероятность нахождения RFID-метки в точке $\hat{l}_{i,j,m}$, вычисляемая с использованием вектора \hat{p} .

Для расчета вероятности $\hat{p}(\hat{l}_{i,j,m})$ можно выполнять интерполяцию (и экстраполяцию) значений вектора \hat{p} в точку $\hat{l}_{i,j,m}$. В настоящей работе применен один из простейших вариантов интерполяции, а именно билинейная интерполяция. При этом в качестве узловых точек интерполяции использованы центры зон классификации.

Таким образом, сформированы подходы к вычислению комбинированных оценок местоположения меток, позволяющие объединять различную измерительную информацию, обрабатываемую точечными или зонными алгоритмами (или и теми, и другими).

2.3. Выводы по разделу

2.3.1. Усовершенствован трилатерационный метод двумерной пространственной локализации пассивных RFID-меток путем упрощения зависимости расстояния от информационного параметра, что позволило исключить пред-

варительный этап сбора измерительной информации без существенного уменьшения точности местоопределения.

2.3.2. Предложены усовершенствования трилатерационного метода локализации, позволяющие повысить точность местоопределения за счет учета возможной эллиптичности линий положения, использования измерительной информации в виде фактов неполучения ответов от меток и применения эвристических процедур для оценивания местоположения меток, ответы от которых получены только с помощью одной или двух антенн.

2.3.3. Разработан комбинированный метод двумерной пространственной локализации RFID-меток, позволяющий повысить точность местоопределения путем усреднения оценок, которые формируются различными точечными и зонными алгоритмами локализации, обрабатывающими измерительную информацию различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов на нескольких мощностях.

2.3.4. Предложены варианты реализации комбинированного метода локализации с калибровочным этапом и без него. Без калибровочного этапа для объединения точечных алгоритмов используются весовые коэффициенты близости к среднему и априорной точности, а для объединения зонных алгоритмов — функция суммирования вероятностей. В случае возможности проведения калибровочного этапа вводится весовой коэффициент апостериорной точности и используется мета-классификатор K взвешенных ближайших соседей.

2.3.5. Отмечено, что при реализации комбинированного метода необходимо добиваться того, чтобы объединяемые алгоритмы локализации и виды измерительной информации были приблизительно одного порядка точности, что особенно важно в случае невозможности проведения калибровочного этапа.

РАЗДЕЛ 3

ОПТИМИЗАЦИЯ РАЗМЕЩЕНИЯ АНТЕНН СИСТЕМЫ РАДИОЧАСТОТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ

Одним из основных факторов, оказывающих влияние на точность пространственной локализации объектов при использовании RFID-систем, является размещение антенн ридера в пространстве. В настоящем разделе разработана методика поиска оптимального размещения антенн, позволяющая минимизировать среднюю ошибку комбинированного метода двумерной пространственной локализации, разработанного ранее и описанного во втором разделе.

Материалы раздела опубликованы в работах [29, 30, 51, 55].

3.1. Разработка критерия оптимальности размещения антенн

При дальнейшем рассмотрении положим, что RFID-система пространственной локализации содержит известное число одинаковых антенн, которые размещаются в плоскости потолка закрытого помещения. Исходными данными для задачи оптимизации размещения антенн являются размер области локализации, число антенн, а также форма и размер их зон действия. В результате оптимизации требуется определить такие координаты размещения антенн и азимутальные углы их поворота (в случае использования направленных антенн), при которых средняя ошибка комбинированного метода локализации минимальна.

Как было показано в подразделе 1.5, в ряде работ предприняты попытки оптимизации размещения антенн. Однако результаты этих работ носят частный характер и не могут быть использованы для оптимизации размещения антенн при реализации комбинированного метода локализации. В связи с этим далее проводится разработка критерия оптимальности размещения антенн, минимизирующего среднюю ошибку комбинированного метода.

При этом предполагается использование варианта комбинированного метода, подразумевающего объединение согласно выражению (2.13) трех базовых точечных алгоритмов: трилатерационного алгоритма, алгоритма отпечатков и алгоритма пересечений (под алгоритмом отпечатков понимается любой обучаемый алгоритм, требующий проведения предварительного этапа сбора ИИ, например алгоритм КВБС). С целью упрощения полагается, что усреднение оценок выполняется без использования весовых коэффициентов.

Для разработки критерия оптимальности размещения антенн при использовании комбинированного метода вначале необходимо получить соотношения, характеризующие оптимальность каждого из базовых алгоритмов. Проведем вывод таких соотношений. С целью упрощения для алгоритмов трилатерации и отпечатков будем рассматривать случай использования ИИ только одного вида (например, RSS).

В качестве параметра, характеризующего степень оптимальности размещения антенн при реализации трилатерационного алгоритма, будем использовать коэффициент горизонтального снижения точности (horizontal dilution of precision, HDOP). Понятие HDOP широко применяется в теории систем спутниковой навигации для количественной оценки расположения спутников относительно приемного устройства [5, 64]. Усредненное значение HDOP $H(a)$ можно вычислить путем взятия интеграла по интересующей нас части области локализации [29, 30]:

$$H(a) = \iint_{L_3(a)} h(a, l) w(a, l) dl, \quad (3.1)$$

где $a = \{a_1, \dots, a_N\}$ — вектор размещения антенн (каждый элемент вектора содержит координаты (x, y) центра соответствующей антенны и угол ψ ее поворота);

$L_3(a)$ — поверхность той части области локализации, что покрыта зонами действия как минимум трех различных антенн при размещении антенн согласно вектору a ;

$h(a, l)$ — величина HDOP для точки l при размещении антенн согласно вектору a ;

$w(a, l)$ — плотность вероятности размещения RFID-меток на поверхности $L_3(a)$ при размещении антенн согласно вектору a (позволяет выделить наиболее важные части области локализации [25]). В дальнейшем плотность вероятности будем для простоты считать равномерной.

Вычисление усредненного значения HDOP проводится лишь по той части области локализации, которая покрыта зонами действия как минимум трех антенн, поскольку классический вариант трилатерационного алгоритма для случая двумерной локализации требует получения ответов от метки как минимум с помощью трех различных антенн. Предполагается, что в случае, когда ответы получены с помощью меньшего числа антенн, результирующая оценка комбинированного метода формируется на основе оценок алгоритмов отпечатков и пересечений, а трилатерационный алгоритм не используется.

Известно, что при вычислении значений HDOP для двумерного пространства первоначально формируется геометрическая матрица [114]

$$\alpha(a, l) = \begin{bmatrix} \frac{a_{1x} - l_x}{d_1} & \frac{a_{1y} - l_y}{d_1} \\ \frac{a_{2x} - l_x}{d_2} & \frac{a_{2y} - l_y}{d_2} \\ \frac{a_{3x} - l_x}{d_3} & \frac{a_{3y} - l_y}{d_3} \end{bmatrix}, \quad (3.2)$$

где $a_1 = (a_{1x}, a_{1y})$, $a_2 = (a_{2x}, a_{2y})$, $a_3 = (a_{3x}, a_{3y})$ — позиции трех ближайших к точке $l = (l_x, l_y)$ антенн;

d_1, d_2, d_3 — расстояния от точки l до точек a_1, a_2, a_3 , соответственно.

После этого вычисляется ковариационная матрица [114]

$$\beta(a, l) = [\alpha(a, l)^T \alpha(a, l)]^{-1}, \quad (3.3)$$

где $(\cdot)^T$ — операция транспонирования;

$(\cdot)^{-1}$ — операция нахождения обратной матрицы.

Окончательно величина HDOP в точке l вычисляется в виде корня от суммы элементов матрицы $\beta(a, l)$, находящихся на главной диагонали [114]:

$$h(a, l) = \sqrt{\beta(a, l)_{1,1} + \beta(a, l)_{2,2}}. \quad (3.4)$$

В качестве параметра, характеризующего степень оптимальности размещения антенн при реализации алгоритма отпечатков, будем использовать коэффициент покрытия области локализации зонами действия антенн. В основе предлагаемого подхода лежит предположение о том, что при обеспечении покрытия всех точек области локализации зонами действия одновременно нескольких антенн каждый отпечаток ИИ будет отличаться от любых других отпечатков, что должно положительно сказаться на результирующей точности. Поэтому с целью увеличения степени различия между отпечатками следует добиваться покрытия всех точек области локализации зонами действия как можно большего числа антенн.

Запишем выражение для расчета коэффициента $C(a)$ покрытия области локализации зонами действия антенн [29, 30]:

$$C(a) = \iint_L c(a, l)w(l)dl, \quad (3.5)$$

где L — поверхность области локализации;

$c(a, l)$ — коэффициент покрытия точки l зонами действия антенн при размещении антенн согласно вектору a ;

$w(l)$ — плотность вероятности размещения RFID-меток на поверхности L (далее для простоты принимается равномерной).

При этом коэффициент $c(a, l)$ определяется как число зон действия, внутри которых находится точка l [29, 30].

В качестве параметра, характеризующего степень оптимальности размещения антенн при реализации алгоритма пересечений, следует принять среднюю ошибку $E(a)$ пространственной локализации, обеспечиваемую ал-

горитмом. Ошибку $E(a)$ можно записать в виде взвешенного интеграла ошибки локализации по области локализации [29, 30, 51]:

$$E(a) = \iint_L e(a, l) w(l) dl, \quad (3.6)$$

где $e(a, l)$ — ошибка локализации для точки l при размещении антенн согласно вектору a .

Ошибка $e(a, l)$ локализации для точки l определяется как расстояние между точкой l и оценкой $\hat{l}(a, l)$ местоположения RFID-метки, формируемой алгоритмом пересечений при расположении метки в точке l [30, 51]

$$e(a, l) = r[l, \hat{l}(a, l)] = \sqrt{[l_x - \hat{l}(a, l)_x]^2 + [l_y - \hat{l}(a, l)_y]^2}, \quad (3.7)$$

где $r[l, \hat{l}(a, l)]$ — функция расстояния между точками l и $\hat{l}(a, l)$.

В идеализированном случае при реализации алгоритма пересечений оценка $\hat{l}(a, l)$ местоположения метки формируется в центре масс той единственной зоны позиционирования, которая включает в себя точку l . Однако из-за влияния различного рода шумов могут возникать ситуации отсутствия ответа от метки при ее расположении внутри зоны действия антенны или наличия ответа при расположении вне зоны действия. Это приводит к смещению оценки. Учесть подобный эффект можно путем вероятностного вычисления ошибки $e(a, l)$. Для этого предлагается учитывать вероятность $p(d)$ получения ответа метки с помощью антенны, расположенной на расстоянии d от метки. Можно предположить, что до некоторого предела R_{\min} такая вероятность близка к единице, а далее она линейно убывает и достигает нуля на расстоянии R_{\max} [51]:

$$p(d) = \begin{cases} 1 & \text{если } d < R_{\min}; \\ 1 - \frac{d - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} & \text{если } R_{\min} \leq d \leq R_{\max}; \\ 0 & \text{если } d > R_{\max}. \end{cases} \quad (3.8)$$

Выражение (3.8) справедливо для антенн с круговыми зонами действия. С целью учета возможной эллиптичности зон действия величины R_{\min} и R_{\max} будем рассчитывать с использованием эллиптических коэффициентов:

$$\begin{cases} R_{\min}(\varphi) = R_{\min} k(\varphi); \\ R_{\max}(\varphi) = R_{\max} k(\varphi), \end{cases} \quad (3.9)$$

где $k(\varphi)$ — поправочный эллиптический коэффициент для азимута φ на точку размещения метки относительно точки размещения соответствующей антенны, вычисляемый согласно выражению (2.8).

Таким образом, выражение (3.8) может быть переписано для расчета вероятности $p(d, \varphi)$ получения ответа от RFID-метки с помощью антенны, расположенной на расстоянии d с азимутом φ :

$$p(d, \varphi) = \begin{cases} 1 & \text{если } d < R_{\min}(\varphi); \\ 1 - \frac{d - R_{\min}(\varphi)}{R_{\max}(\varphi) - R_{\min}(\varphi)} & \text{если } R_{\min}(\varphi) \leq d \leq R_{\max}(\varphi); \\ 0 & \text{если } d > R_{\max}(\varphi). \end{cases} \quad (3.10)$$

При этом вероятность неполучения ответа от метки с помощью антенны будем определять как [51]

$$\bar{p}(d, \varphi) = 1 - p(d, \varphi). \quad (3.11)$$

С учетом всего вышесказанного, ошибку $e(a, l)$ локализации для точки l следует определять как среднее взвешенное расстояний между точкой l и всеми возможными оценками местоположения метки при ее расположении в точке l . Весовыми коэффициентами усреднения при этом должны служить вероятности формирования конкретных оценок [51]:

$$e(a, l) = \sum_{q \in Q} r[l, \hat{l}(a, q, l)] \chi(a, q, l), \quad (3.12)$$

где Q — множество всех возможных множеств номеров антенн, с помощью которых приняты сигналы от метки;

$\hat{l}(a, q, l)$ — оценка местоположения RFID-метки, формируемая алгоритмом пересечений при размещении антенн согласно вектору a и расположении метки в точке l в случае принятия ответов метки с помощью антенн множества q и непринятия ответов метки с помощью всех остальных антенн;

$\chi(a, q, l)$ — вероятность принятия ответов от метки расположенной в точке l с помощью антенн множества q и непринятия ответов от метки с помощью всех остальных антенн при размещении антенн согласно вектору a .

Вероятность $\chi(a, q, l)$ следует определять по формуле

$$\chi(a, q, l) = \chi_1(a, q, l)\chi_2(a, q, l), \quad (3.13)$$

где $\chi_1(a, q, l)$ — вероятность принятия ответов от метки расположенной в точке l с помощью антенн множества q при размещении антенн согласно вектору a ;

$\chi_2(a, q, l)$ — вероятность непринятия ответов от метки расположенной в точке l с помощью антенн множества $q_a \setminus q$ при размещении антенн согласно вектору a .

Зададим вероятности $\chi_1(a, q, l)$ и $\chi_2(a, q, l)$ следующим образом [51]:

$$\chi_1(a, q, l) = \prod_{n \in q} p[r(l, a_n), \varphi(l, a_n)]; \quad (3.14)$$

$$\chi_2(a, q, l) = \prod_{n' \in q_a \setminus q} \bar{p}[r(l, a_{n'}), \varphi(l, a_{n'})]; \quad (3.15)$$

где $a_n, a_{n'}$ — позиции n -й и n' -й антенн, соответственно;

$\varphi(l, a_n), \varphi(l, a_{n'})$ — азимуты на точку l относительно точек a_n и $a_{n'}$, соответственно.

Следует отметить, что в классическом варианте алгоритм пересечений формирует оценки местоположения только для определенных (реально возможных) комбинаций антенн, с помощью которых приняты сигналы от метки. Однако в представленной вероятностной модели могут возникать ситуа-

ции, когда ответы приняты и с помощью других антенн. Предполагается, что в таких ситуациях при реализации алгоритма пересечений для минимизации ошибки локализации оценкой местоположения метки считается среднее тех возможных решений алгоритма, комбинации номеров антенн которых наиболее подобны полученной комбинации номеров антенн. В случае же когда ответы не приняты вообще ($q = \{\}$), для упрощения количественной оценки ошибка считается равной среднему между шириной и высотой области локализации.

После вывода соотношений для параметров, характеризующих степень оптимальности размещения антенн для всех базовых алгоритмов локализации, можно сформировать критерий оптимальности для комбинированного метода локализации. При этом целевая функция (ЦФ) $S(a)$ оптимизации размещения антенн комбинированного метода должна вычисляться на основе параметров (3.1), (3.5) и (3.6). В качестве критерия оптимальности примем максимум ЦФ $S(a)$ [30]:

$$S(a) \rightarrow \max_{a \in A}, \quad (3.16)$$

где A — множество векторов a .

Зададим ЦФ $S(a)$ в следующем виде [29, 30]:

$$S(a) = c_1'(a)^2 c_1(a)^3 [w_{\text{трил}}(a)\overline{H(a)} + w_{\text{отп}}(a)\overline{C(a)} + w_{\text{пер}}(a)\overline{E(a)}], \quad (3.17)$$

где $c_1'(a)$ — отношение площади того участка центральной части области локализации, который покрыт зонами действия хотя бы одной антенны, к общей площади центральной части области локализации (в качестве центральной части будем понимать квадрат площадью 80% от площади всей области локализации, размещенный в ее центре);

$c_1(a)$ — отношение площади той части области локализации, что покрыта зонами действия хотя бы одной антенны, к общей площади области локализации;

$w_{\text{трил}}(a)$, $w_{\text{отп}}(a)$, $w_{\text{пер}}(a)$ — весовые коэффициенты алгоритмов трилатерации, отпечатков и пересечений, соответственно;

$\overline{H(a)}$ — нормированная усредненная величина HDOP;

$\overline{C(a)}$ — нормированный коэффициент покрытия области локализации зонами действия антенн;

$\overline{E(a)}$ — нормированная средняя ошибка локализации, обеспечиваемая при реализации алгоритма пересечений.

В выражении (3.17) множители $c'_1(a)$ и $c_1(a)$ возводятся во вторую и третью степени, соответственно, поскольку полагается, что важно иметь полное покрытие всей области локализации (и особенно важно — ее центральной части) зонами действия хотя бы одной из имеющихся антенн. Возведение величин $c'_1(a)$ и $c_1(a)$ в степень позволяет существенно снизить значение ЦФ для тех вариантов размещения антенн, при которых не вся область локализации покрыта зонами действия антенн. Этим достигается исключение таких вариантов в ходе процедуры оптимизации, даже если они обеспечивают высокую точность локализации в других частях области локализации.

Весовые коэффициенты $w_{\text{трил}}(a)$, $w_{\text{отп}}(a)$, $w_{\text{пер}}(a)$ позволяют учесть степень точности алгоритмов трилатерации, отпечатков и пересечений, соответственно. В настоящей работе они задаются следующим образом [29, 30]:

$$\begin{cases} w_{\text{трил}}(a) = \frac{1}{3}c_3(a); \\ w_{\text{отп}}(a) = w_{\text{пер}}(a) = \frac{1}{3}\left[1 + \frac{1 - c_3(a)}{2}\right], \end{cases} \quad (3.18)$$

где $c_3(a)$ — отношение площади той части области локализации, которая покрыта зонами действия трех или более антенн, к общей площади области локализации при размещении антенн согласно вектору a .

Такой вариант задания весовых коэффициентов используется по причине того, что предполагается, что алгоритм трилатерации функционирует

только в той части области локализации, которая покрыта зонами действия хотя бы трех антенн.

Нормированная величина HDOP $\overline{H(a)}$ задается в следующем виде:

$$\overline{H(a)} = \begin{cases} 1 - \frac{H(a) - 1}{H_{\max} - 1} & \text{если } H(a) \leq H_{\max}, \\ 0 & \text{если } H(a) > H_{\max}, \end{cases} \quad (3.19)$$

где H_{\max} — граница нормирования величины HDOP. Численные расчеты проведены в дальнейшем при $H_{\max} = 2,5$ (субъективная граница между «хорошими» и «средними» значениями).

Нормированный коэффициент $\overline{C(a)}$ покрытия области локализации зонами действия антенн зададим как

$$\overline{C(a)} = \begin{cases} 1 - \frac{C_{\max} - C(a)}{C_{\max}} & \text{если } C(a) \leq C_{\max}, \\ 1 & \text{если } C(a) > C_{\max}, \end{cases} \quad (3.20)$$

где C_{\max} — граница нормирования коэффициента покрытия области локализации. Численные расчеты проведены в дальнейшем при $C_{\max} = 4$, поскольку ответов от четырех антенн обычно достаточно для высокоточной локализации при использовании алгоритма отпечатков.

Нормированную среднюю ошибку $\overline{E(a)}$ алгоритма пересечений зададим в следующем виде:

$$\overline{E(a)} = \begin{cases} 1 - \frac{E(a)}{E_{\max}} & \text{если } E(a) \leq E_{\max}, \\ 0 & \text{если } E(a) > E_{\max}, \end{cases} \quad (3.21)$$

где E_{\max} — граница нормирования средней ошибки алгоритма пересечений. Численные расчеты проведены в дальнейшем при значении $E_{\max} = 0,6$ м, принятом с учетом заданных далее размера области локализации и зон действия антенн.

3.2. Сравнительный анализ некоторых простых схем размещения антенн

Одним из способов выбора подходящего размещения антенн является анализ простых в геометрическом смысле схем (паттернов) размещения. Так, в [115] анализируются варианты размещения антенн в виде правильного шестиугольника (гексагона) и квадратной сетки. В [116] рассматривается размещение антенн в виде ромба вписанного в квадрат. В [75] анализируется вариант размещения меток-маяков в виде правильных треугольников. Однако не все такие варианты хорошо масштабируются на любое количество антенн. Так, например, вариант ромба вписанного в квадрат может быть использован только при количестве антенн равном $N = 8, 25, 52, \dots$ и т.д.

В связи с этим было решено рассмотреть несколько хорошо масштабируемых простых схем размещения антенн. Данные схемы (квадратная сетка, треугольники, квадрат, квадрат с антенной в центре, окружность, окружность с антенной в центре) представлены на рис. 3.1. При этом каждая схема размещения антенн характеризуется некоторой величиной сдвига δ антенн относительно края области локализации.

С целью нахождения наилучшего среди описанных схем варианта размещения 16 антенн в квадратной области локализации с размером $5 \text{ м} \times 5 \text{ м}$ был проведен вычислительный эксперимент. При этом зоны действия антенн задавались в виде эллипсов с размерами малой полуоси $R_{\min} = 0,8 \text{ м}$, $R_{\max} = 0,95 \text{ м}$ (при отношении длины большой полуоси к длине малой равном $f_e = 1,5625$).

Рассматривались три следующих варианта поворота всех антенн в азимутальной плоскости:

- 1) 45° относительно вертикальной оси азимутальной плоскости;
- 2) 90° относительно вертикальной оси азимутальной плоскости;
- 3) поворот каждой антенны отдельно таким образом, чтобы максимумы излучения были направлены к центру области локализации.

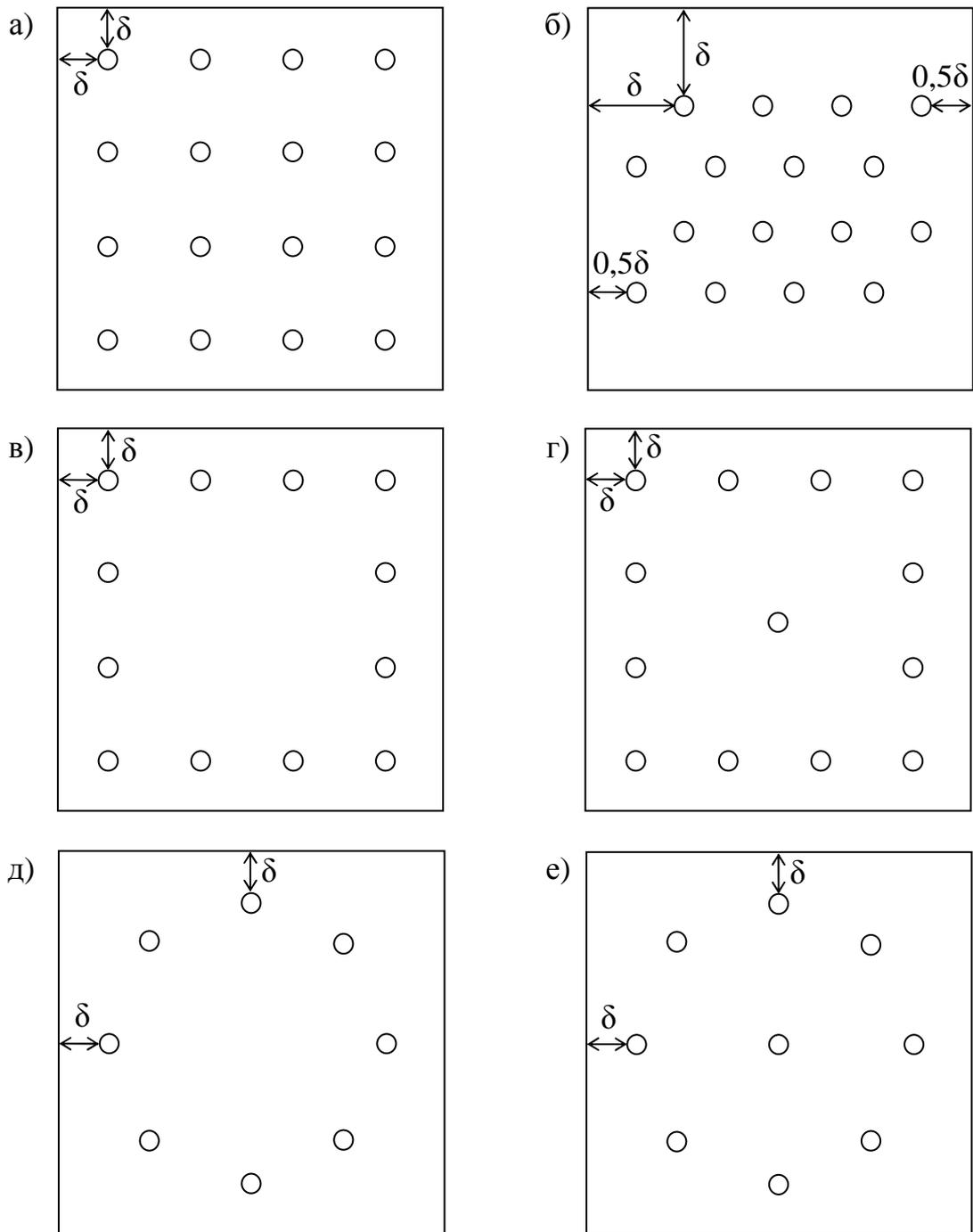


Рис. 3.1. Схемы размещения антенн: квадратная сетка (а), треугольники (б), квадрат (в), квадрат с антенной в центре (г), окружность (д), окружность с антенной в центре (е)

Для каждого варианта размещения антенн значение ЦФ $S(a)$ рассчитывалось согласно выражению (3.17) при изменении значения δ от 0 см до 150 см с шагом в 5 см. Расчет значений HDOP, коэффициента покрытия и ошибки локализации алгоритма пересечений (для последующего их исполь-

зования при вычислении значений ЦФ) проводился дискретно по области локализации с шагом в 2 см.

Полученные результаты представлены на рис. 3.2 в виде зависимостей $S(a)$ от δ . Наилучшие для каждой схемы варианты размещения (один для случая поворота всех антенн в одном направлении и один для случая поворота всех антенн к центру области локализации) представлены на рис. 3.3 и рис. 3.4 (на рисунках также отмечены соответствующие значения ЦФ).

Рассмотрим результирующие зависимости ЦФ $S(a)$ от сдвига δ , представленные на рис. 3.2. Видно, что согласно разработанному критерию наилучшим является вариант размещения антенн в виде квадратной сетки при сдвиге $\delta = 85$ см (что соответствует шагу сетки 110 см) и повороте антенн по направлению к центру области локализации (рис. 3.3, б). Полученное при этом значение ЦФ равно $S(a) = 0,504$. Важно отметить, что для всех рассмотренных схем размещения (кроме схемы треугольников) поворот антенн к центру области локализации привел к увеличению ЦФ.

Наихудшие результаты в основном были получены при размещении антенн с использованием схем квадрата и окружности без размещения антенны в центре, поскольку в этих случаях центральная часть области локализации остается не покрытой зонами действия (рис. 3.3, д–е и рис. 3.4, а–б). Также неудовлетворительные результаты получены для случая размещения антенн с использованием схемы окружности с антенной в центре (рис. 3.4, д). Это произошло из-за того, что, несмотря на внесение центральной антенны, при использовании такой схемы для любых рассмотренных δ в области локализации всегда остаются участки, которые не покрыты зонами действия антенн (как в центре, так и по краям).

Проведенный анализ оптимальности простых вариантов размещения антенн не позволяет с уверенностью заявить о том, что полученное наилучшее размещение антенн (рис. 3.3, б) является оптимальным среди всех возможных размещений. В связи с этим далее выполняется разработка методики поиска оптимального размещения с помощью эвристических алгоритмов.

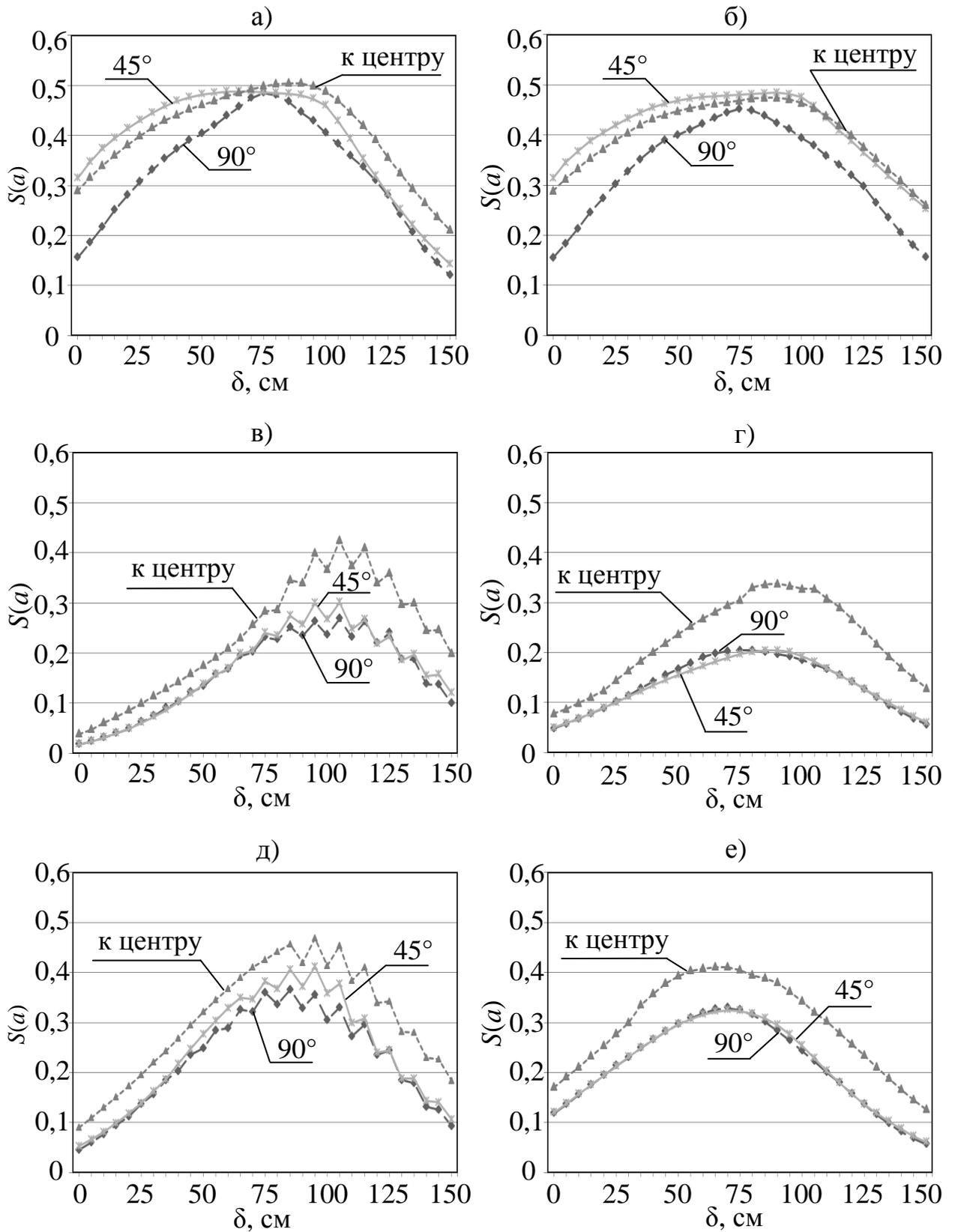
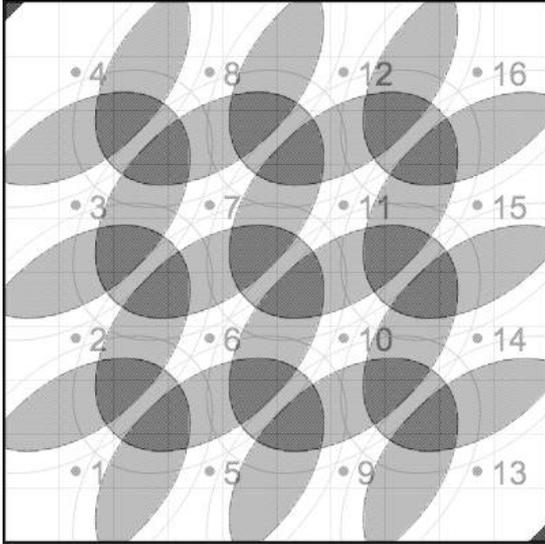
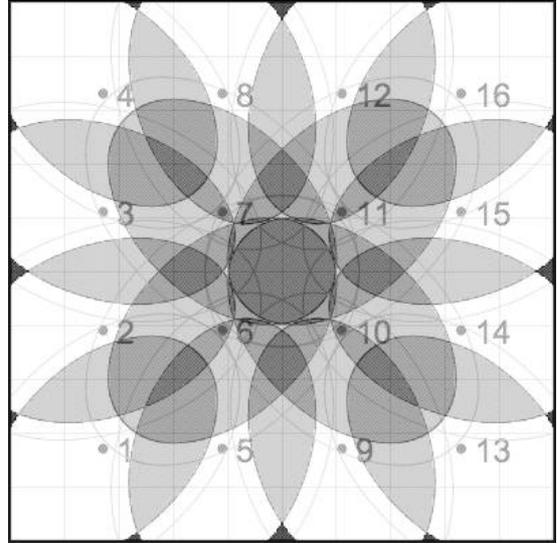
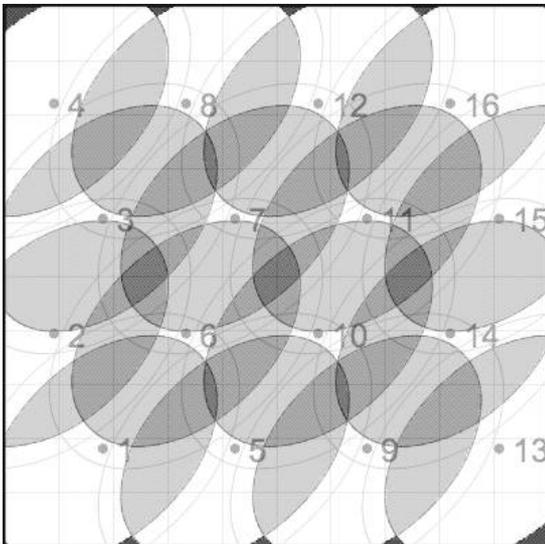
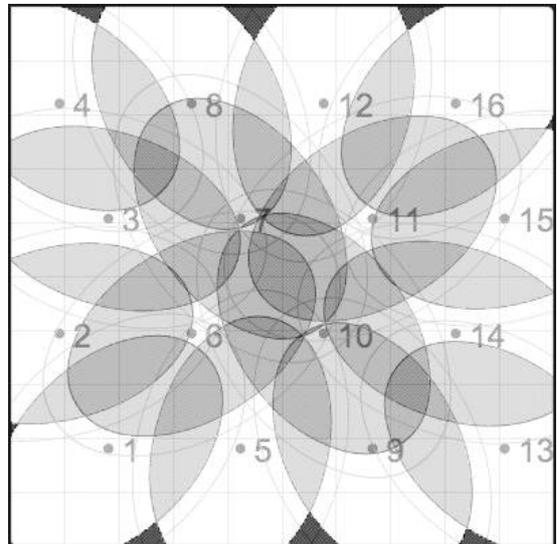
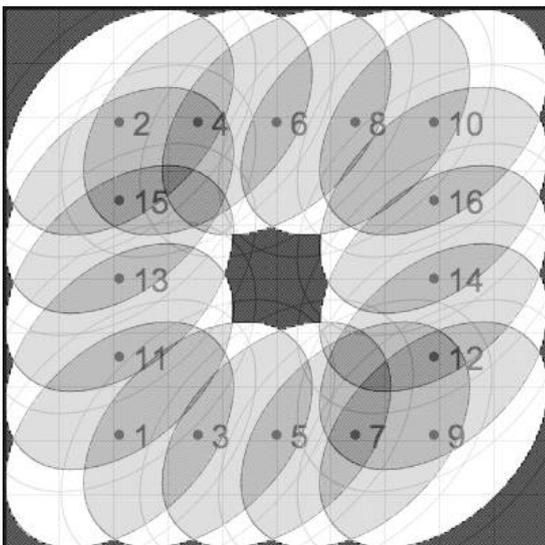
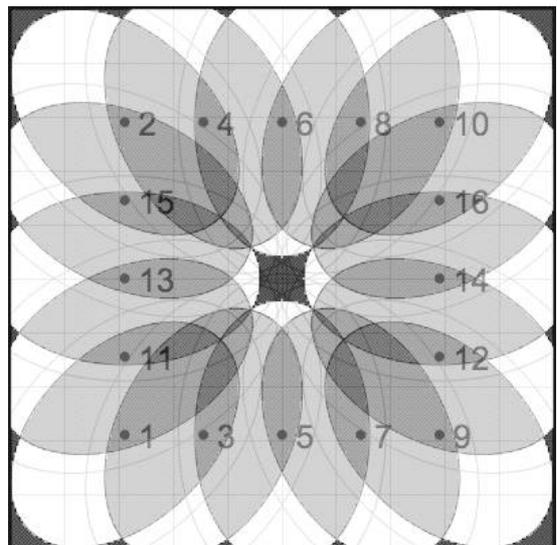
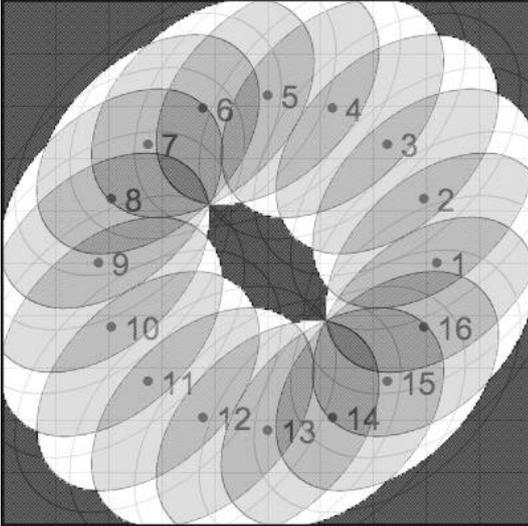
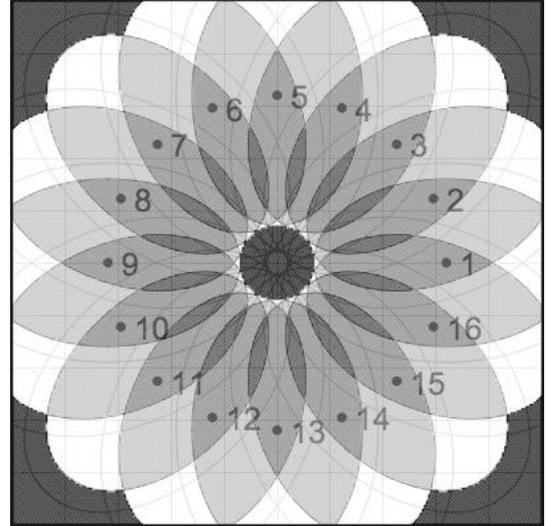
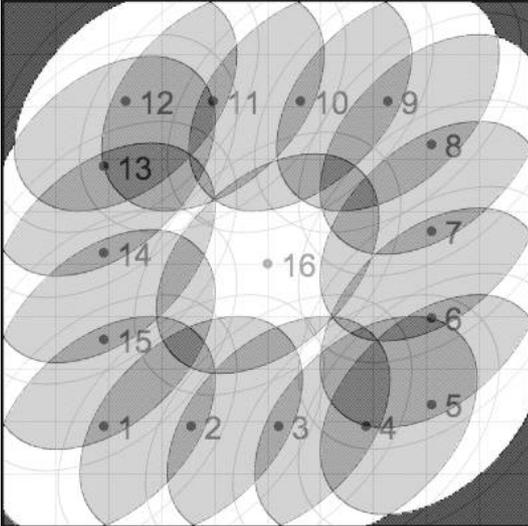
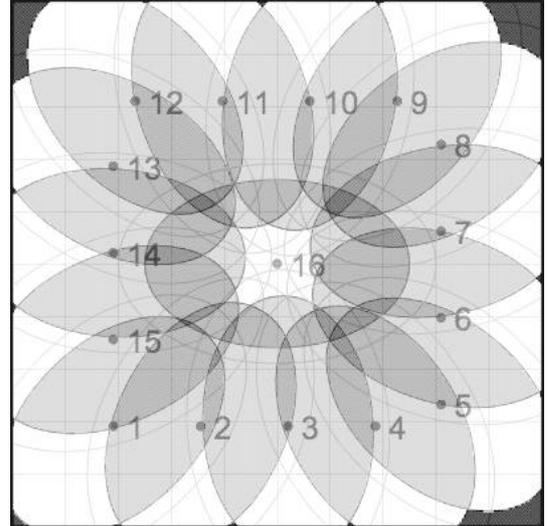
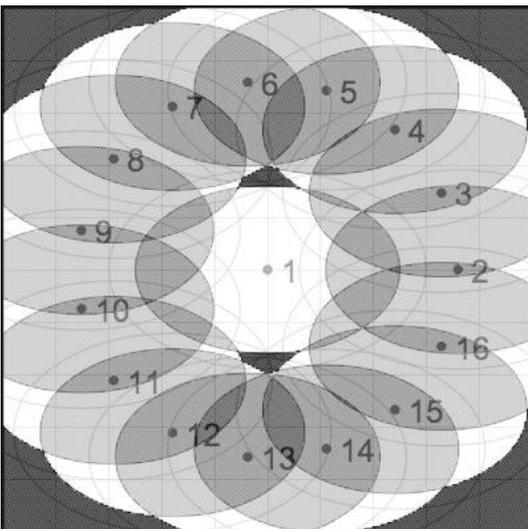
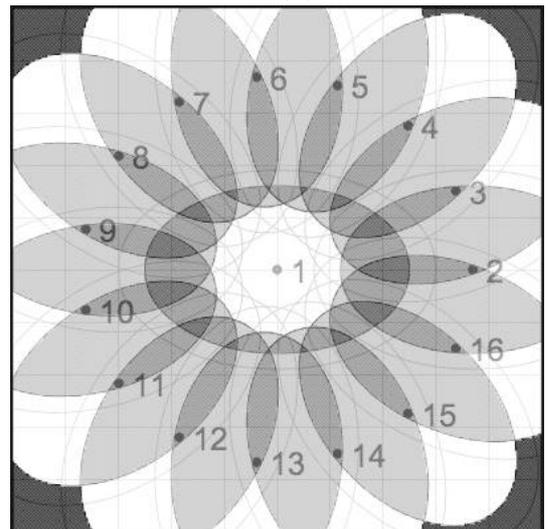


Рис. 3.2. Зависимости значения целевой функции $S(a)$ от сдвига δ при различных вариантах поворота антенн и для различных схем размещения: квадратная сетка (а), треугольники (б), квадрат (в), окружность (г), квадрат с антенной в центре (д), окружность с антенной в центре (е)

а) $\delta = 65 \text{ см}, S(a) = 0,489$ б) $\delta = 85 \text{ см}, S(a) = 0,504$ в) $\delta = 90 \text{ см}, S(a) = 0,484$ г) $\delta = 90 \text{ см}, S(a) = 0,474$ д) $\delta = 105 \text{ см}, S(a) = 0,301$ е) $\delta = 105 \text{ см}, S(a) = 0,425$ 

а), б) — квадратная сетка; в), г) — треугольники; д), е) — квадрат

Рис. 3.3. Наилучшие среди различных схем варианты размещения антенн

а) $\delta = 90 \text{ см}, S(a) = 0,205$ б) $\delta = 90 \text{ см}, S(a) = 0,337$ в) $\delta = 95 \text{ см}, S(a) = 0,413$ г) $\delta = 95 \text{ см}, S(a) = 0,468$ д) $\delta = 70 \text{ см}, S(a) = 0,329$ е) $\delta = 65 \text{ см}, S(a) = 0,411$ 

а), б) — окружность; в), г) — квадрат с антенной в центре;

д), е) — окружность с антенной в центре

Рис. 3.4. Наилучшие среди различных схем варианты размещения антенн

3.3. Адаптация эвристических алгоритмов к задаче оптимизации размещения антенн

Высокая степень нелинейности целевой функции (3.17) не позволяет аналитически сформировать выражение для нахождения ее максимума. Вариант полного перебора всех возможных значений a также является невозможным, поскольку при необходимости размещения достаточно большого количества антенн (порядка десятка или более) вычислительная сложность такого перебора будет крайне велика. В связи с этим предлагается создать методику поиска оптимального размещения антенн на базе эвристических алгоритмов оптимизации. В данном подразделе описывается процесс адаптации четырех эвристических алгоритмов (генетического алгоритма, алгоритма роста растений, алгоритма имитации отжига, алгоритма роя частиц) к задаче оптимизации размещения антенн [29].

Генетический алгоритм оптимизации (genetic algorithm, ГА) базируется на принципах эволюции в животном мире [117]. В ходе работы алгоритма вначале создается популяция из G_P особей (решений задачи оптимизации) со случайными параметрами. При случайном создании особей в настоящей работе учитываются два условия [29]: 1) антенны не должны находиться ближе, чем на 50 см друг к другу; 2) зоны действия антенн должны покрывать минимум 85% области локализации. С помощью этих условий сужается начальное пространство решений путем исключения заведомо неоптимальных (или нереализуемых) вариантов для увеличения быстродействия алгоритма.

Далее для каждой из особей рассчитывается значение ЦФ. После этого выбирается G_E особей с наибольшими значениями ЦФ, называемых элитами. Все элиты переходят в следующую эпоху (итерацию цикла оптимизации). Кроме этого, выбранная случайным образом часть элит мутирует (происходит случайное изменение нескольких параметров соответствующих решений). Сформированные в результате мутации G_M особей переходят в следу-

ющую эпоху. Помимо этого часть элит скрещивается между собой (формируются новые особи, у которых часть параметров соответствует параметрам одного из родительских особей, а часть — параметрам другого). Сформированные при этом G_C особей также переходят в следующую эпоху. Все остальные особи популяции отмирают (соответствующие решения задачи оптимизации удаляются). В следующей эпохе заново формируется $G_P - G_E - G_M - G_C$ новых особей и процесс поиска решений продолжается дальше, пока не будет достигнут критерий останова. Результатом работы алгоритма считается то решение, для которого было получено максимальное значение ЦФ за все время работы. В настоящей реализации алгоритма использовались следующие параметры [29]: $G_P = 20$; $G_E = 4$; $G_M = 5$; $G_C = 2$.

Процедура мутации особи сформирована следующим образом [29, 55]. Для каждой из антенн выполняются поочередно следующие действия:

1) с вероятностью 0,5 делается 10 попыток изменить позицию антенны по каждой из координат (x и y) на случайную величину, распределенную нормально с нулевым математическим ожиданием и СКО равным 4 см. Попытка считается успешной, если в результирующем размещении все антенны находятся на расстоянии как минимум 50 см друг от друга. Если хотя бы одна попытка успешна, то дальнейшие попытки не проводятся.

2) с вероятностью 0,5 изменяется величина ψ поворота антенны на случайную величину, распределенную нормально с нулевым математическим ожиданием и СКО равным 9° .

Процедура скрещивания двух особей (a_1 и a_2) сформулирована следующим образом [29]. Создается полная копия особи a_1 , обозначаемая как a_c . Далее в области локализации случайным образом выбирается некоторая точка. Для каждой из особей a_2 и a_c находится по одной антенне, расположенных ближе всего к данной точке. После этого позиция и величина поворота найденной антенны особи a_c заменяются позицией и величиной поворота найденной антенны особи a_2 . Результатом работы процедуры скрещивания является особь a_c .

Алгоритм роста растений (plant growth algorithm, APP) базируется на принципах развития растений [118]. В ходе работы алгоритма вначале формируется одно случайное решение задачи оптимизации, которое записывается в массив решений (при этом учитываются два условия формирования размещений антенн, представленные в описании генетического алгоритма). Далее запускается цикл поиска оптимального решения. На каждой итерации выбирается одно из уже имеющихся в массиве решений. Используя [118], запишем вероятность p'_k выбора k -го решения a_k следующим образом [29]:

$$p'_k = \frac{S(a_k) - P_T \cdot \min_{k' \in P_J} [S(a_{k'})]}{\sum_{k' \in P_J} \left\{ S(a_{k'}) - P_T \cdot \min_{k'' \in P_J} [S(a_{k''})] \right\}}, \quad (3.22)$$

где P_T — коэффициент, позволяющий задать степень, с которой уменьшаются значения ЦФ относительно минимального значения в массиве решений;

P_J — множество номеров решений, содержащихся в массиве решений.

После выбора одного из решений создается P_L его копий. Каждая копия случайным образом видоизменяется (аналогично мутации ГА), после чего для нее вычисляется ЦФ. Далее все копии, у которых значение ЦФ больше значения ЦФ того решения, которое использовалось как прообраз, добавляются в массив решений. В конце итерации из массива решений удаляются все решения кроме P_B решений с наибольшими значениями ЦФ. Результатом работы алгоритма считается то решение, для которого было получено максимальное значение ЦФ за все время работы. В настоящей реализации алгоритма использовались следующие параметры [29]: $P_L = 5$; $P_B = 5$; $P_T = 0,7$.

Алгоритм имитации отжига (simulated annealing algorithm, АИО) базируется на процессах, происходящих при отжиге веществ [24, 117]. В ходе работы алгоритма первоначально формируется одно случайное решение задачи (рабочее решение) с учетом условий, представленных в описании ГА, а также задается начальная температура S_T . Далее запускается цикл поиска оптимального решения. На каждой итерации имеющееся решение задачи случай-

ным образом изменяется (аналогично процедуре мутации ГА), после чего для него вычисляется ЦФ. Если значение ЦФ нового решения оказывается больше предыдущего, то новое решение используется в качестве рабочего. Если значение ЦФ оказывается меньше, то новое решение также может быть выбрано как рабочее, но с вероятностью \tilde{p}_k , рассчитываемой как [24, 29]

$$\tilde{p}_k = \exp\{[S(a_k) - S(a_{k-1})] / S_T\}, \quad (3.23)$$

где $S(a_k)$, $S(a_{k-1})$ — значения ЦФ нового и рабочего решений, соответственно.

В конце итерации температура S_T снижается путем умножения на коэффициент охлаждения S_C . Результатом работы алгоритма считается последнее рабочее решение. В качестве решения проблемы выхода из локальных экстремумов применялась процедура возвращения решения назад в случае отсутствия улучшения в течение S_B итераций [55]. В данной реализации алгоритма использовались следующие параметры [29]: $S_T = 1$; $S_C = 0,992$; $S_B = 10$.

Алгоритм роя частиц (particle swarm algorithm, АРЧ) базируется на поведении стай птиц или косяков рыбы [117]. В ходе работы алгоритма первоначально создается R_K (в настоящей реализации алгоритма $R_K = 10$) случайных решений задачи оптимизации, называемых частицами, с учетом двух условий представленных в описании ГА. Для каждой частицы случайным образом задается ее начальная скорость в пространстве решений в виде вектора скорости. Вектор скорости содержит N элементов, где в каждом элементе содержатся компоненты скорости изменения позиции антенны по x и y координатам, а также скорость азимутального вращения антенны. После этого запускается цикл поиска оптимального решения. На каждой итерации цикла проводится перерасчет скоростей частиц [117], после чего частицы перемещаются в пространстве решений на расстояние, определяемое с учетом их скоростей. В настоящей реализации алгоритма в случае выхода значений позиций антенн за пределы области локализации выполнялся возврат значений в допустимую область, а также менялся знак соответствующей компоненты вектора скорости на противоположный [29]. В конце каждой итерации для

каждой частицы вычисляется значение ЦФ. Результатом работы считается наилучший результат, полученный за все время среди всех частиц.

3.4. Вычислительный эксперимент на основе эвристических алгоритмов

Для вычислительного эксперимента, имеющего целью поиск оптимального размещения 16 антенн RFID-системы, были использованы такие же значения размеров области локализации и зон действия, как и при исследовании простых схем размещения (подраздел 3.2) [29]. Вычисления проводились на компьютере с двухъядерным процессором Intel Core i5 с частотой 1,8 ГГц и объемом оперативной памяти 4 ГБ. Каждый эвристический алгоритм запускался по 10 раз на 8 часов. Такое время работы было выбрано экспериментально, после того как было установлено, что дальнейшая работа наилучшего по скорости сходимости алгоритма (АИО) практически не приводит к улучшению результата. После нахождения алгоритмами результирующих размещений антенн и соответствующих им значений ЦФ были вычислены основные параметры распределения значений ЦФ для каждого алгоритма (табл. 3.1) [29].

Таблица 3.1

Параметры распределения значений целевой функции, полученные в ходе десятикратного выполнения алгоритмов оптимизации

Алгоритм оптимизации	Значение целевой функции			
	наилучшее	наихудшее	среднее	стандартное отклонение
ГА	0,513	0,502	0,508	0,00364
АРР	0,514	0,499	0,509	0,00566
АИО	0,528	0,514	0,518	0,00406
АРЧ	0,487	0,467	0,476	0,00792

На рис. 3.5 представлены наилучшие варианты размещения антенн, полученные каждым из алгоритмов оптимизации (для каждого варианта отмечены полученные значения ЦФ) [29].

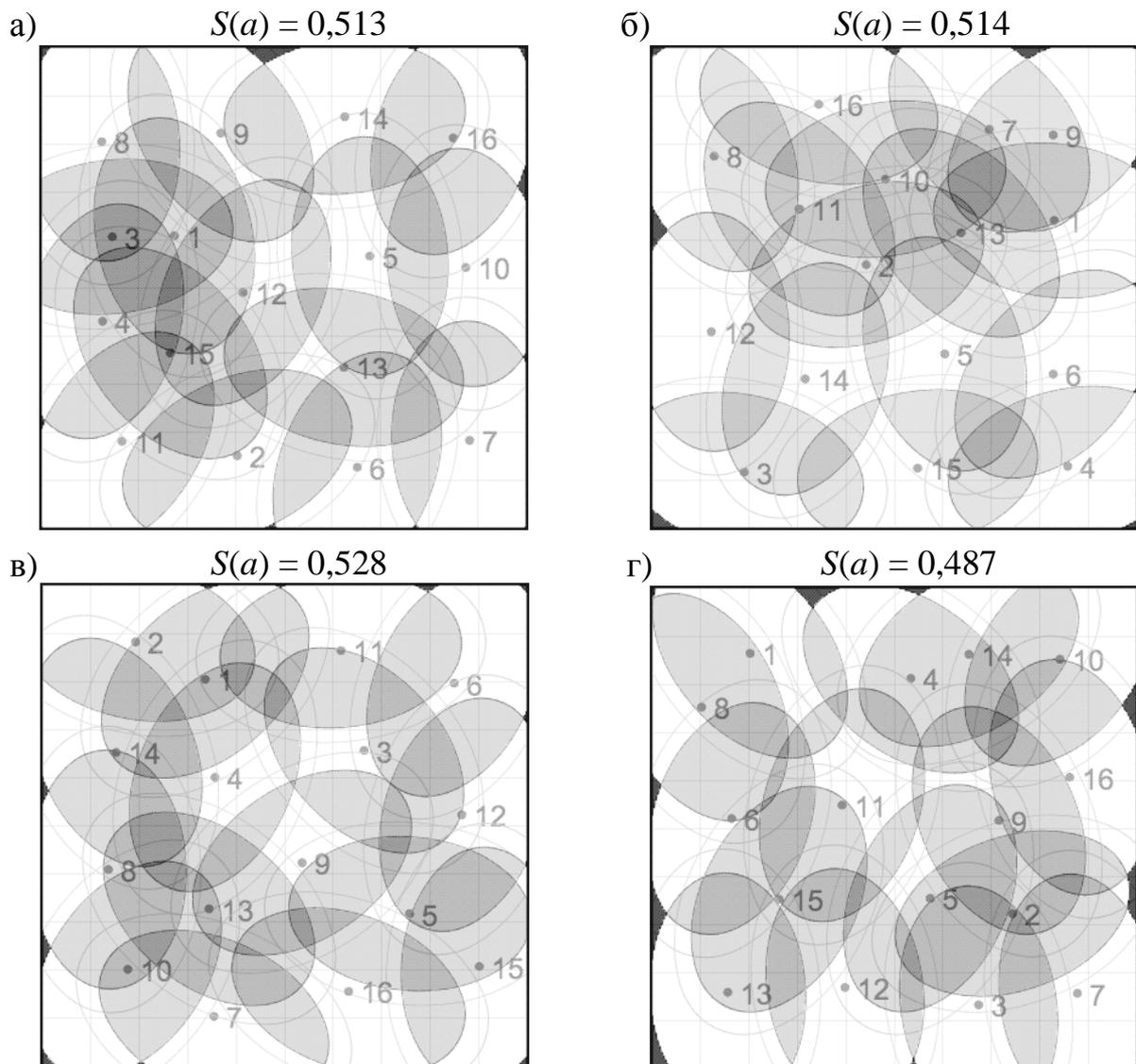


Рис. 3.5. Наилучшие варианты размещения антенн, полученные в ходе работы ГА (а), АРР (б), АИО (в) и АРЧ (г)

На рис. 3.6 представлен график процесса работы алгоритмов (зависимость значения ЦФ $S(a)$ от времени T_a работы алгоритма) [29]. Значения на графике сформированы путем усреднения значений полученных в ходе 10 запусков алгоритмов.

Проанализируем полученные результаты [29]. По результатам, представленным в табл. 3.1, видно, что наилучшее размещение антенн (значение

ЦФ 0,528) получено с помощью АИО, в то время как наихудшее (значение ЦФ 0,467) — при использовании АРЧ. Наиболее стабильные (среди 10 перезапусков) результаты получены ГА: стандартное отклонение равно 0,00364.

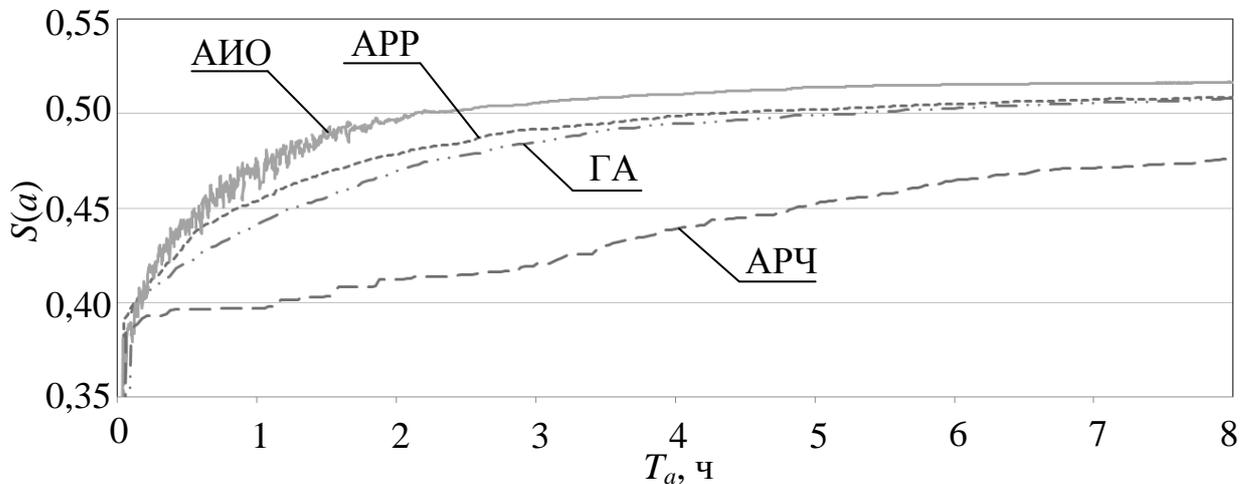


Рис. 3.6. Зависимость значения ЦФ $S(a)$ от времени T_a работы различных алгоритмов

Высокую эффективность АИО можно объяснить тем, что в ходе работы этого алгоритма последовательно улучшается единственное решение, в то время как все остальные алгоритмы постоянно работают с некоторым массивом решений, что существенно замедляет их работу. Так, за 8 часов работы АИО успевал выполнить около 3300 итераций, в то время как все остальные алгоритмы выполняли за это же время от 200 до 500 итераций. Конечно, данный эффект нельзя считать недостатком других алгоритмов, поскольку их работа сразу над несколькими решениями помогает в преодолении проблемы выхода из локальных экстремумов. Можно было даже ожидать, что эти алгоритмы успешней решат такую проблему, чем АИО. Однако был достигнут обратный результат. Объяснением этому может являться то, что использованная процедура видоизменения решений на каждой итерации (мутация в терминологии ГА) предполагает возможность существенного (хоть и маловероятного) изменения позиций антенн за раз. При этом появляется возможность выйти сколь угодно далеко из любого локального экстремума. Вероятно, благодаря этому АИО и работал быстро и при том эффективно.

Проанализировав наилучшие размещения антенн (см. рис. 3.5), можно заметить, что все они имеют достаточно неоднородную и несимметричную структуру. Подобная неоднородность (даже для симметричной области локализации) является типичным результатом применения эвристических алгоритмов [24, 118], особенно в случае использования случайных начальных решений. При этом результат, полученный АИО, является в наибольшей степени похожим на размещение антенн по схеме квадратной сетки: так, в каждом квадранте области локализации находится по четыре антенны.

В связи с получением таких достаточно несимметричных размещений, было решено провести дополнительный этап вычислительного эксперимента с помощью АИО, причем начальным размещением антенн задать наилучшее размещение по схеме квадратной сетки (см. рис. 3.3, б). При этом были дополнительно рассмотрены два других варианта области локализации:

- 1) с перегородкой в центре (размер перегородки $0,3 \text{ м} \times 4 \text{ м}$) [55];
- 2) с проходом в центре (размер прохода $0,8 \text{ м} \times 5 \text{ м}$).

Под перегородкой понималась идеально экранирующая поверхность, сквозь которую не проходят сигналы антенн, моделирующая ситуацию некоторой стены в помещении. Под проходом понималась такая зона в области локализации, внутри которой не размещаются RFID-метки (то есть, покрытие этой части области локализации зонами действия антенн не требуется).

Алгоритм имитации отжига запускался по 10 раз для каждого варианта области локализации. В результате были получены следующие значения ЦФ: $0,522...0,528$ (вариант без перегородки и прохода); $0,516...0,524$ (вариант с перегородкой); $0,546...0,555$ (вариант с проходом). Полученные для каждого варианта наилучшие размещения представлены на рис. 3.7.

Анализируя полученные размещения, можно заметить, что они гораздо больше похожи на размещения по схеме квадратной сетки, чем полученные ранее [55]. Очевидно, к этому привело задание в качестве начального решения алгоритма именно варианта размещения в виде квадратной сетки. При этом важно отметить, что значение ЦФ для полученного наилучшего разме-

щения без перегородки и прохода совершенно не изменилось по сравнению со значением ЦФ полученного ранее варианта (см. рис. 3.5, в). Это позволяет сделать вывод, что для поставленной задачи размещения 16 антенн в квадратной области локализации в пространстве решений имеется множество различных решений, дающих одинаково хорошие (оптимальные) результаты.

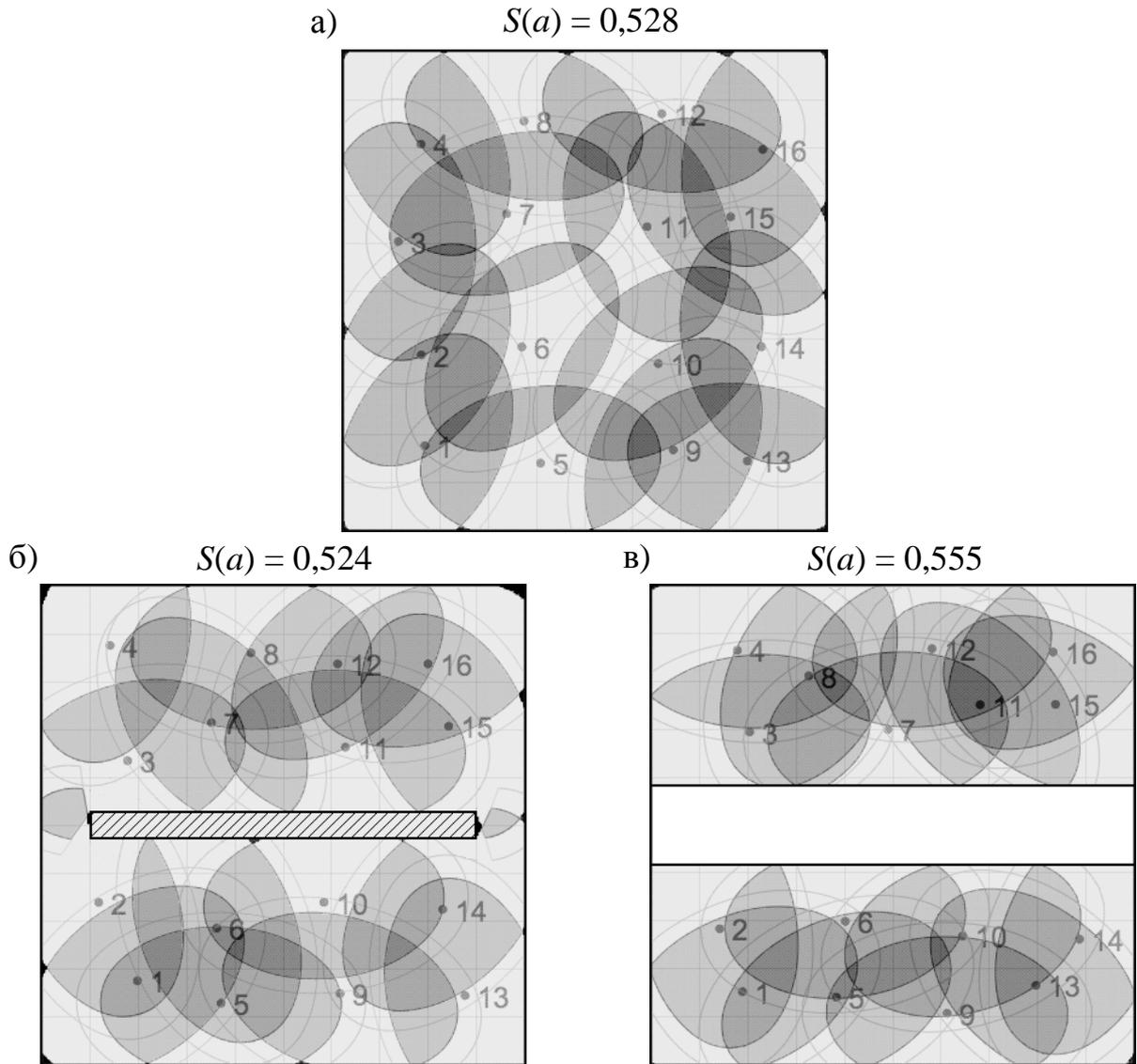


Рис. 3.7. Наилучшие варианты размещения антенн, полученные с помощью алгоритма имитации отжига для областей локализации без перегородки и прохода (а), с перегородкой (б), с проходом (в)

Для случаев области локализации с перегородкой и с проходом получены физически понятные результаты (см. рис. 3.7, б–в), заключающиеся в том, что антенны были несколько сдвинуты и повернуты в стороны от перегородки

ки (прохода) [55]. Адекватность полученных результатов подтверждает возможность успешного поиска оптимальных размещений с помощью разработанной методики для произвольных областей локализации (в том числе с произвольным числом перегородок или проходов).

В целом, применение эвристических алгоритмов для рассмотренного варианта квадратной области локализации не позволило значительным образом увеличить значение ЦФ по сравнению с наилучшим вариантом размещения антенн согласно схеме квадратной сетки (см. рис. 3.3, б). Улучшение в значении ЦФ составило лишь 0,024. Достоверность такого улучшения находится на грани статистической значимости. К тому же, вариант размещения антенн в виде квадратной сетки более прост для конструктивной реализации.

Однако с другой стороны, сказанное относится лишь к симметричным областям локализации (в данном случае к квадратной области). При необходимости размещения антенн в других более нерегулярных областях (в виде неправильных многоугольников и др.) или в областях с большим числом препятствий (например, перегородок) эвристическая оптимизация будет единственным возможным решением, потому что, простые схемы размещения антенн явно не будут оптимальны.

Таким образом, предложенная методика поиска оптимального размещения антенн RFID-системы подразумевает использование эвристического алгоритма оптимизации (алгоритма имитации отжига как обеспечивающего наиболее быструю сходимость к оптимальным решениям) на базе разработанного критерия оптимальности.

3.5. Выводы по разделу

3.5.1. Разработан критерий оптимальности размещения антенн RFID-системы, подразумевающий минимизацию средней ошибки комбинированного метода пространственной локализации, основанного на объединении алгоритмов трилатерации, отпечатков и пересечений. Критерий построен на

использовании коэффициента горизонтального снижения точности (HDOP), коэффициента покрытия области локализации зонами действия антенн и средней ошибки алгоритма пересечений.

3.5.2. С использованием разработанного критерия оптимальности проанализирован ряд простых схем размещения 16 антенн для квадратной области локализации размером 5 м × 5 м в предположении равновероятного размещения RFID-меток. Установлено, что наилучшей является схема размещения антенн в виде квадратной сетки.

3.5.3. Создана методика поиска оптимального размещения антенн, основанная на использовании разработанного критерия и процедуры эвристической оптимизации. К задаче поиска оптимального размещения антенн адаптированы четыре эвристических алгоритма. Установлено, что наиболее быструю сходимость к оптимальным решениям обеспечивает алгоритм имитации отжига.

3.5.4. В ходе вычислительного эксперимента с использованием эвристических алгоритмов установлено, что существуют различные оптимальные размещения 16 антенн в квадратной области локализации, в количественном смысле незначительно превосходящие удобный конструктивно вариант размещения в виде квадратной сетки.

3.5.5. Доказана возможность применения разработанной методики поиска оптимального размещения антенн для произвольной области локализации. В частности, найдены оптимальные размещения антенн для вариантов квадратной области локализации, моделирующих помещение, в центре которого расположена стена или зона, свободная от RFID-меток.

РАЗДЕЛ 4

РАЗРАБОТКА МЕТОДИК ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ВЕРИФИКАЦИИ

В разделе разработана методика имитационного моделирования процесса получения измерительной информации от пассивных RFID-меток. Также разработана методика верификации блока квадратурного преобразования, выделяющего фазовую ИИ из ответных сигналов меток. На базе разработанной методики имитационного моделирования проведена верификация предложенных ранее критерия оптимальности размещения антенн и комбинированного метода пространственной локализации.

Материалы раздела опубликованы в работах [26, 41, 54].

4.1. Разработка методики имитационного моделирования процесса получения измерительной информации

Задача имитационного моделирования процесса получения ИИ от пассивных RFID-меток ставится следующим образом. Имеется заданное число виртуальных RFID-меток, характеризуемых координатами точек их местоположения. Известно число антенн ридера, их местоположение, а также заданы основные параметры антенн. Требуется для каждой виртуальной RFID-метки сформировать матрицы ИИ, полученной от данной метки с помощью антенн системы [41].

Формирование матриц ИИ должно происходить согласно предлагаемой далее математической модели процесса получения ИИ. В работе рассматривается случай получения ИИ трех видов: proximity, RSS и IR. Размер матриц ИИ определяется числом антенн в системе и числом уровней мощности, на которых излучаются запросные сигналы.

Сформированная в ходе имитационного моделирования ИИ может быть обработана с использованием некоторого алгоритма пространственной лока-

лизации с последующим вычислением результирующей средней ошибки. Полученное значение средней ошибки будет в определенной мере характеризовать как сам алгоритм локализации, так и используемое при этом размещение антенн. В дальнейшем можно будет повторить имитационное моделирование и расчет средней ошибки для других алгоритмов локализации или размещений антенн. Полученные при этом результаты позволят сделать выводы об эффективности алгоритмов или оптимальности размещений антенн [41].

Выполним синтез математической модели процесса получения ИИ от пассивной RFID-метки [41, 54]. Для этого сначала рассмотрим процедуру моделирования значений RSS, а затем значений proximity и IR.

4.1.1. Моделирование RSS значений

Зависимость мощности $P_{\text{пр}}(d)$ ответного сигнала пассивной RFID-метки (величины RSS), получаемого с помощью приемной антенны ридера, от расстояния d между меткой и антенной может быть описана с использованием основного уравнения радиолокации [90]:

$$P_{\text{пр}}(d) = \frac{P_{\text{пер}} G_{\text{пер}} G_{\text{пр}} \lambda^2 \xi}{(4\pi)^3 d^4}, \quad (4.1)$$

где $P_{\text{пер}}$ — мощность запросного сигнала, посылаемого метке;

$G_{\text{пер}}$ — коэффициент усиления передающей антенны ридера;

$G_{\text{пр}}$ — коэффициент усиления приемной антенны ридера;

λ — длина волны;

ξ — эффективная площадь рассеяния RFID-метки.

В рассматриваемом случае использования RFID-системы прием и передача сигналов ридером осуществляются с помощью одной и той же антенны, поэтому можно принять $G_v = G_{\text{пер}} = G_{\text{пр}}$. Кроме этого, выражение (4.1) верно только при ориентации метки по направлению максимума ДН антенны ридера. Также в выражении (4.1) не учитывается направленность антенны метки. В связи с этим в числитель необходимо ввести дополнительные множители

— нормированные ДН антенны ридера и антенны метки (во второй степени, поскольку для каждой из антенн учитывается как прием, так и передача) [54]:

$$P_{\text{пр}}(d) = \frac{P_{\text{пер}} G_v^2 F_v^2(\theta_v, \varphi_v) F_t^2(\theta_t, \varphi_t) \lambda^2 \xi}{(4\pi)^3 d^4}, \quad (4.2)$$

где $F_v(\theta_v, \varphi_v)$ — нормированная ДН антенны ридера;

θ_v — азимутальный угол антенны ридера;

φ_v — угол между вертикальной (z координата) осью антенны ридера и направлением на метку из центра антенны;

$F_t(\theta_t, \varphi_t)$ — нормированная ДН антенны RFID-метки;

θ_t — угол между продольной (x координата) осью метки и направлением на антенну ридера из центра метки;

φ_t — угол между поперечной (y координата) осью метки и направлением на центр проекции антенны ридера на плоскость yOz из центра метки.

На рис. 4.1 проиллюстрированы используемые системы координат. Символами v и t отмечены позиции антенн ридера и метки, соответственно.

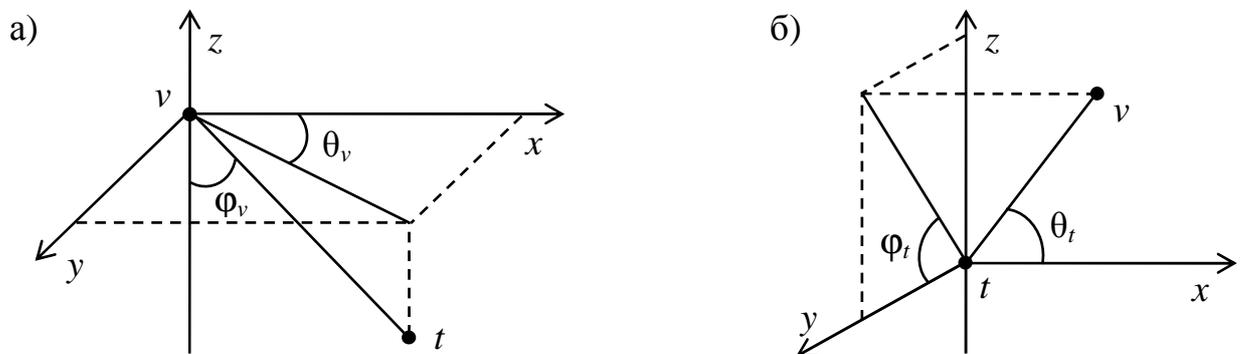


Рис. 4.1. Системы координат, используемые для задания диаграмм направленности антенны ридера (а) и антенны RFID-метки (б)

Необходимо также учесть ориентацию плоскостей поляризации антенн ридера и меток. В RFID-системах часто используют антенны с линейной поляризацией из-за их меньшей стоимости. При этом обычно на этапе проектирования вводят ограничение на расположение меток на объектах локализации (например, только параллельно осям x или y). Тогда, если размещать ан-

тенны ридера так, чтобы плоскость поляризации составляла угол $\psi = 45^\circ$ с осью x (и с осью y), будет наблюдаться постоянный коэффициент рассогласования по поляризации вне зависимости от того, где именно расположена конкретная метка. Будем придерживаться подобного допущения. Введем коэффициент рассогласования по поляризации для напряженности поля в выражение (4.2) (в четвертой степени, поскольку вычисляется мощность, а также из-за учета как передачи, так и приема) [54]:

$$P_{\text{пр}}(d) = \frac{P_{\text{пер}} G_v^2 F_v^2(\theta_v, \varphi_v) F_t^2(\theta_t, \varphi_t) \mu^4 \lambda^2 \xi}{(4\pi)^3 d^4}, \quad (4.3)$$

где $\mu = \cos(\psi)$ — коэффициент рассогласования по поляризации.

ДН $F_v(\theta_v, \varphi_v)$ антенны ридера предлагается задавать с помощью фигуры эллипсоида. Такой вариант, помимо приближенно изотропных антенн, позволит успешно моделировать также и класс слабонаправленных антенн. Воспользуемся известной канонической формой эллипсоида в декартовой системе координат (x, y, z) для вывода эллипсоидальной ДН:

$$\frac{x^2}{a_e^2} + \frac{y^2}{b_e^2} + \frac{z^2}{c_e^2} = 1, \quad (4.4)$$

где a_e, b_e, c_e — длины полуосей эллипсоида.

Преобразуя (4.4) к сферической системе координат $(\rho, \theta_v, \varphi_v)$, получаем

$$\frac{\rho^2 \cos^2 \theta_v \sin^2 \varphi_v}{a_e^2} + \frac{\rho^2 \sin^2 \theta_v \sin^2 \varphi_v}{b_e^2} + \frac{\rho^2 \cos^2 \varphi_v}{c_e^2} = 1. \quad (4.5)$$

Записав (4.5) как функцию $\rho(\theta_v, \varphi_v)$ и разделив ее на максимальное значение среди величин a_e, b_e, c_e , получим нормированную ДН $F_v(\theta_v, \varphi_v)$ антенны ридера [54]:

$$F_v(\theta_v, \varphi_v) = \frac{\sqrt{\frac{a_e^2 b_e^2 c_e^2}{b_e^2 c_e^2 \cos^2 \theta_v \sin^2 \varphi_v + a_e^2 c_e^2 \sin^2 \theta_v \sin^2 \varphi_v + a_e^2 b_e^2 \cos^2 \varphi_v}}}{\max(a_e, b_e, c_e)}. \quad (4.6)$$

Однако на практике проводить вычисление величин RSS удобнее при задании позиций антенн в декартовой системе координат. В связи с этим, запишем выражения для углов θ_v и ϕ_v как функций от декартовых координат точек местоположения антенны ридера и антенны метки (в предположении, что плоскость поляризации антенны ридера совпадает с плоскостью xOz) [54]:

$$\theta_v(v, t) = \arcsin \left[\frac{v_y - t_y}{\sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_x - t_x)^2}} \right]; \quad (4.7)$$

$$\phi_v(v, t) = \arctg \left[\frac{\sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_x - t_x)^2}}{v_z - t_z} \right], \quad (4.8)$$

где $v = (v_x, v_y, v_z)$ — координаты точки размещения антенны ридера;

$t = (t_x, t_y, t_z)$ — координаты точки размещения антенны RFID-метки.

Для учета влияния поворота антенны в азимутальной плоскости на угол ψ перепишем выражение (4.7) следующим образом:

$$\theta_v(v, t) = \begin{cases} \arcsin \left[\frac{v_y - t_y}{\sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_x - t_x)^2}} \right] + \psi & \text{если } t_x > v_x; \\ -\arcsin \left[\frac{v_y - t_y}{\sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_x - t_x)^2}} \right] + \psi & \text{если } t_x \leq v_x. \end{cases} \quad (4.9)$$

Подставив (4.9) и (4.8) в (4.6), можно получить выражение нормированной ДН $F_v(v, t)$ антенны ридера в виде функции от переменных v и t . Физический смысл диаграммы заключается в том, что она показывает насколько изменяется уровень излучения в точке t , если антенна размещена в точке v .

Проиллюстрируем внешний вид диаграммы с помощью примера (рис. 4.2). На рисунке представлен график линий уровня, соответствующий случаю размещения антенны ридера в точке $v = (0, 0, 2)$ м, поворота антенны на угол $\psi = 45^\circ$ и расположения плоскости размещения меток xOy на высоте $t_z = 0$ (переход цвета от белого к черному соответствует уменьшению значе-

ний). При этом здесь и в дальнейшей работе используется следующее отношение длин полуосей эллипсов: $a_e / b_e / c_e = 2 / 1 / 3$.

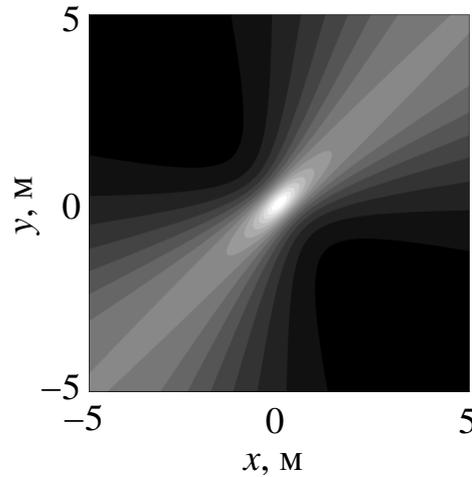


Рис. 4.2. Пример нормированной диаграммы направленности антенны ридера в виде графика линий уровня

Антенны RFID-меток моделируются на основе симметричного вибратора [54], поскольку геометрия антенн многих представленных на рынке пассивных меток (например [119]) приближенно представляет собой полуволновый симметричный вибратор, выполненный в виде плоской структуры. Известно, что нормированная ДН полуволнового симметричного вибратора в плоскостях Е и Н описывается следующими выражениями [120]:

$$F_t(\theta_t) = \left| \frac{\cos(0,5\pi \cos \theta_t)}{\sin \theta_t} \right|; \quad (4.10)$$

$$F_t(\varphi_t) = 1. \quad (4.11)$$

Запишем угол θ_t как функцию от координат антенны ридера и антенны метки в декартовой системе с центром в точке размещения антенны метки (в предположении, что вибратор метки расположен параллельно оси x) [54]:

$$\theta_t(v, t) = \text{angle} \left(v_x - t_x, \sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_z - t_z)^2} \right), \quad (4.12)$$

где $\text{angle}(l_1, l_2)$ — операция нахождения угла между осью x и отрезком, соединяющим точки $(0, 0)$ и (l_1, l_2) , в диапазоне $[0; 2\pi)$.

Подставляя (4.12) в (4.10) и принимая во внимание (4.11), запишем выражение для расчета нормированной диаграммы направленности $F_t(v, t)$ антенны RFID-метки в виде функции переменных от v и t :

$$F_t(v, t) = \left| \frac{\cos \left\{ 0,5\pi \cos \left[\text{angle} \left(v_x - t_x, \sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_z - t_z)^2} \right) \right] \right\}}{\sin \left[\text{angle} \left(v_x - t_x, \sqrt{(v_y - t_y)^2 + (v_z - t_z)^2} \right) \right]} \right|. \quad (4.13)$$

Приведем пример графического представления выражения $F_t(v, t)$ с помощью графика линий уровня, соответствующего случаю расположения антенны метки в центре системы координат $t = (0, 0, 0)$ и расположения плоскости размещения антенн ридера xOy на высоте $v_z = 2$ м (рис. 4.3).

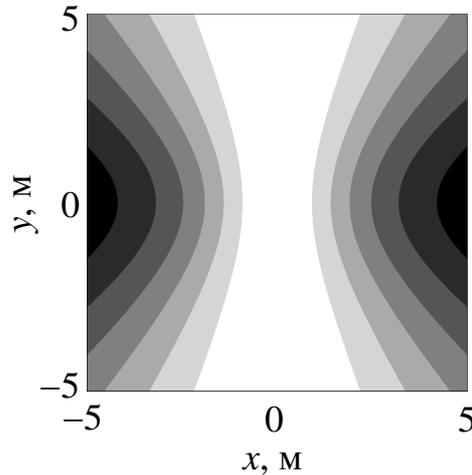


Рис. 4.3. Пример нормированной диаграммы направленности антенны RFID-метки в виде графика линий уровня

Перепишем функцию $P_{\text{пр}}(d)$ в виде функции переменных v и t [54]:

$$P_{\text{пр}}(v, t) = \frac{P_{\text{пер}} G_v^2 F_v^2(\theta_v, \varphi_v) F_t^2(\theta_t, \varphi_t) \mu^4 \lambda^2 \xi}{(4\pi)^3 \left[(v_z - t_z)^2 + (v_x - t_x)^2 + (v_y - t_y)^2 \right]^2}. \quad (4.14)$$

Функция $P_{\text{пр}}(v, t)$ позволяет вычислить мощность ответного сигнала (величину RSS) от RFID-метки, размещенной в точке t , принятого с помощью антенны ридера, расположенной в точке v .

4.1.2. Моделирование ошибки RSS значений

При моделировании необходимо дополнительно вносить случайную шумовую составляющую в формируемое согласно выражению (4.14) значение RSS. Это необходимо для учета эффектов многолучевости и размещения мешающих объектов в области локализации. Можно записать выражение для результирующего значения $P'_{\text{пр}}(v, t)$ RSS в виде

$$P'_{\text{пр}}(v, t) = P_{\text{пр}}(v, t) + P_{\text{ош}}, \quad (4.15)$$

где $P_{\text{ош}}$ — величина вносимой ошибки RSS.

Простейшим вариантом задания ошибки $P_{\text{ош}}$ является использование нормального закона распределения с нулевым математическим ожиданием и некоторым СКО $\sigma_{\text{ош}}$ [41]. Однако в реальности нельзя моделировать ошибку полностью случайным распределением (вне зависимости от его нормальности), поскольку это приведет к тому, что в любых сколь угодно близлежащих позициях области локализации могут быть совершенно разные значения ошибки. Для того чтобы избежать появления такой проблемы предлагается задавать величину вносимой ошибки $P_{\text{ош}}$ как функцию переменных t и $P_{\text{пер}}$ и формировать ее в виде взвешенной суммы трех следующих компонент: 1) общей для всех мощностей запросных сигналов; 2) характерной для определенной мощности запросных сигналов; 3) случайной (флуктуационной).

Выделение мощности $P_{\text{пер}}$ запросного сигнала в качестве переменной для функции ошибки объясняется тем, что на практике даже небольшие изменения в запросном сигнале могут приводить к существенному изменению значений RSS (большему, чем это учитывается в выражении (4.14)).

Запишем выражение для функции $P_{\text{ош}}(t, P_{\text{пер}})$ ошибки RSS:

$$P_{\text{ош}}(t, P_{\text{пер}}) = \alpha_{\text{общ}} P_{\text{ош.общ}}(t) + \alpha_{\text{мощн}} P_{\text{ош.мощн}}(t, P_{\text{пер}}) + \alpha_{\text{флукт}} P_{\text{ош.флукт}}, \quad (4.16)$$

где $\alpha_{\text{общ}}$, $\alpha_{\text{мощн}}$, $\alpha_{\text{флукт}}$ — весовые коэффициенты компонент ошибки;

$P_{\text{ош.общ}}(t)$ — первая компонента ошибки, характерная для области точки t при любом уровне мощности запросных сигналов;

$P_{\text{ош.мощн}}(t, P_{\text{пер}})$ — вторая компонента ошибки, характерная для области точки t при уровне мощности запросных сигналов $P_{\text{пер}}$;

$P_{\text{ош.флукт}}$ — третья (полностью случайная) компонента ошибки, моделирующая временные флуктуации значений RSS.

Для расчета значений первых двух компонент предлагается выполнять следующее:

1) предварительно создать группу узловых точек расположенных равномерно по всей области локализации (в дальнейшей работе создавались 16 узловых точек, расположенных в 4 ряда по 4 точки);

2) для каждой из узловых точек сгенерировать значения случайной ошибки, используя нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием (для первой компоненты значения формируются один раз, а для второй компоненты — отдельно для каждой из используемых мощностей запросных сигналов);

3) вычислять значения ошибки в необходимых точках с помощью интерполяции и экстраполяции по значениям узловых точек (в дальнейшей работе использовалась билинейная интерполяция).

Такой подход позволяет смоделировать влияние мешающих физических объектов, наличие которых в области локализации приводит к существенным изменениям в электромагнитном поле.

Третья компонента $P_{\text{ош.флукт}}$ моделирует изменение RSS во времени. Известно, что флуктуация значений RSS может быть достаточно существенной даже в полностью статичном окружении. В работах [13, 86] показано, что амплитуда флуктуационных изменений значений RSS может достигать приблизительно 0,5 дБм [13] или 2 дБм [86] (для большинства моментов времени). В настоящей работе компонента $P_{\text{ош.флукт}}$ задается в виде случайной величины, распределенной нормально с нулевым математическим ожиданием.

Определив процедуру формирования компонент ошибки RSS, необходимо выбрать значения СКО используемых распределений, а также задать весовые коэффициенты $\alpha_{\text{общ}}$, $\alpha_{\text{мощн}}$ и $\alpha_{\text{флукт}}$.

В первом приближении в качестве СКО общей результирующей ошибки RSS можно принять некоторое начальное значение $\sigma_{\text{ош}}$. Если предположить, что СКО флуктуационной ошибки является одним из наибольших среди всех компонент, то можно задать СКО $\sigma_{\text{ош}}$ в виде несколько меньшей или приблизительно равной величины: например, $\sigma_{\text{ош}} = 2$ дБм. Это объясняется тем, что СКО результирующей ошибки, являющейся линейной комбинацией (с суммой весовых коэффициентов равной 1) нескольких нормально распределенных ошибок, должно быть меньше СКО наибольшего из ее составляющих [121]. Тогда, используя соотношение для дисперсии линейной комбинации нескольких взаимно независимых случайных величин [121], и приняв для простоты, что СКО всех компонент равны ($\sigma = \sigma_{\text{ош.общ}} = \sigma_{\text{ош.мощн}} = \sigma_{\text{ош.флукт}}$), получим выражение для их расчета:

$$\sigma = \sqrt{\sigma_{\text{ош}}^2 / (\alpha_{\text{общ}}^2 + \alpha_{\text{мощн}}^2 + \alpha_{\text{флукт}}^2)}. \quad (4.17)$$

Однако, поскольку первые две компоненты ошибки являются не нормальными, а скорее некими комбинациями равномерных распределений, где границы интервалов определяются значениями в узловых точках, будет наблюдаться занижение общего СКО. Простейшим вариантом компенсации такого эффекта может быть предварительное завышение $\sigma_{\text{ош}}$ на приблизительно 30...50% (в зависимости от числа узловых точек и значений весовых коэффициентов $\alpha_{\text{общ}}$, $\alpha_{\text{мощн}}$, $\alpha_{\text{флукт}}$).

Весовые коэффициенты $\alpha_{\text{общ}}$, $\alpha_{\text{мощн}}$, $\alpha_{\text{флукт}}$ эмпирически установлены так, чтобы первая компонента ошибки имела наибольшее влияние: $\alpha_{\text{общ}} = 0,7$; $\alpha_{\text{мощн}} = 0,15$; $\alpha_{\text{флукт}} = 0,15$. После этого, исходя из выбранных значений коэффициентов и числа узловых точек для первых двух компонент (16), значение СКО общей результирующей ошибки RSS было задано равным $\sigma_{\text{ош}} = 3$ дБм.

4.1.3. Моделирование proximity и IR значений

После формирования ИИ вида RSS проводится дополнительная проверка полученных значений. В случае если сгенерированное значение RSS ока-

зывается ниже установленного порога чувствительности приемника $P_{\text{пр.мин}}$, считается, что ответ метки не был принят с помощью антенны ридера и соответствующее значение proximity устанавливается нулевым. В противном случае считается, что был получен ответ метки (значение proximity устанавливается равным единице) [41].

В настоящей работе величина $P_{\text{пр.мин}}$ была задана упрощенной эмпирической функцией от уровня мощности $P_{\text{пер}}$ запросных сигналов (в дБм, для диапазона $P_{\text{пер}} = [20...25]$ дБм):

$$P_{\text{пр.мин}}(P_{\text{пер}})[\text{дБм}] = P_{\text{пр.макс}} - 0,5P_{\text{пер}} + 4. \quad (4.18)$$

где $P_{\text{пр.макс}} = -36,4$ дБм — максимально возможное значение RSS для случая размещения антенн на высоте 2,2 м над уровнем размещения меток при мощности запросного сигнала $P_{\text{пер}} = 20$ дБм, длине волны $\lambda = 0,328$ м, эффективной площади рассеяния метки $\xi = 0,04 \text{ м}^2$ (заданной на основании результатов изложенных в [122]) и коэффициенте усиления антенны ридера $G_r = 10$.

Далее формируются значения IR. Генерирование значений IR основывается на том факте, что значения RSS и IR являются существенно коррелированными между собой. В связи с этим, значения IR формируются на основе вычисленных ранее значений RSS, для чего используется вариант известной формулы для генерации значений из двух коррелированных нормальных распределений [123]. При этом результирующее значение $R_{\text{пр}}$ IR соответствующее некоторой антенне ридера определяется согласно выражению [41]

$$R_{\text{пр}} = \kappa \overline{P_{\text{пр}}} + \sqrt{1 - \kappa^2} U(0,1), \quad (4.19)$$

где κ — линейный коэффициент корреляции между RSS и IR значениями;

$\overline{P_{\text{пр}}}$ — нормированное к диапазону $[0; 1]$ значение RSS метки, полученное с помощью рассматриваемой антенны ридера;

$U(0,1)$ — случайная величина распределенная равномерно от 0 до 1.

На основе предварительных экспериментов, проведенных с пассивными метками типа ALN-9654 G [119], значение κ было выбрано равным $\kappa = 0,6$.

Таким образом, разработанная математическая модель процесса получения ИИ предполагает формирование значений RSS согласно выражению (4.15), а значений proximity и IR по сформированным значениям RSS.

4.2. Разработка методики верификации блока квадратурного преобразования

В системах пространственной локализации пассивных RFID-меток может использоваться фазовая ИИ (вид POA), позволяющая определять расстояние от антенны ридера до метки в пределах некоторого диапазона дальности. Использование фазовой ИИ является особенно актуальным в свете того, что ранее был разработан комбинированный метод локализации, позволяющий повысить точность за счет обработки нескольких видов ИИ. При этом для обработки фазовой ИИ могут применяться алгоритмы на базе практически любых обучаемых методов пространственной локализации, а также трилатерационного метода.

Простейшим вариантом получения фазовой ИИ от пассивных RFID-меток, функционирующих согласно одному из стандартных протоколов RFID (например, EPC Gen2), является квадратурная обработка ответного сигнала метки на стороне ридера [79]. При этом часто применяют ступенчатое изменение частоты запросного сигнала [79, 81], что вместе с необходимостью квадратурной обработки обычно требует применения модифицированных ридеров.

Для получения и обработки фазовой ИИ в ридер необходимо встроить специальный блок квадратурного преобразования (БКП), выделяющий такую информацию из ответных сигналов меток. В данном подразделе проводится разработка математической модели процесса верификации БКП и создание методики верификации БКП на основе разработанной модели [26].

Рассмотрим ситуацию взаимодействия ридера (с помощью одной из его антенн) с некоторой RFID-меткой, размещенной на расстоянии d от антенны.

С помощью антенны ридером излучается запросный сигнал со ступенчатым изменением частоты, состоящий из B радиоимпульсов следующих с периодом T . RFID-меткой производится излучение ответного сигнала (переотражение запросного), принимаемого ридером с помощью антенны. Принятые радиоимпульсы ответного сигнала после усиления поступают на квадратурный смеситель, в результате чего в спектре появляются квадратурные низкочастотные составляющие I и Q. В дальнейшем эти составляющие выделяются фильтрами нижних частот и поступают на входы БКП.

Обозначим квадратурные составляющие как $X_{I,b}$ и $X_{Q,b}$ ($b = 0, \dots, B - 1$ — номер радиоимпульса в пачке) и запишем их в следующем виде [26]:

$$\begin{cases} X_{I,b} = D_b \cos \Psi_b; \\ X_{Q,b} = D_b \sin \Psi_b, \end{cases} \quad (4.20)$$

где D_b — модуль b -го комплексного отсчета ответного сигнала метки;

Ψ_b — набег фазы b -го комплексного отсчета ответного сигнала метки (искомая фазовая ИИ).

Запишем набег фазы Ψ_b в следующем виде [26, 124]:

$$\Psi_b = -4\pi f_b \frac{d}{\tilde{c}}, \quad (4.21)$$

где f_b — частота b -го радиоимпульса запросного сигнала;

\tilde{c} — скорость света.

Частота f_b изменяется по ступенчатому закону [26, 124]:

$$f_b = f_0 + b\Delta f, \quad (4.22)$$

где f_0 — начальная частота;

Δf — шаг изменения частоты.

Из соотношения для дальности действия радара со ступенчатой частотной модуляцией [124], выразим шаг изменения частоты Δf [26]:

$$\Delta f = \frac{\tilde{c}}{2R}. \quad (4.23)$$

Здесь под R будем понимать дальность действия RFID-системы при использовании рассматриваемой антенны ридера.

Далее, подставив (4.22) и (4.23) в (4.21), представим выражение для набега фазы в следующем виде [26]:

$$\Psi_b = -2\pi \frac{d}{R} b - \frac{4\pi d}{\tilde{c}} f_0. \quad (4.24)$$

Номер радиоимпульса в пачке b запишем следующим образом [26]:

$$b = \frac{t_b}{T}, \quad (4.25)$$

где t_b — момент времени начала излучения b -го запросного радиоимпульса.

Подставив (4.24) и (4.25) в (4.20), получим следующее выражение для отсчетов квадратурных составляющих, соответствующих случаю взаимодействия ридера с одиночной RFID-меткой при ступенчатом изменении частоты запросного сигнала во времени [26]:

$$\begin{cases} X_{I,b} = D_b \cos\left(2\pi \frac{d}{RT} t_b + \frac{4\pi d}{\tilde{c}} f_0\right); \\ X_{Q,b} = -D_b \sin\left(2\pi \frac{d}{RT} t_b + \frac{4\pi d}{\tilde{c}} f_0\right). \end{cases} \quad (4.26)$$

Из выражения (4.26) следует, что при ступенчатом изменении частоты запросного сигнала огибающие отсчетов квадратурных составляющих $X_{I,b}$ и $X_{Q,b}$ представляют собой гармонические колебания, частоты которых определяются следующим соотношением [26]:

$$f_I = f_Q = \frac{d}{RT}. \quad (4.27)$$

Таким образом, в качестве тестовых сигналов, подаваемых на входы БКП при моделировании взаимодействия с одиночной пассивной RFID-меткой, можно использовать два гармонических квадратурных колебания с частотой, определяемой соотношением (4.27). При верификации эти колебания следует подать на I и Q входы блока и убедиться, что БКП сформирует

последовательности отсчетов, следующих с частотой дискретизации $f_D = 1/T$, огибающие которых изменяются по гармоническим законам (4.26) [26]. В этом случае можно будет считать верификацию блока успешной.

4.3. Модельная верификация критерия оптимальности размещения антенн RFID-системы

На основе разработанной методики имитационного моделирования процесса получения ИИ в настоящем подразделе проводится верификация предложенного в подразделе 3.1 критерия оптимальности размещения антенн.

Предлагаемая процедура верификации заключается в следующем:

1) Создается достаточно большое количество вариантов размещения антенн, из которых часть (30 штук) являются субоптимальными, а часть (50 штук) — случайными. В качестве субоптимальных используется по пять наилучших размещений, полученных каждым из четырех эвристических алгоритмов, а также десять различных вариантов размещения антенн по схеме квадратной сетки. Случайные размещения создаются с учетом условия нахождения антенн не ближе чем на 50 см друг к другу и требования минимального покрытия области локализации зонами действия антенн 85%.

2) Для каждого размещения антенн рассчитывается соответствующее значение ЦФ $S(a)$ оптимальности размещения согласно выражению (3.17). При этом используются такие же размеры области локализации и зон действия антенн, что и при вычислениях в подразделе 3.2.

3) Создается большая группа виртуальных RFID-меток, размещенных в различных позициях области локализации, для каждой из которых формируются матрицы ИИ видов RSS и proximity (независимо для каждого размещения антенн). При этом отдельно формируются тренировочные метки (для обучения алгоритма отпечатков) и рабочие метки. Позиции тренировочных меток формируются равномерно по всей области локализации, а позиции рабочих меток формируются случайным образом.

4) Для каждой рабочей метки при каждом размещении антенн рассчитывается оценка ее местоположения. Расчет оценок проводится с помощью комбинированного алгоритма локализации согласно выражению (2.13) (для простоты — без учета весовых коэффициентов). Подразумевается, что комбинированный алгоритм объединяет алгоритмы трилатерации (обрабатывает RSS ИИ), КВБС (обрабатывает RSS ИИ) и пересечений (обрабатывает proximity ИИ) и рассматривается случай одного уровня мощности запросных сигналов. После вычисления оценок для каждой рабочей метки при каждом размещении антенн вычисляется соответствующая ошибка локализации (в виде расстояния между полученной оценкой и реальным местоположением).

5) Для каждого размещения антенн рассчитывается средняя ошибка локализации (среди всех рабочих меток), характеризующая данное размещение.

б) В случае если наблюдается высокая отрицательная корреляция между значениями ЦФ и соответствующими значениями средней ошибки, верификация считается успешной.

С целью увеличения достоверности результатов моделирование выполнялось 10 раз, причем каждый раз позиции меток и матрицы ИИ генерировались заново. На каждой итерации моделирования формировалось 144 тренировочных и 2500 рабочих меток. Для моделирования ИИ вида RSS использовалось выражение (4.15). Для выражения (4.14) были заданы следующие параметры: $P_{\text{пер}} = 20$ дБм; $\lambda = 0,328$ м; $\xi = 0,04$ м²; $G_v = 10$. Для алгоритма пересечений размер зон действия антенн задавался как 0,8 м × 1,25 м (длины полуосей эллипса). Соответственно, для трилатерационного алгоритма отношение длин большой и малой полуосей эллипсов положения задавалось равным $f_e = 1,25$ м / 0,8 м = 1,5625. Полагалось, что антенны ридера расположены на высоте 2,2 м над уровнем размещения меток.

Для проведения модельного эксперимента был разработан программный комплекс, позволяющий выполнять имитационное моделирование, вычислять оценки местоположения меток и проводить анализ данных. Программный комплекс был реализован на языке программирования Ruby с использо-

ванием фреймворка Ruby on Rails. Фрагменты исходного кода программного комплекса, иллюстрирующие реализацию некоторых методов локализации, представлены в приложении Б.

В ходе моделирования были получены десять значений коэффициента корреляции между значениями ЦФ и значениями средней ошибки локализации: $-0,918$, $-0,889$, $-0,893$, $-0,887$, $-0,896$, $-0,877$, $-0,893$, $-0,881$, $-0,904$, $-0,891$. На рис. 4.4 представлены диаграммы рассеяния значений ЦФ и средней ошибки, соответствующие первым двум итерациям моделирования.

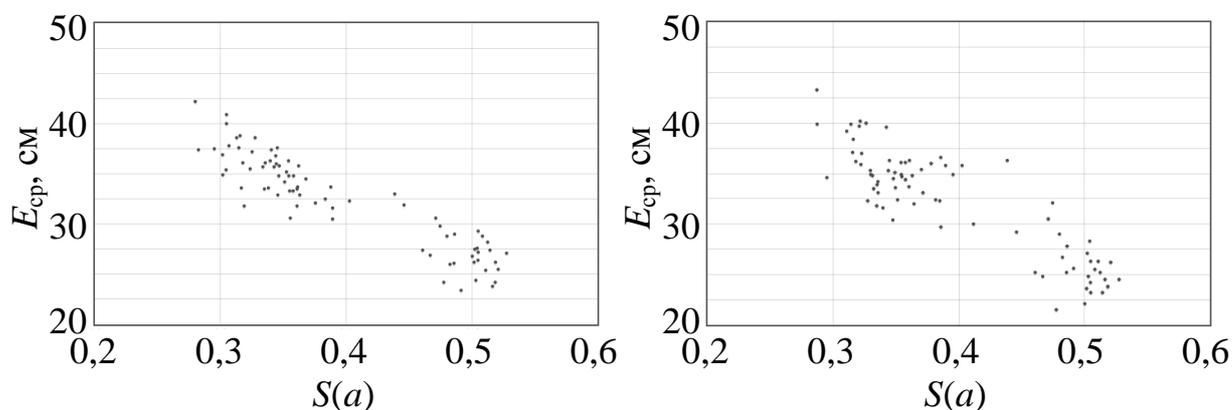


Рис. 4.4. Диаграммы рассеяния средней ошибки E_{cp} пространственной локализации и значений целевой функции $S(a)$

Полученные значения коэффициента корреляции достаточно велики по модулю. Это означает, что имеется существенная статистическая связь между оптимальностью размещения антенн и средней ошибкой локализации. То есть, при неоптимальных размещениях формируются большие ошибки, а при оптимальных — малые. Таким образом, проведенная верификация подтвердила адекватность критерия оптимальности размещения антенн.

4.4. Модельная верификация комбинированного метода локализации

Разработанная методика имитационного моделирования процесса получения ИИ позволяет провести сравнение комбинированного метода про-

странственной локализации объектов с другими методами без проведения натурного эксперимента. Для этого необходимо сформировать достаточно большую группу виртуальных меток, размещенных в различных позициях области локализации, рассчитать оценки местоположения меток и вычислить среднюю и максимальную ошибки локализации для каждого из алгоритмов локализации, синтезированных на базе сравниваемых методов. Полученные при этом значения ошибок позволят судить о точности сравниваемых методов.

Аналогично процедуре верификации критерия оптимальности размещения антенн, описанной ранее, при реализации процедуры верификации комбинированного метода первоначально формируются позиции заданного числа тренировочных и рабочих меток. Помимо этого создаются позиции калибровочных меток (используемых для вычисления весовых коэффициентов апостериорной точности источников оценок и обучения зонного МК). Позиции тренировочных и калибровочных меток формируются равномерно по всей области локализации (но не совпадают друг с другом), а позиции рабочих меток формируются случайным образом.

В настоящей работе создаются позиции 144 тренировочных, 300 калибровочных и 5000 рабочих меток. После этого для каждой созданной позиции (соответствующей виртуальной метке) формируются матрицы ИИ по представленной в подразделе 4.1 методике. Сформированные матрицы обрабатываются с помощью алгоритмов локализации, в результате чего для каждой метки каждым алгоритмом для каждого вида ИИ создается J оценок местоположения. Далее вычисляются средние и максимальные значения ошибок.

В ходе исследования были рассмотрены различные комбинации типа алгоритма локализации, вида ИИ и мощности запросных сигналов. В качестве алгоритмов использовались три точечных алгоритма (КВБС, пересечений, трилатерационный), три зонных алгоритма (МОВ, ИНС, НБК) и различные варианты комбинированных алгоритмов (реализующих комбинированный метод). Перечисленные алгоритмы обрабатывали ИИ видов RSS, IR и прох-

imity, полученную при излучении запросных сигналов с различными уровнями мощности в диапазоне от 20 дБм до 25 дБм (с шагом 1 дБм).

Для моделирования ИИ вида RSS были заданы следующие параметры в выражении (4.14): $\lambda = 0,328$ м; $\xi = 0,04$ м²; $G_v = 10$. Считалось, что антенны ридера расположены на высоте 2,2 м над уровнем размещения меток. Для реализации зонных алгоритмов полагалось, что область локализации делится на $F = 16$ квадратных зон классификации равного размера.

С целью повышения достоверности результатов моделирование выполнялось 40 раз, причем каждый раз позиции меток и матрицы ИИ генерировались заново. При этом каждое результирующее среднее значение ошибки локализации рассчитывалось путем усреднения всех ошибок среди всех 40 итераций моделирования, а каждое максимальное — как наибольшее среди всех ошибок среди всех итераций. Моделирование проводилось на базе разработанного программного комплекса (приложение Б).

Результирующие значения средней и максимальной ошибки представлены в табл. 4.1 для одиночных точечных алгоритмов. В таблице показаны только такие варианты комбинации алгоритма, вида ИИ и мощности запросных сигналов, для которых значение средней ошибки не превышает 45,0 см.

В табл. 4.2 представлены показатели точности классификации (в виде отношений числа правильно классифицированных меток к общему числу), достигнутые одиночными зонными алгоритмами и двумя следующими реализациями МК:

1) необучаемый МК на основе суммирования вероятностей согласно выражению (2.19);

2) обучаемый МК на основе алгоритма КВБС (см. рис. 2.7).

Подразумевается, что мета-классификаторы объединяют все зонные алгоритмы, виды ИИ и уровни мощности запросных сигналов.

Таблица 4.1

Модельные значения средней и максимальной ошибки пространственной локализации одиночных точечных алгоритмов

Алгоритм	Вид ИИ	Ошибка локализации, см											
		средняя						максимальная					
		Уровень мощности запросных сигналов, дБм											
		20	21	22	23	24	25	20	21	22	23	24	25
КВБС	RSS	31,5	33,8	34,0	35,7	36,5	39,2	121,0	147,7	135,1	144,7	159,3	177,9
	IR	34,8	34,9	34,0	34,2	35,6	35,3	278,1	276,3	218,9	197,8	191,5	183,6
пересеченный	proximity	36,7	40,3	39,8	—	—	—	131,4	146,6	175,8	—	—	—
трилатерационный	RSS	39,7	41,8	44,5	—	—	—	154,0	169,2	171,3	—	—	—
	IR	35,4	37,8	42,0	—	—	—	147,3	154,4	155,6	—	—	—

Таблица 4.2

Модельные показатели точности классификации зонных алгоритмов пространственной локализации

Алгоритм	Вид ИИ	Точность классификации, %					
		Уровень мощности запросных сигналов, дБм					
		20	21	22	23	24	25
МОВ	RSS	80,1	80,0	77,0	77,2	78,3	78,0
	IR	74,0	73,5	72,1	72,6	73,2	73,1
ИНС	RSS	79,1	78,8	77,3	75,7	77,9	67,7
	IR	70,2	69,5	69,3	70,8	73,5	68,1
НБК	RSS	71,2	69,4	69,7	69,8	69,5	70,8
	IR	71,2	69,9	69,5	69,7	70,7	71,0
МК (суммирование)	RSS, IR	83,0					
МК (КВБС)	RSS, IR	83,9					

В табл. 4.3 представлены значения средней и максимальной ошибки локализации, достигнутые с использованием различных реализаций комбинированного метода. В таблице в скобках проставлены значения относительного уменьшения ошибки, достигаемого при использовании соответствующего варианта по отношению к наименьшему значению ошибки, полученному без комбинирования (а именно: 31,5 см — для средней ошибки; 121,0 см — для максимальной). Для комбинирования использовались все комбинации алгоритмов, видов ИИ и уровней мощности запросных сигналов, представленные в табл. 4.1 и 4.2. При этом рассмотрены следующие варианты вычисления оценок местоположения меток по выражению (2.21):

1) используются только точечные алгоритмы, без калибровки, весовые коэффициенты не применяются;

2) используются точечные алгоритмы, без калибровки, применяется весовой коэффициент $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ близости оценки $\hat{l}_{i,j,m}$ к среднему всех оценок;

3) используются точечные алгоритмы, без калибровки, применяется весовой коэффициент $w_2(m, N_j)$ априорной точности;

4) используются точечные алгоритмы, с калибровкой, применяется весовой коэффициент $w_2(i, j, m, N_j)$ апостериорной точности;

5) используются точечные и зонные алгоритмы, без калибровки, весовые коэффициенты не применяются;

6) используются точечные и зонные алгоритмы, без калибровки, применяются весовые коэффициенты $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ и $w_2(m, N_j)$;

7) используются точечные и зонные алгоритмы, с калибровкой, применяются весовые коэффициенты $w_1(\hat{l}_{i,j,m})$ и $w_2(i, j, m, N_j)$.

Также в табл. 4.3 для каждого варианта указано количество итераций моделирования, в ходе которых отмечено уменьшение средней ошибки данного варианта по отношению к средней ошибке, полученной при комбинировании только точечных алгоритмов без весовых коэффициентов (вариант 1).

Таблица 4.3

Модельные значения средней и максимальной ошибки пространственной локализации комбинированного метода

Номер варианта реализации метода	Ошибка локализации, см (изменение относительно наилучшего варианта точечного алгоритма)		Количество уменьшений средней ошибки относительно варианта 1
	средняя	максимальная	
1	23,4 (–25,7%)	104,8 (–13,4%)	—
2	23,1 (–26,7%)	104,7 (–13,5%)	38 из 40
3	23,2 (–26,3%)	104,8 (–13,4%)	30 из 40
4	23,0 (–27,0%)	107,8 (–10,9%)	33 из 40
5	22,9 (–27,3%)	102,2 (–15,5%)	34 из 40
6	22,8 (–27,6%)	102,1 (–15,6%)	34 из 40
7	22,5 (–28,6%)	101,5 (–16,1%)	35 из 40

Для каждого из значений средней ошибки пространственной локализации (в табл. 4.1 и 4.3) были рассчитаны доверительные интервалы с уровнем доверия 0,95 в предположении, что ошибка распределена согласно рэлеевского закону (методика расчета, основанная на работе [125], представлена в приложении В). В результате установлено, что доверительные интервалы (отдельно для каждой итерации моделирования) не превышают 1,2 см для одиночных алгоритмов и 0,7 см для реализаций комбинированного метода. Это, вместе с тем, что модельный эксперимент был проведен 40 раз, позволяет говорить о достаточной степени достоверности результатов.

Проанализируем полученные результаты. Наименьшие значения средней и максимальной ошибки локализации среди одиночных точечных алгоритмов получены при использовании алгоритма КВБС, обрабатывающего RSS ИИ при уровне мощности запросных сигналов 20 дБм (средняя ошибка 31,5 см, максимальная — 121,0 см). Наибольшее значение средней ошибки (44,5 см) получено трилатерационным алгоритмом при обработке RSS ИИ и уровне мощности запросных сигналов 22 дБм, а максимальной (278,1 см) —

алгоритмом КВБС при обработке ИИ и уровне мощности запросных сигналов 20 дБм. В целом алгоритм КВБС оказался несколько точнее алгоритмов пересечений и трилатерации, чего и следовало ожидать, поскольку алгоритм КВБС является обучаемым алгоритмом.

При использовании зонных алгоритмов локализации наибольшая точность обеспечена алгоритмом МОВ при уровне мощности запросных сигналов 20 дБм: 80,1% и 74,0% (для ИИ видов RSS и IR, соответственно). Применение МК позволило увеличить точность классификации на 2,9% (для необучаемого МК) и 3,8% (для обучаемого МК).

Комбинирование алгоритмов, видов ИИ и уровней мощности запросных сигналов позволило значительно уменьшить как среднюю, так и максимальную ошибку локализации. Наименьшие значения средней ошибки получены для варианта реализации комбинированного метода, подразумевающего использование точечных и зонных алгоритмов, проведения калибровочного этапа и применения обоих весовых коэффициентов (вариант 7 в табл. 4.3). Достигнуто уменьшение значения средней ошибки на 28,6% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного точечного алгоритма. При этом каждый из рассмотренных весовых коэффициентов оказался эффективным: наблюдается уменьшение средней ошибки для каждого из вариантов 2–7 по сравнению с вариантом 1 (усреднение оценок без взвешивания).

Отметим, что добавление калибровочного этапа привело к достаточно небольшому повышению точности локализации. Так, для зонных алгоритмов точность классификации увеличилась на 0,9% (сравнение МК на базе суммирования и МК КВБС в табл. 4.2); для точечных алгоритмов средняя ошибка уменьшилась на 0,2 см (сравнение вариантов 3 и 4 в табл. 4.3); для комбинации точечных и зонных алгоритмов средняя ошибка уменьшилась на 0,3 см (сравнение вариантов 6 и 7 в табл. 4.3). Можно предположить, что для большинства реальных приложений задачи пространственной RFID-локализации подобное улучшение не будет достаточно весомым аргументом в необходимости проведения трудоемкого процесса калибровки.

Таким образом, с учетом всего вышесказанного можно сделать вывод, что разработанный комбинированный метод пространственной локализации является эффективным в плане уменьшения средней ошибки локализации.

4.5. Выводы по разделу

4.5.1. Разработана математическая модель процесса получения измерительной информации видов proximity, RSS и IR от пассивных RFID-меток и методика имитационного моделирования на основе этой модели. Моделирование измерительной информации вида RSS выполняется на базе модифицированной основной формулы радиолокации, а измерительная информация видов proximity и IR формируется на базе генерируемых значений RSS.

4.5.2. Разработана математическая модель процесса верификации блока квадратурного преобразования, выделяющего фазовую измерительную информацию из ответных сигналов пассивных RFID-меток. На базе разработанной модели создана методика верификации, подразумевающая тестирование работоспособности блока путем подачи двух тестовых гармонических сигналов на его входы.

4.5.3. Разработан программный комплекс, позволяющий выполнять имитационное моделирование измерительной информации согласно разработанной методике, вычислять оценки местоположения RFID-меток и проводить анализ данных.

4.5.4. На базе разработанного программного комплекса путем имитационного моделирования проведена верификация критерия оптимальности размещения антенн RFID-системы. В ходе верификации установлено, что имеется существенная (коэффициент корреляции около $-0,9$) статистическая связь между значениями целевой функции и значениями средней ошибки локализации, что подтверждает адекватность критерия оптимальности.

4.5.5. На базе разработанного программного комплекса путем имитационного моделирования проведена верификация комбинированного метода

двумерной пространственной локализации. В ходе верификации установлено, что применение комбинированного метода позволяет уменьшить среднюю ошибку локализации до 28,6% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного точечного алгоритма локализации, обрабатывающего измерительную информацию только одного вида при одном уровне мощности запросного сигнала.

РАЗДЕЛ 5

ПРАКТИЧЕСКИЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В разделе приведены результаты экспериментальных исследований, проведенных с использованием системы пространственной RFID-локализации и блока квадратурного преобразования, выделяющего фазовую ИИ из ответных сигналов пассивных меток.

Материалы раздела опубликованы в работах [26, 28, 31-37, 39, 40, 42, 43, 47-50, 52].

5.1. Разработка системы пространственной RFID-локализации

Система двумерной пространственной RFID-локализации спроектирована и изготовлена группой разработчиков кафедры радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета, в которую входил автор настоящей работы. Автор работы занимался проектированием системы в целом, изготовлением и наладкой некоторых узлов, а также разработкой программного обеспечения. Все описываемые далее эксперименты были проведены лично автором.

Структурная схема разработанной системы представлена на рис. 5.1. В системе используются четыре мультиплексора для подключения 16 внешних антенн (А) к ридеру. Управление ридером и обработка ИИ выполняется с помощью компьютера по командам пользователя. Для подключения компьютера к ридеру используется интерфейс USB.

Питание системы выполняется от сети переменного тока с напряжением 220 В. Необходимые напряжения питания для элементов системы +5 В и +3,3 В обеспечиваются от сетевого источника питания типа UP0601C-05 производства компании UMES и стабилизатора типа LM1117T-3.3 производства компании National Semiconductor.

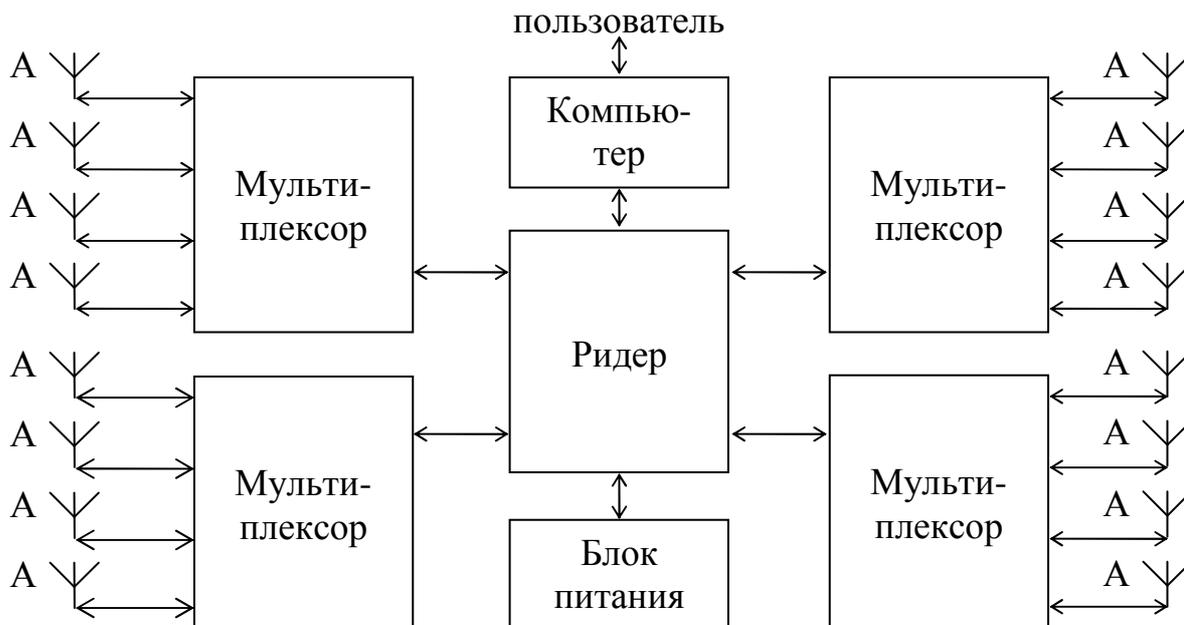
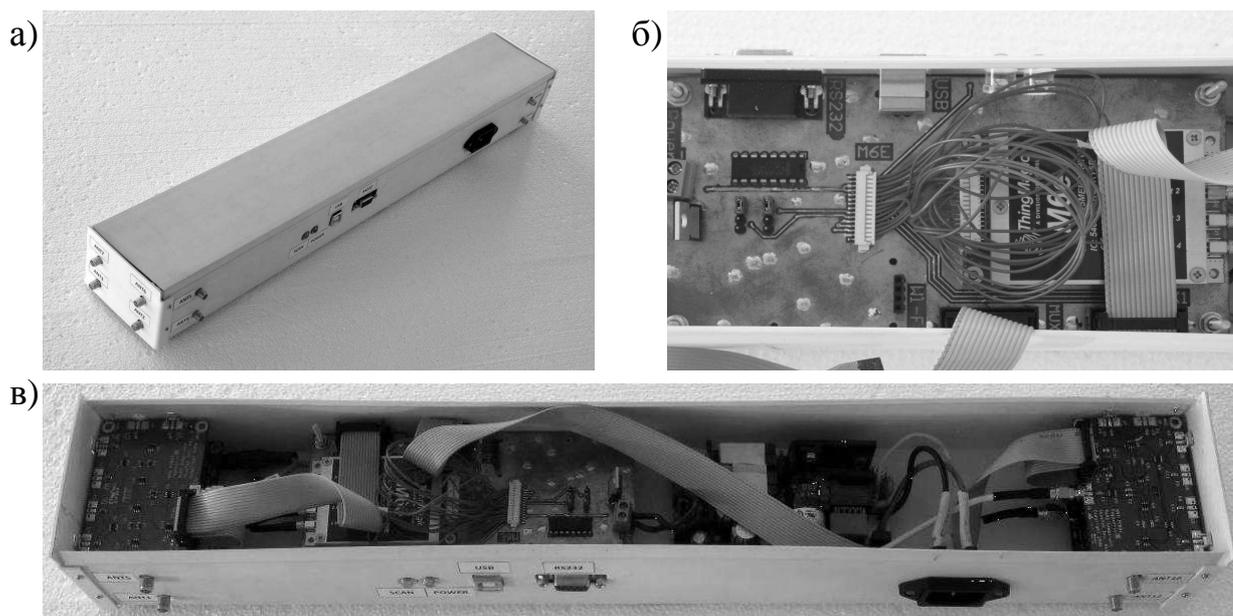


Рис. 5.1. Структурная схема системы пространственной RFID-локализации

Главным элементом системы является модуль RFID-ридера типа Mercury M6e производства компании ThingMagic [126]. К четырем портам ридера подключаются четырехканальные мультиплексоры SkyePlus производства компании SkyeTek, предназначенные к работе на частотах диапазона 860...960 МГц [127]. Ридер, мультиплексоры и блок питания конструктивно объединены в основной блок (рис. 5.2).



а) — с закрытой внешней крышкой; б), в) — со снятой крышкой

Рис. 5.2. Внешний вид основного блока RFID-системы

В системе используются треугольные патч-антенны с линейной поляризацией, предназначенные для работы в диапазоне частот 902...928 МГц [128]. Антенны обеспечивают формирование поля линейной поляризации при коэффициенте усиления не менее 9 дБ, коэффициенте стоячей волны не более 1,5 и ширине главного лепестка ДН $(43...51)^\circ$ в Е-плоскости и $(61...65)^\circ$ в Н-плоскости. Габаритные размеры корпусов антенн составляют $33,5 \text{ см} \times 33,5 \text{ см} \times 5 \text{ см}$. На рис. 5.3 проиллюстрирована конструкция антенн, а на рис. 5.4 изображены нормированные ДН антенн для трех частот [128].

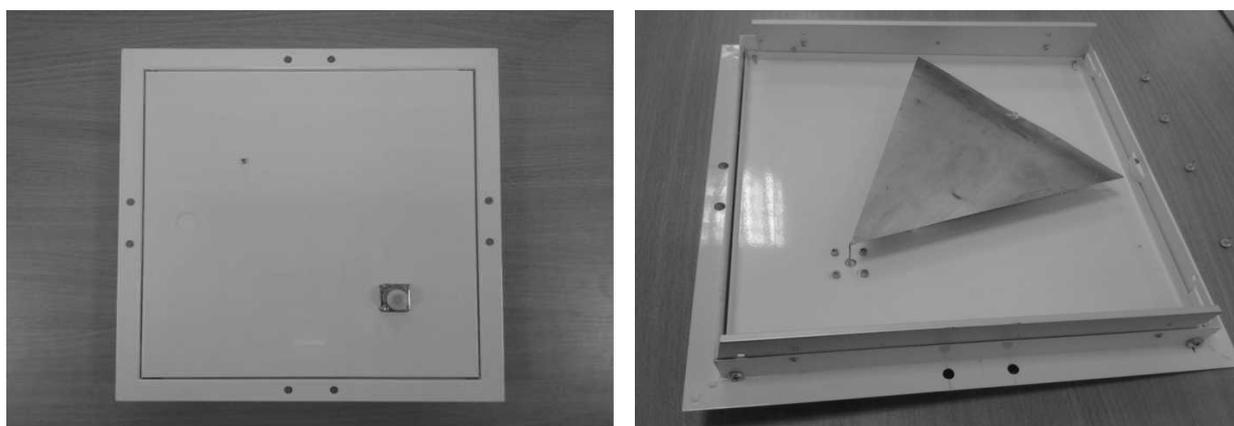


Рис. 5.3. Конструкция антенн RFID-системы

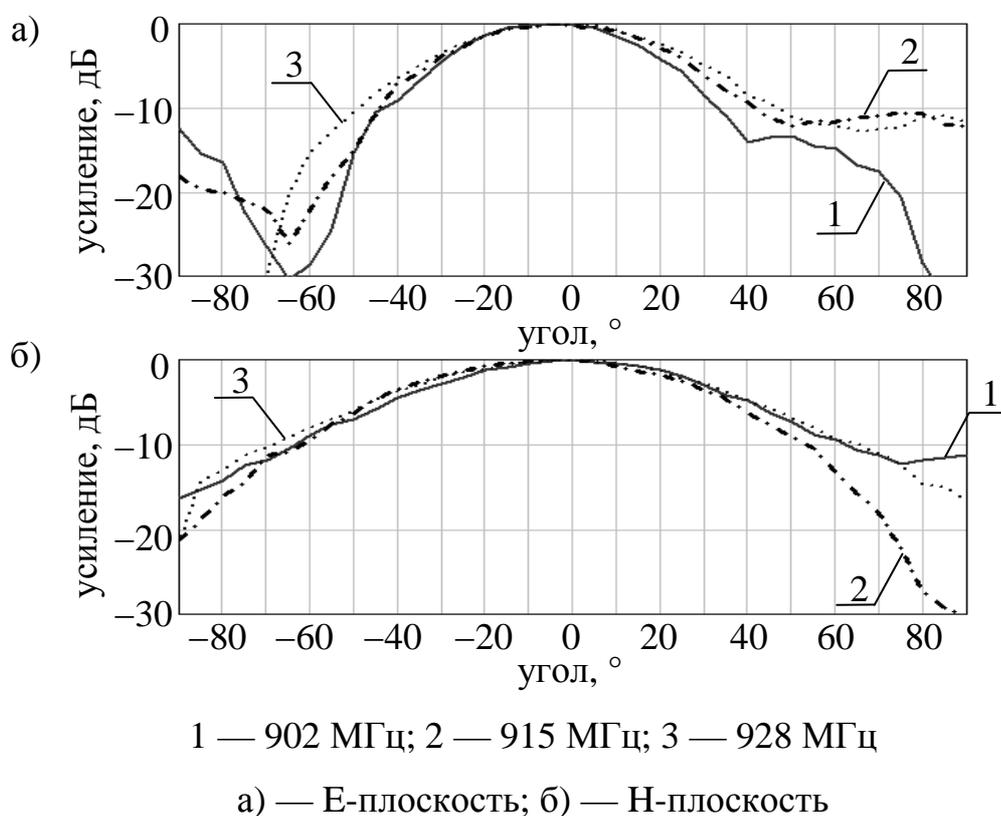


Рис. 5.4. Нормированные диаграммы направленности антенн RFID-системы

Установка оборудования осуществлялась на потолке одной из лабораторий университета на высоте 2,6 м. Размер лаборатории равен приблизительно 6 м × 6 м. Размер области локализации принят равным 5 м × 5 м. Схема размещения основного блока (ОБ) и антенн системы (с указанием их номеров) представлена на рис. 5.5. Размещение антенн проводилось с учетом полученных в разделе 3 результатов и конструктивных особенностей помещения. При этом все антенны были повернуты в азимутальной плоскости на угол 45° по отношению к оси y . Это было сделано для того, чтобы обеспечивать постоянный коэффициент рассогласования по поляризации между антеннами ридера и RFID-меток.

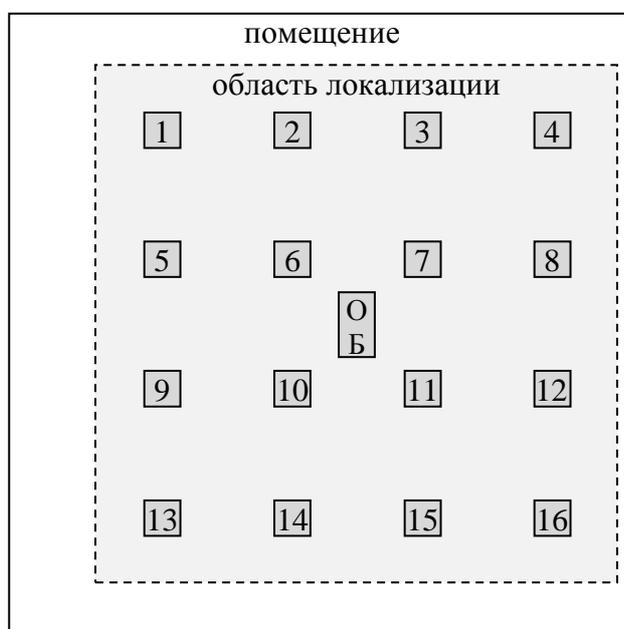


Рис. 5.5. Схема размещения основного блока и антенн RFID-системы

Для экспериментальных исследований использовались 144 пассивные RFID-метки ALN-9654 производства компании Alien Technology, предназначенные для установки на объекты из диэлектрических материалов [119]. Метки размещались на пенопластовых пластинах, расположенных на картонных коробках, в 12 рядов по 12 штук в каждом. Рассматривалось 4 высоты размещения меток над уровнем пола: 0,4 м; 0,7 м; 1,0 м; 1,2 м. При этом область локализации была поделена на 16 зон классификации (необходимых для реализации зонных алгоритмов локализации). Схема размещения меток

(окружности), антенн (квадраты) и зон классификации (ограничены штриховыми линиями) представлена на рис. 5.6. На рис. 5.7 представлены фотографии части экспериментальной установки. На фотографиях показан общий вид системы, вид на пластину с метками и вид на основной блок и антенны.

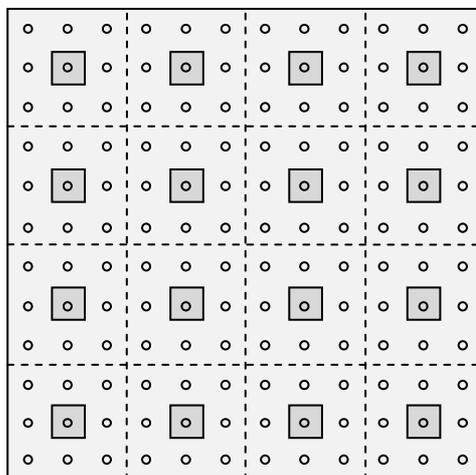
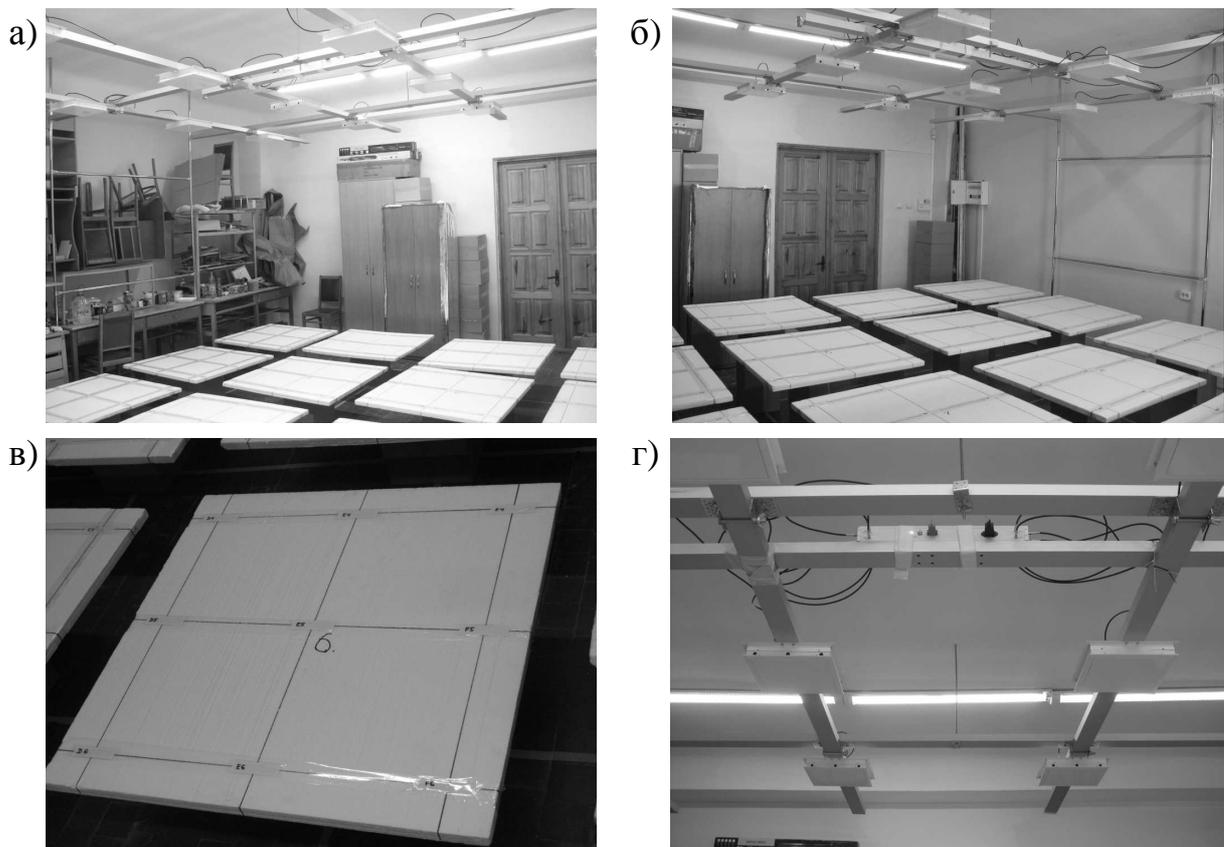


Рис. 5.6. Схема размещения RFID-меток, антенн RFID-системы и зон классификации в области локализации



а), б) — общий вид сверху; в) — вид на одну из пластин с закрепленными RFID-метками; г) — вид на основной блок и антенны ридера

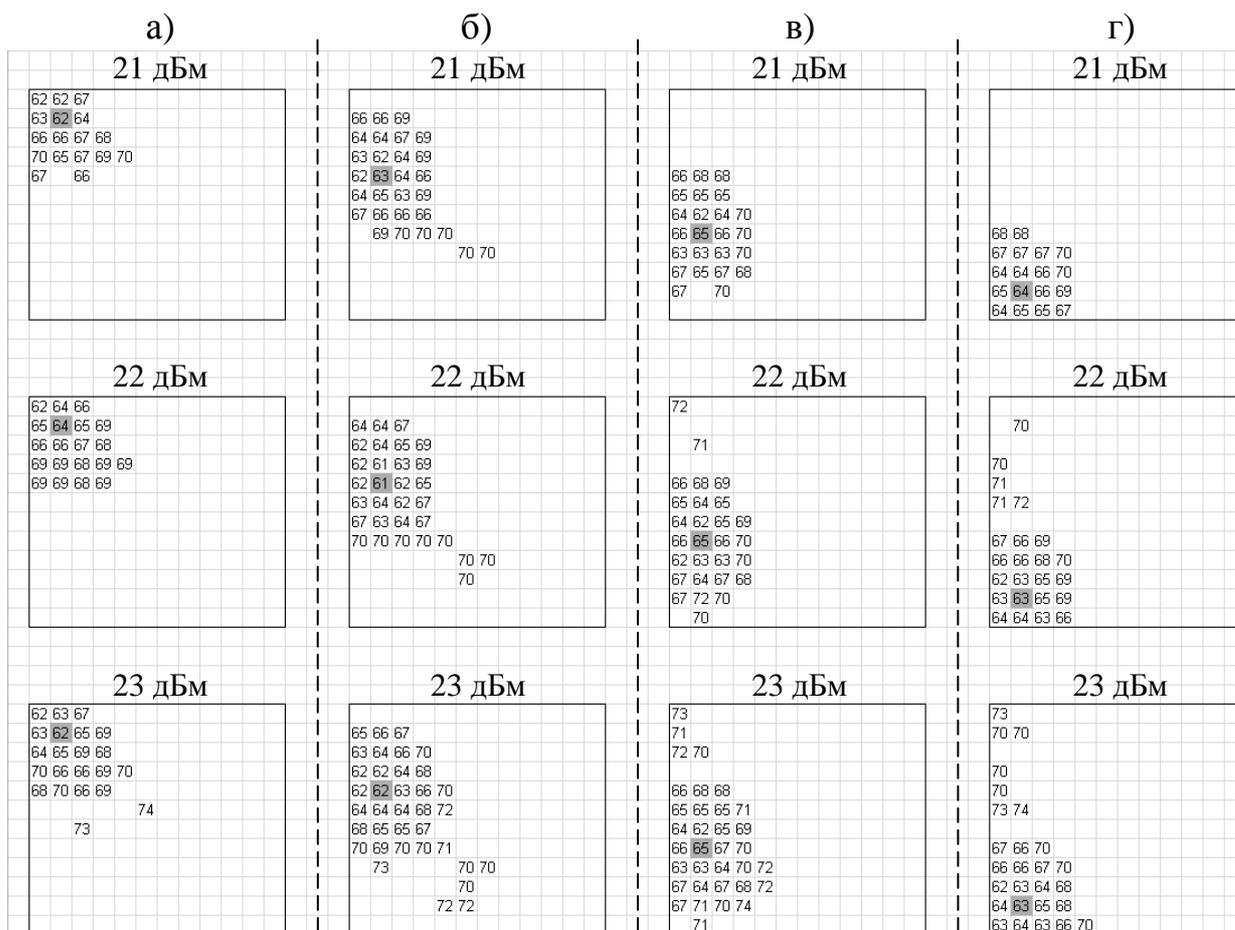
Рис. 5.7. Фотографии экспериментальной установки

5.2. Исследование системы пространственной RFID-локализации

На первом этапе экспериментального исследования с помощью каждой из антенн ридера была собрана измерительная информация от RFID-меток. Сбор ИИ проводился отдельно для каждого из 4 вариантов высоты размещения меток и 11 уровней мощности запросных сигналов (в диапазоне от 20 дБм до 30 дБм с шагом в 1 дБм). Использовался режим работы ридера в диапазоне частот 902...928 МГц (диапазон доступный для нелицензированных устройств в Северной Америке). В результате была получена ИИ видов proximity, RSS и IR. При этом каждая из 144 RFID-меток была идентифицирована с помощью как минимум одной антенны на каждой из используемых мощностей запросных сигналов.

Собранная ИИ была сохранена на компьютере в виде табличных файлов в текстовом формате. Для наглядного представления были построены таблицы полученных от меток с помощью каждой из антенн значений RSS (для каждого уровня мощности запросных сигналов) [40]. Фрагмент одной из таблиц, показывающий ИИ вида RSS, полученную с помощью антенн 1, 5, 9, 13 (соответствие номеров антенн их положению см. на рис. 5.5) при излучении запросных сигналов с уровнями мощности 21 дБм, 22 дБм, 23 дБм для случая размещения меток на высоте 0,4 м, представлен на рис. 5.8. Значения в ячейках показывают уровни мощности ответных сигналов (значения RSS) от меток, расположенных в соответствующих позициях (в дБм, знак минуса опущен). Ячейки, выделенные темно-серым цветом, показывают позиции антенн ридера, с помощью которых получена соответствующая ИИ.

Анализ сформированных таблиц позволил подтвердить предположение о возможности аппроксимации зон действия антенн фигурами эллипсов. При этом для реализации метода пересечений было решено использовать только уровни мощности запросных сигналов в диапазоне 20...22 дБм, поскольку реальные зоны действия для этих мощностей в наибольшей степени близки к эллиптическим.



а) — антенна 1; б) — антенна 5; в) — антенна 9; г) — антенна 13

Рис. 5.8. Фрагмент таблицы собранной ИИ вида RSS для различных антенн и уровней мощности запросных сигналов

Размеры зон действия антенн (в виде длин полуосей аппроксимирующих эллипсов) были заданы следующими: 0,8 м × 1,25 м; 1,0 м × 1,5 м; 1,2 м × 1,85 м (для уровней мощности запросных сигналов 20 дБм, 21 дБм, 22 дБм, соответственно). Расположение зон действия антенн в области локализации для случая уровня мощности 20 дБм проиллюстрировано на рис. 5.9 [40].

Также отметим, что на больших мощностях запросных сигналов (27 дБм и более), реальные зоны действия антенн существенно отклоняются от эллиптической формы и становятся похожи на изрезанные полигоны (пример для уровня мощности запросных сигналов 29 дБм и антенн 1, 5, 9, 13 представлен на рис. 5.10). В связи с этим видится целесообразным аппроксимировать зоны действия антенн на больших мощностях запросных сигналов пря-

моугольниками (или ромбами) [42]. Подобное допущение может позволить несколько увеличить точность локализации и уменьшить время вычисления областей пересечения зон действия при реализации метода пересечений.

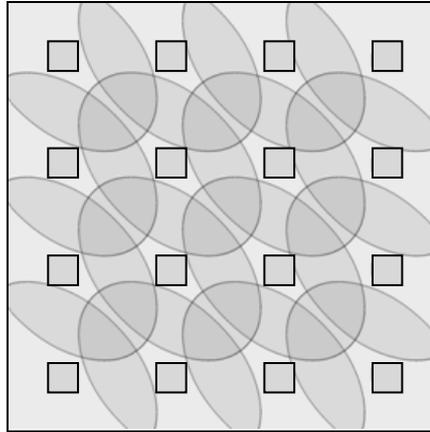


Рис. 5.9. Расположение зон действия (эллипсы) каждой из антенн (квадраты) для уровня мощности запросных сигналов 20 дБм

а)	б)	в)	г)
63 63 66 73	73 74 73	72 75 74 76 77	72 75 75 75 76
66 63 65 70 76 79	63 64 66 74	70 76 76 74	71 73 74 77 76
65 65 68 68 74 77	61 63 65 68 75	71 71 74	72 74 74 77 77
71 66 67 69 72	61 60 62 68 75	75 72 75 78	69 72 74 78
68 69 66 74 75 75 77 77	61 61 62 65 71 76	65 66 68 75	70
77 74 76 73 75 77 76	63 62 63 67 70	65 64 64 71 77	73 74 78 76 78
75 76 71 76 77 73 77 74 76	66 63 63 65 74 75 75	63 62 65 70 76	76 78 77 76
76 76 74 76 75 75	69 68 68 74 72 75 76	66 64 65 70 74	66 65 71 73 75 78
75 77 76 76 75 76 76	73 75 73 70 70 75 76	63 63 64 68 72 77	65 65 66 70 74
75 76 75 78 77 76 77	77 75 77 74 74 72 74 77 74	66 63 66 67 72 77 77	62 62 64 68 72
76 74 74 76 77 79	74 75 75 72 77 74	66 72 69 71 74 76	64 63 64 66 73
77 77	77 74 74 75 71 75 77 75 77	75 71 77 78 75 76 75 77 76	63 63 63 66 71

а) — антенна 1; б) — антенна 5; в) — антенна 9; г) — антенна 13

Рис. 5.10. Фрагмент таблицы собранной ИИ вида RSS для различных антенн при уровне мощности запросных сигналов 29 дБм

На следующем этапе исследования были сформированы аппроксимирующие зависимости для функций $d'_n(\omega_{i,n})$ в выражении (2.1) с целью дальнейшего их использования при реализации классического трилатерационного метода пространственной локализации. Формирование зависимостей проводилось путем регрессионного анализа экспериментальных данных отдельно для ИИ видов RSS и IR с использованием метода наименьших квадратов.

С учетом результатов, представленных в работах [14, 77], в качестве аппроксимирующих зависимостей были приняты полиномы второй степени:

$$d(P_{\text{пр}}) = \beta_{RSS,0} + \beta_{RSS,1} P_{\text{пр}} + \beta_{RSS,2} P_{\text{пр}}^2; \tag{5.1}$$

$$d(R_{\text{пр}}) = \beta_{RR,0} + \beta_{RR,1}R_{\text{пр}} + \beta_{RR,2}R_{\text{пр}}^2, \quad (5.2)$$

где $d(P_{\text{пр}})$ — зависимость расстояния между антенной и RFID-меткой от полученного с помощью антенны значения RSS, аппроксимирующая функцию $d'_n(\omega_{i,n})$ для случая использования ИИ вида RSS;

$d(R_{\text{пр}})$ — зависимость расстояния между антенной и RFID-меткой от полученного с помощью антенны значения IR, аппроксимирующая функцию $d'_n(\omega_{i,n})$ для случая использования ИИ вида IR;

$\beta_{RSS,0}, \beta_{RSS,1}, \beta_{RSS,2}, \beta_{IR,0}, \beta_{IR,1}, \beta_{IR,2}$ — полиномиальные коэффициенты.

При этом в выражениях (5.1) и (5.2) под расстояниями d понимаются проекции реальных расстояний на двумерную плоскость локализации.

В качестве исходных данных для регрессионного анализа использовались экспериментальные значения RSS и IR, полученные при расположении меток в различных позициях. Вычисление полиномиальных коэффициентов выполнялось отдельно для каждого уровня мощности запросных сигналов в диапазоне 20...30 дБм с шагом 1 дБм с усреднением по высотам размещения меток. Так, например, для уровня мощности 20 дБм получены следующие значения: $\beta_{RSS,0} = 27,99$ м, $\beta_{RSS,1} = 0,8950$ м/дБм, $\beta_{RSS,2} = 7,322 \cdot 10^{-3}$ м/дБм²; $\beta_{IR,0} = 1,422$ м, $\beta_{IR,1} = -0,8878$ м, $\beta_{IR,2} = 9,229 \cdot 10^{-2}$ м. Графики зависимостей (5.1) и (5.2), полученные для уровней мощности 20 дБм, 25 дБм и 30 дБм представлены на рис. 5.11. На рисунке сплошные части линий ограничивают диапазоны между минимальными и максимальными значениями информационных параметров, полученными экспериментально (регрессия фактически выполнялась для этих диапазонов).

Коэффициент корреляции реальных расстояний и рассчитанных в ходе регрессии значений составил в среднем 0,60 и 0,52 (для ИИ видов RSS и IR, соответственно). Повышение степени полиномов не позволило увеличить степень корреляции. Такие достаточно малые значения коэффициента корреляции объясняются высокой зашумленностью результатов измерений.

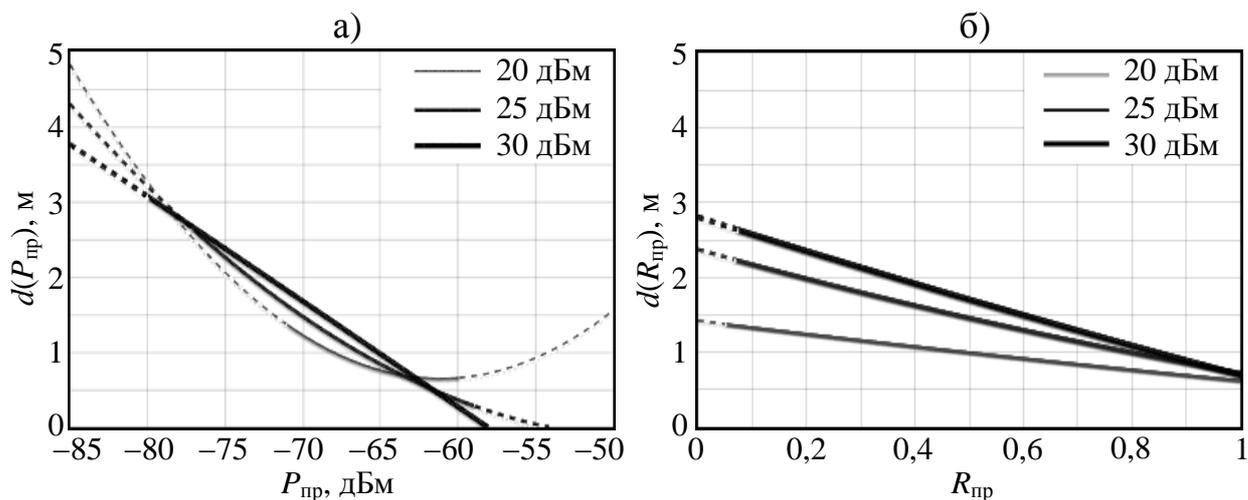


Рис. 5.11. Зависимости расстояния между RFID-меткой и антенной от значения RSS (а) и IR (б), полученного от метки с помощью антенны, для различных уровней мощности запросных сигналов

Далее был экспериментально исследован характер зависимостей информационного параметра от расстояния, а именно функций $P_{\text{пр}}(d)$ и $R_{\text{пр}}(d)$. В литературе (например, в [80] для ИИ вида IR) показано, что на практике подобные зависимости могут иметь немонотонный характер с множеством изломов. Проведенные измерения подтверждают такое утверждение. Так, на рис. 5.12 представлены полученные экспериментально зависимости $P_{\text{пр}}(d)$ и $R_{\text{пр}}(d)$ для уровней мощности запросных сигналов 20 дБм и 25 дБм при размещении меток на высоте 0,7 м (использовались дополнительные метки помимо тех, что расположены согласно схеме на рис. 5.6). При этом здесь, как и ранее, под d подразумеваются проекции расстояний на плоскость локализации, а для зависимостей $P_{\text{пр}}(d)$ отсутствие ответа задавалось как -90 дБм.

Установлено, что мощность запросных сигналов помимо результатов измерений существенным образом определяет и само множество ответивших меток, то есть при изменении мощности ответы от одних меток могут пропадать, а от других — появляться. Особенно характерно это для ИИ вида IR. В связи с этим полезным может быть вычисление некоторого интегрального информационного параметра, учитывающего все значения, полученные при использовании каждой из мощностей излучения.

Простейшим вариантом формирования интегрального информационного параметра является вычисление среднего арифметического [33, 34]:

$$P_{\text{пр.sum}} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J P_{\text{пр.j}}; \quad R_{\text{пр.sum}} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J R_{\text{пр.j}}, \quad (5.3)$$

где $P_{\text{пр.sum}}$, $R_{\text{пр.sum}}$ — интегральные значения RSS и IR, соответственно;

$P_{\text{пр.j}}$, $R_{\text{пр.j}}$ — значения RSS и IR, полученные при излучении запросного сигнала на j -м уровне мощности, соответственно.

Согласно выражениям (5.3) на базе экспериментальной ИИ рассчитаны результирующие зависимости, представленные на рис. 5.13 (для нахождения среднего использовались значения, полученные при излучении запросных сигналов с уровнями мощности в диапазоне 20...30 дБм с шагом 1 дБм).

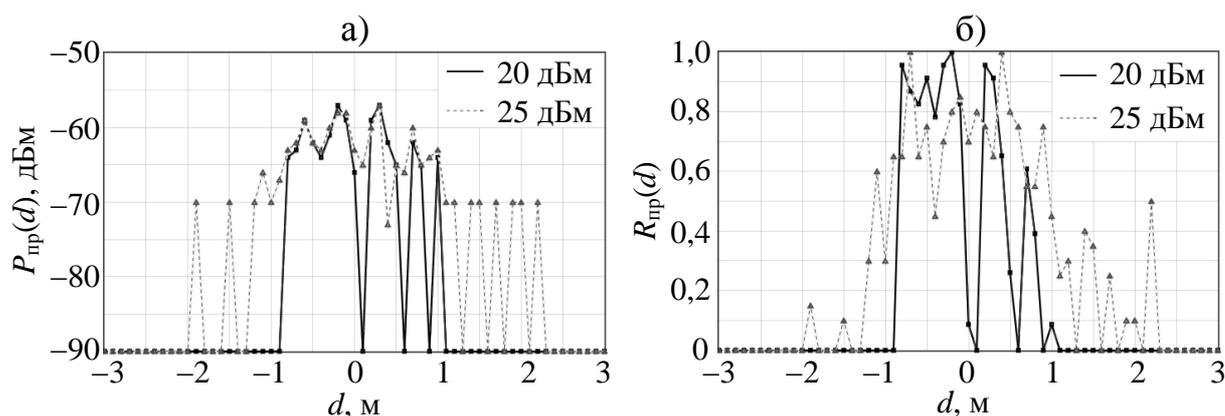


Рис. 5.12. Зависимости значения RSS (а) и IR (б) от расстояния между RFID-меткой и антенной для различных уровней мощности запросных сигналов

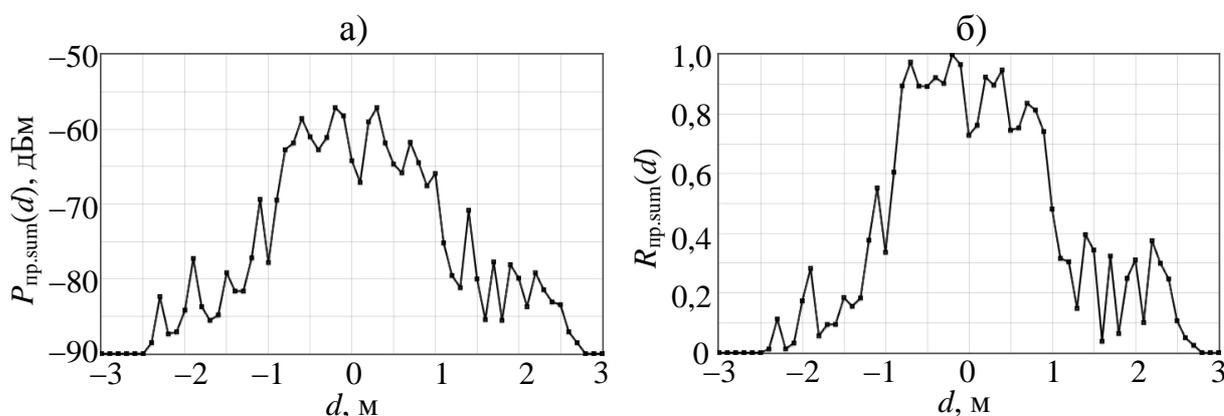


Рис. 5.13. Зависимости интегрального значения RSS (а) и IR (б) от расстояния между RFID-меткой и антенной

Анализируя рис. 5.13, можно сделать вывод, что интегральные информационные параметры в большей степени подходят для определения дальности от антенны до метки, что подтверждается меньшим числом резких скачков на графиках зависимостей. Рекомендуется использовать интегральную ИИ в тех случаях, когда для пространственной локализации применяется какой-либо из одиночных (не комбинированных) методов. Применение интегральной ИИ при использовании комбинированного метода не должно приводить к увеличению точности, поскольку он и так учитывает ИИ, получаемую на различных мощностях запросных сигналов.

5.3. Разработка и верификация блока квадратурного преобразования

Блок квадратурного преобразования, выделяющий фазовую ИИ из ответных сигналов пассивных RFID-меток, может использоваться в качестве элемента RFID-ридера. Также БКП может использоваться как элемент радара со ступенчатой частотной модуляцией зондирующего сигнала. Блок был спроектирован и изготовлен автором настоящей работы [26, 32].

Принцип работы БКП заключается в усилении, аналого-цифровом преобразовании и обработке поступивших на входы блока квадратурных компонент ответного сигнала RFID-метки. В ходе обработки контроллером блока проводится вычисление набега фазы ответного сигнала RFID-метки по полученным квадратурным компонентам I и Q. Вычисленное значение набега фазы (ИИ вида POA) передается в блок локализации. Функциональная схема БКП представлена на рис. 5.14 [32].

При схемной реализации БКП использовались следующие элементы: малошумящие операционные усилители MCP6021; усилители MCP6S21 с регулируемым коэффициентом усиления; 16-битный цифровой сигнальный контроллер dsPIC33FJ16GS504 производства компании Microchip, особенностью которого является наличие двух аналого-цифровых преобразователей. Для передачи выходного сигнала использовался SPI интерфейс [32].

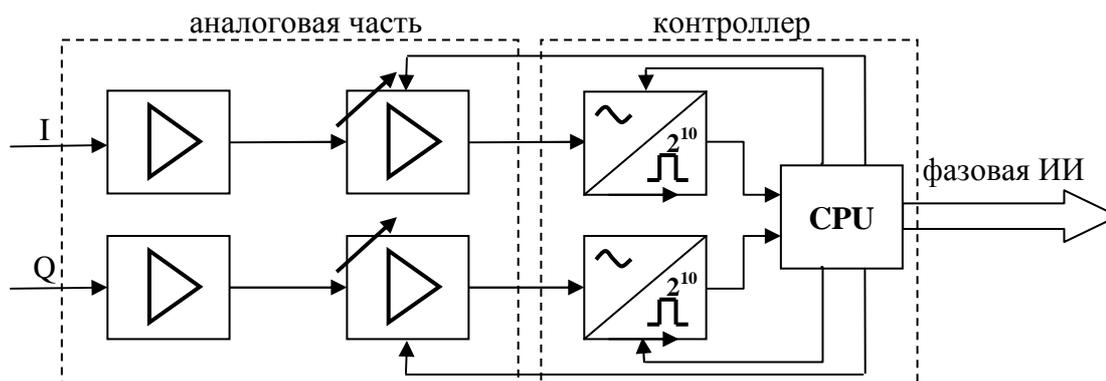


Рис. 5.14. Функциональная схема блока квадратурного преобразования

Изготовлена печатная плата и выполнен монтаж элементов БКП. При этом использовалась технология поверхностного монтажа для пассивных элементов и контроллера. Фотографии изготовленного образца БКП представлены на рис. 5.15 [32].

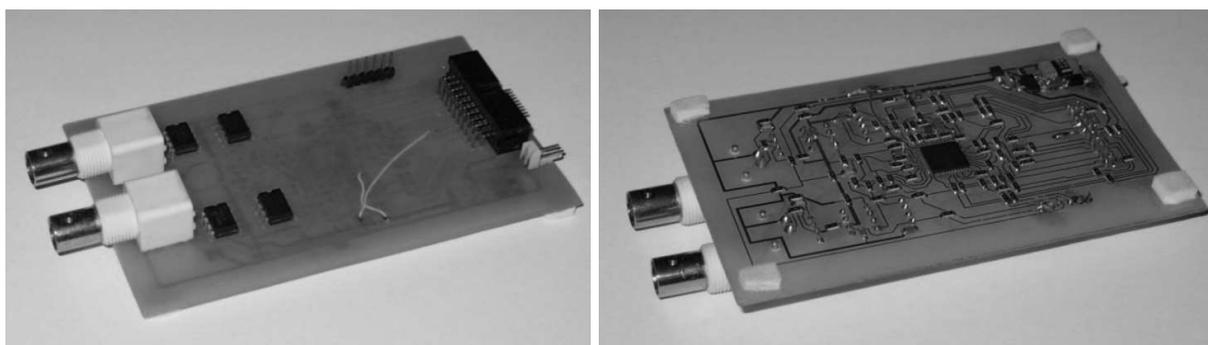


Рис. 5.15. Фотографии образца блока квадратурного преобразования

С целью проверки правильности работы БКП проведем его экспериментальное исследование в радарном режиме работы. При этом будем предполагать, что результатом работы БКП является не фазовая ИИ, а пространственная рефлектограмма RFID-метки (которая формируется с использованием, в том числе, и фазовой ИИ). Такая рефлектограмма формируется путем проведения обратного дискретного преобразования Фурье над комплексными отсчетами ответного сигнала RFID-метки [26, 124]:

$$H_g = \frac{1}{B} \sum_{b=0}^{B-1} X_b \exp\left(j \frac{2\pi gb}{B}\right), \quad (5.4)$$

где H_g — g -й комплексный отсчет пространственной рефлектограммы;

$g = 0, \dots, B - 1$ — номер отсчета по дальности;

X_b — b -й комплексный отсчет ответного сигнала RFID-метки;

j — мнимая единица.

При этом величина X_b определяется как [26]

$$X_b = D_b \exp(j\Psi_b), \quad (5.5)$$

а модули D_b и аргументы Ψ_b вычисляются согласно выражению [26]

$$\begin{cases} D_b = \sqrt{X_{I,b}^2 + X_{Q,b}^2}; \\ \Psi_b = \text{angle}(X_{I,b}, X_{Q,b}). \end{cases} \quad (5.6)$$

При построении графика модулей отсчетов $|H_g|$ (рефлектограммы) можно наглядно убедиться в правильности работы БКП, если максимум на графике соответствует реальному расстоянию между антенной ридера и RFID-меткой, от которой получен ответный сигнал.

С учетом вышесказанного и в соответствии с разработанной методикой верификации, представленной в подразделе 4.2, проверим правильность работы БКП. Для этого предположим, что число частот в пачке запросных радиоимпульсов равно $B = 128$, дальность действия системы при использовании рассматриваемой антенны равна $R = 6$ м, начальная частота зондирования равна $f_0 = 3$ ГГц (выбрана условно), а интервал следования запросных радиоимпульсов в пачке равен $T = 100$ мкс.

Проведем моделирование и экспериментальную верификацию для двух случаев размещения RFID-метки:

- 1) на расстоянии $d = 1$ м от антенны ридера;
- 2) на расстоянии $d = 5,5$ м от антенны ридера.

Для моделирования процесса верификации БКП подставим отсчеты квадратурных составляющих $X_{I,b}$ и $X_{Q,b}$ из (4.26) в выражения (5.6) и (5.5). Полученные комплексные отсчеты X_b ответного сигнала подставим в формулу (5.4) для вычисления отсчетов пространственной рефлектограммы H_g . Результатом моделирования являются пространственные рефлектограммы для

двух случаев расположения RFID-метки. Для удобства отображения проведем нормировку рефлектограмм относительно D_b (рассматривается случай, при котором модули комплексных отсчетов ответных сигналов не зависят от частоты, то есть $D_b = \text{const}$), переведем уровни в децибелы и соединим ближайшие отсчеты отрезками прямой линии. Представим полученные зависимости на рис. 5.16 штриховыми линиями (по оси абсцисс отложены значения величины gR/B , что соответствует значениям дальности в метрах) [26].

Для экспериментальной верификации на входы БКП подавались тестовые квадратурные гармонические колебания с частотой, рассчитанной по формуле (4.27). Для моделирования метки на расстоянии $d = 1$ м частота колебаний выбиралась равной $f_I = f_Q = 1,67$ кГц, а для моделирования метки на расстоянии $d = 5,5$ м — $f_I = f_Q = 9,17$ кГц. При этом сами колебания формировались с помощью звуковой платы компьютера с использованием двух стереоканалов. После дискретизации колебаний (частота дискретизации задавалась равной $f_D = 10$ кГц) и аналого-цифрового преобразования полученных отсчетов формировались два массива из $B = 128$ цифровых кодов в каждом. Затем контроллером БКП проводилось обратное дискретное преобразование Фурье согласно выражению (5.4). Полученные в результате эксперимента рефлектограммы представлены на рис. 5.16 в виде сплошных линий [26].

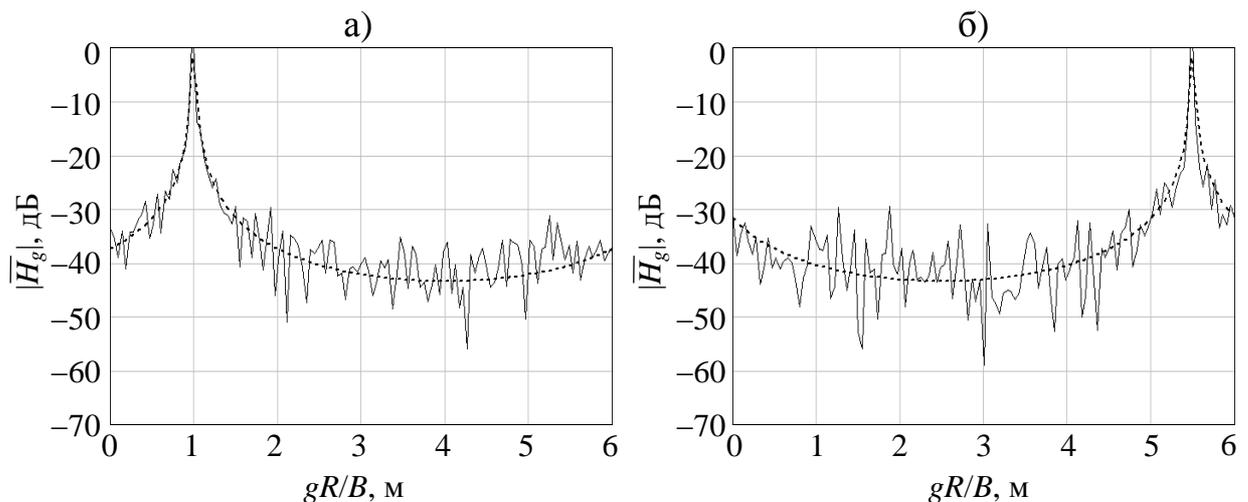


Рис. 5.16. Теоретические (штриховая линия) и экспериментальные (сплошная линия) пространственные рефлектограммы для случаев размещения RFID-метки на расстояниях $d = 1$ м (а) и $d = 5,5$ м (б) от антенны ридера

Из анализа рис. 5.16 можно сделать вывод, что максимумы рефлектограмм наблюдаются именно в тех точках, где реально должна находиться RFID-метка. Кроме этого, теоретические и экспериментальные рефлектограммы практически совпадают в областях размещения метки вплоть до уровней порядка -20 дБ. При удалении от места размещения объекта на экспериментальных рефлектограммах наблюдаются случайные отклонения от теоретических зависимостей, не превышающие 16 дБ, что объясняется влиянием шумов. Таким образом, можно заявить о правильности работы образца БКП и об адекватности математической модели процесса верификации.

5.4. Исследование быстродействия алгоритмов локализации

Проведено исследование быстродействия алгоритмов, синтезированных на основе описанных ранее точечных и зонных методов двумерной пространственной локализации [35]. Рассмотрены алгоритм КВБС, алгоритм пересечений, трилатерационный алгоритм, а также алгоритмы на базе МОВ, ИНС и НБК. Исследования алгоритмов проводились на базе RFID-системы, описанной в подразделе 5.1.

Для экспериментального исследования были вычислены оценки местоположения всех 144 RFID-меток каждым алгоритмом отдельно на каждой высоте размещения меток, для каждого имеющегося вида ИИ и для каждого уровня мощности запросных сигналов. После этого были вычислены средние значения времени вычисления оценок каждым алгоритмом. Для обучения алгоритмов КВБС, МОВ, ИНС, НБК применялись массивы ИИ, состоящие из 144 элементов (каждый из которых соответствовал некоторой метке), а сам процесс обучения не учитывался при оценке времени вычисления оценок.

Полученные результаты сведены в табл. 5.1. Вычисления проводились с использованием разработанного программного комплекса (приложение Б) на компьютере с двухъядерным процессором Intel Core i5 с частотой 1,8 ГГц и объемом оперативной памяти 4 ГБ.

Таблица 5.1

Приблизительное среднее время вычисления оценки местоположения одной RFID-метки в миллисекундах для различных алгоритмов локализации

КВБС	пересечений	трилатерационный	МОВ	ИНС	НБК
4,05	0,13	41,67	0,05	0,07	6,60

Таким образом, наилучший результат показали алгоритмы пересечений, МОВ и ИНС. Относительно большое время вычисления оценок, затрачиваемое трилатерационным алгоритмом и алгоритмами КВБС и НБК объясняется тем, что в ходе реализации первого проводится затратная по времени процедура оптимизации, а в ходе реализации второго и третьего — анализ всей имеющейся таблицы отпечатков ИИ.

Полученные результаты позволяют заявить о возможности применения всех рассмотренных алгоритмов при локализации объектов в тех приложениях, где не предъявляются крайне жесткие требования к времени работы.

5.5. Исследование трилатерационного метода локализации

Проведено экспериментальное исследование усовершенствованного трилатерационного метода двумерной пространственной локализации объектов, описанного в подразделе 2.1 [28, 47, 49, 52]. Исследование выполнено на базе изготовленной RFID-системы с использованием разработанного программного комплекса (приложение Б).

Исследования проводились для четырех вариантов высоты размещения меток (0,4 м, 0,7 м, 1,0 м, 1,2 м) и для пяти вариантов задания уровня мощности запросных сигналов антенн (от 20 дБм до 24 дБм с шагом 1 дБм). Использовался именно такой диапазон мощности, поскольку при дальнейшем его расширении ошибка локализации значительно увеличивалась.

Для анализа усовершенствованного трилатерационного метода выполнялся расчет оценок местоположения меток с помощью алгоритмов, синте-

зированных на его основе. Расчет оценок проводился по выражениям (2.10) и (2.9) для случаев использования RSS и IR ИИ, соответственно. Использовались следующие параметры: граничное значение RSS $\omega_{RSS,max} = -55$ дБм; отношение длин большой и малой полуосей эллипсов положения $f_e = 1,5625$; угол поворота эллипсов положения $\psi = 45^\circ$; длины малой полуоси эллиптических зон действия $a_e = 0,8$ м, $a_e = 1,0$ м, $a_e = 1,2$ м, $a_e = 1,4$ м, $a_e = 1,6$ м (для уровней мощности запросных сигналов 20...24 дБм, соответственно).

Усовершенствованный трилатерационный метод был сравнен с классическим методом. Для расчета оценок местоположения меток при использовании классического метода использовалось выражение (2.1). Функция расстояния от информационного параметра в (2.1) аппроксимировалась полиномами (5.1) и (5.2), коэффициенты которых были вычислены ранее с помощью регрессии.

После расчета оценок местоположения всех 144 RFID-меток отдельно для каждого варианта вида ИИ, высоты размещения меток и уровня мощности запросных сигналов с помощью алгоритмов, синтезированных на основе классического и усовершенствованного трилатерационных методов, были рассчитаны ошибки пространственной локализации. После этого были вычислены значения средней и максимальной ошибки локализации отдельно для каждого варианта алгоритма, вида ИИ и уровня мощности запросных сигналов (проводилось усреднение по высотам размещения меток).

Рассматривались следующие варианты алгоритмов:

- 1) на базе классического трилатерационного метода;
- 2) на базе усовершенствованного трилатерационного метода (эллиптичность линий положения и штрафная функция не учитываются);
- 3) на базе усовершенствованного трилатерационного метода (учитывается только эллиптичность линий положения);
- 4) на базе усовершенствованного трилатерационного метода (учитывается только штрафная функция);

5) на базе усовершенствованного трилатерационного метода (учитываются эллиптичность линий положения и штрафная функция).

Полученные результаты сведены в табл. 5.2 (в столбце «вариант» таблицы проставлены номера пяти вариантов алгоритмов, описанных выше). При этом для всех вариантов учитывались разработанные эвристики для случаев получения ответов от меток с помощью только одной или двух антенн.

Таблица 5.2

Экспериментальные значения средней и максимальной ошибки пространственной локализации алгоритмов на базе трилатерационного метода

Вид ИИ	Ва- ри- ант	Ошибка локализации, см											
		средняя						максимальная					
		уровень мощности запросных сигналов, дБм											
		20	21	22	23	24	сред- нее	20	21	22	23	24	сред- нее
RSS	1	50,3	53,2	57,7	63,4	68,5	58,6	178,9	216,0	256,6	246,1	222,0	223,9
	2	54,5	56,7	60,3	67,2	73,8	62,5	178,9	211,8	239,2	281,6	282,3	238,8
	3	50,9	52,9	57,0	62,1	68,4	58,3	178,9	238,5	241,2	262,4	277,0	239,6
	4	51,1	51,3	53,1	54,8	59,0	53,9	178,9	205,5	217,5	182,1	203,2	197,4
	5	49,7	50,8	51,6	55,0	58,8	53,2	178,9	225,8	242,0	203,8	210,2	212,1
IR	1	48,5	51,5	57,1	62,3	71,9	58,3	178,9	220,3	210,4	220,5	294,8	225,0
	2	51,1	55,5	58,6	62,2	68,3	59,1	178,9	199,8	282,3	247,4	235,5	228,8
	3	49,3	53,2	56,0	60,5	66,2	57,0	178,9	201,5	276,9	230,8	239,9	225,6
	4	49,7	53,3	53,6	56,8	61,9	55,1	178,9	197,0	202,2	241,3	247,8	213,4
	5	48,7	52,3	53,1	56,8	61,0	54,4	178,9	201,5	267,2	222,7	230,0	220,1

Для иллюстрации характера распределения оценок в области локализации на рис. 5.17 представлены схемы соответствия местоположений меток (квадраты) и оценок (кресты), полученных в ходе реализации вариантов 1 и 5 алгоритмов (случай размещения меток на высоте 0,4 м, обработки RSS ИИ и излучения запросных сигналов с уровнем мощности 20 дБм).

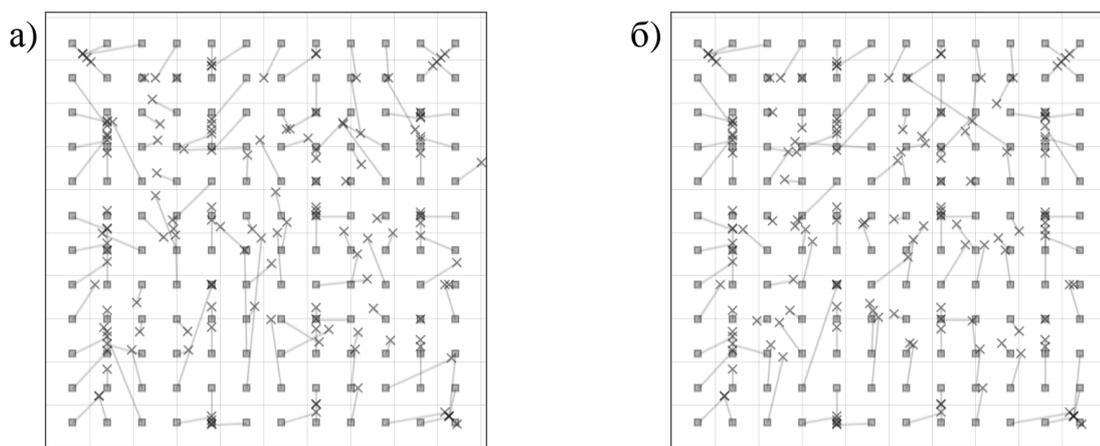


Рис. 5.17. Схемы соответствия реальных местоположений RFID-меток и полученных оценок для вариантов 1 (а) и 5 (б) алгоритмов

Проанализируем представленные в табл. 5.2 результаты. Видно, что практическая реализация усовершенствованного метода на базе упрощенной зависимости расстояния от информационного параметра позволила достичь точности сравнимой с классическим подходом (подразумевающим полиномиальную модель и требующим проведения предварительного этапа сбора ИИ). При этом средняя ошибка локализации увеличилась в среднем лишь на 3,9 см и 0,8 см, а максимальная — на 14,9 см и 3,8 см (для ИИ видов RSS и IR, соответственно). Учет эллиптичности линий положения и ввод штрафной функции позволили уменьшить среднюю ошибку в среднем на 9,3 см и 4,7 см, что привело даже к лучшему результату, чем при использовании классического подхода. Относительное уменьшение средней ошибки при использовании всех усовершенствований составило в среднем 9,2% и 6,7%.

Дополнительно были рассчитаны доверительные интервалы для средней ошибки локализации отдельно для каждого варианта высоты размещения меток, вида ИИ и мощности запросных сигналов (согласно методике в приложении В). Полученные значения интервалов для уровня доверия 0,95 находятся в пределах 2,5...5,5 см, что достаточно велико и может поставить под сомнение практически каждый отдельный выигрыш в средней ошибке. Однако общая достоверность эффективности предложенных усовершенствований подтверждается тем, что при учете эллиптичности линий положения и

вводе штрафной функции уменьшение средней ошибки отмечено для всех 40 рассмотренных вариантов комбинации высоты размещения меток, вида ИИ и мощности запросных сигналов (сравнение вариантов 2 и 5 в табл. 5.2).

5.6. Исследование комбинированного метода локализации

Проведено экспериментальное исследование комбинированного метода двумерной пространственной локализации объектов, разработанного ранее и описанного в подразделе 2.2 [31, 35-37, 39, 43, 48, 50]. Исследование выполнено по аналогии с описанным в подразделе 4.4 модельным экспериментом, но на базе изготовленной RFID-системы (натурный эксперимент).

В ходе исследования рассмотрены четыре варианта высоты размещения RFID-меток (0,4 м, 0,7 м, 1,0 м, 1,2 м) и шесть вариантов задания уровня мощности запросных сигналов антенн (от 20 дБм до 25 дБм с шагом 1 дБм).

Матрицы ИИ, полученной от RFID-меток, были разделены на выборки: тренировочные, калибровочные и тестовые. Тренировочные выборки использовались для обучения алгоритмов локализации, калибровочные — для вычисления весовых коэффициентов апостериорной точности источников оценок и обучения зонного МК, а тестовые — для оценки точности алгоритмов. Каждая из выборок состояла из 144 матриц ИИ, соответствующих некоторой высоте размещения меток. Для повышения достоверности результатов проводилась кросс-валидация по 24 комбинациям построения выборок.

Полученные в результате значения средней и максимальной ошибки локализации для одиночных точечных алгоритмов представлены в табл. 5.3. В табл. 5.4 представлены показатели точности классификации, достигнутые одиночными зонными алгоритмами и двумя реализациями МК. В табл. 5.5 представлены значения средней и максимальной ошибки, достигнутые с помощью различных реализаций комбинированного метода. Рассматривались такие же варианты комбинаций варианта реализации алгоритма, вида ИИ и мощности запросных сигналов, что и в ходе модельного эксперимента.

Таблица 5.3

Экспериментальные значения средней и максимальной ошибки пространственной локализации одиночных точечных алгоритмов

Алгоритм	Вид ИИ	Ошибка локализации, см											
		средняя						максимальная					
		Уровень мощности запросных сигналов, дБм											
		20	21	22	23	24	25	20	21	22	23	24	25
КВБС	RSS	45,7	41,7	40,0	39,4	40,6	42,2	246,2	238,6	203,0	196,6	158,1	172,4
	IR	54,5	46,9	44,6	44,4	47,9	49,4	468,0	371,7	303,9	210,4	275,4	176,0
пересеченный	proximity	49,2	52,6	56,2	—	—	—	200,0	168,9	275,0	—	—	—
трилатерационный	RSS	49,7	50,8	51,6	—	—	—	178,9	225,8	242,0	—	—	—
	IR	48,7	52,3	53,1	—	—	—	178,9	201,5	267,2	—	—	—

Таблица 5.4

Экспериментальные показатели точности классификации зонных алгоритмов пространственной локализации

Алгоритм	Вид ИИ	Точность классификации, %					
		Уровень мощности запросных сигналов, дБм					
		20	21	22	23	24	25
МОВ	RSS	59,3	62,4	64,7	66,0	67,3	67,2
	IR	57,3	61,4	61,6	62,6	58,2	56,8
ИНС	RSS	56,8	59,1	61,8	58,9	54,4	60,9
	IR	53,4	56,7	58,3	52,5	51,4	48,3
НБК	RSS	62,4	65,7	66,2	66,2	65,1	66,8
	IR	61,4	63,3	63,4	61,5	58,7	58,4
МК (суммирование)	RSS, IR	71,0					
МК (КВБС)	RSS, IR	73,2					

Таблица 5.5

Экспериментальные значения средней и максимальной ошибки пространственной локализации комбинированного метода

Номер варианта реализации метода	Ошибка локализации, см (изменение относительно наилучшего варианта точечного алгоритма)		Количество уменьшений средней ошибки относительно варианта 1
	средняя	максимальная	
1	34,8 (–11,7%)	127,2 (–19,5%)	—
2	34,5 (–12,4%)	126,1 (–20,2%)	20 из 24
3	34,6 (–12,2%)	128,5 (–18,7%)	16 из 24
4	34,2 (–13,2%)	123,7 (–21,8%)	24 из 24
5	34,0 (–13,7%)	122,8 (–22,3%)	22 из 24
6	33,9 (–14,0%)	124,4 (–21,3%)	22 из 24
7	33,6 (–14,7%)	123,8 (–21,7%)	24 из 24

На рис. 5.18 представлены схемы соответствия реальных местоположений меток (квадраты) и оценок (кресты), полученных в ходе выполнения вариантов 1 и 7 реализации комбинированного метода (см. табл. 5.5). Представлен случай соответствующий размещению меток на высоте 0,4 м.

Далее были рассчитаны доверительные интервалы с уровнем доверия 0,95 для значений средней ошибки локализации, представленных в табл. 5.3 и табл. 5.5 (согласно методике расчета в приложении В). В результате установлено, что доверительные интервалы не превышают 2,5 см для одиночных точечных алгоритмов и 0,6 см для реализаций комбинированного метода. Данные значения достаточно низки, чтобы сделать однозначный вывод об успешности комбинированного метода по сравнению с любым одиночным точечным алгоритмом. При этом общая достоверность эффективности использования весовых коэффициентов комбинированного метода подтверждается тем, что их применение привело к уменьшению средней ошибки для 22 из 24 (без калибровочного этапа) и 24 из 24 (с калибровочным этапом) вариантов построения выборок ИИ, по котором проводилась кросс-валидация.

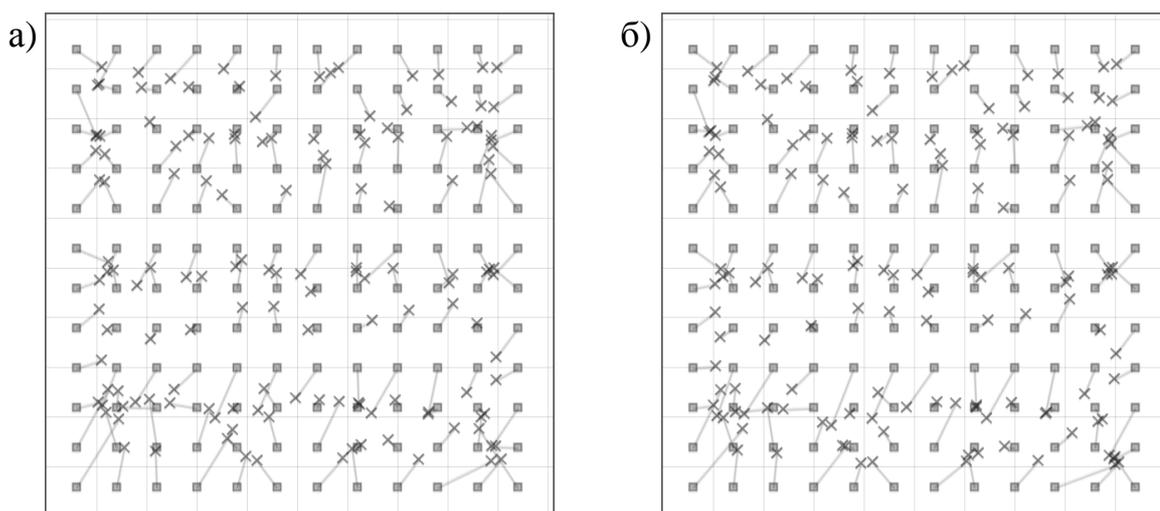


Рис. 5.18. Схемы соответствия реальных местоположений RFID-меток и полученных оценок для вариантов 1 (а) и 7 (б) реализации комбинированного метода

Проанализируем полученные результаты. Наименьшие значения средней и максимальной ошибки среди одиночных точечных алгоритмов получены при использовании алгоритма КВБС, обрабатывающего RSS ИИ (средняя ошибка — 39,4 см при уровне мощности запросных сигналов 23 дБм, а максимальная — 158,1 см при уровне мощности 24 дБм). Наибольшее значение средней ошибки (56,2 см) получено алгоритмом пересечений при уровне мощности запросных сигналов 22 дБм, а максимальной (468,0 см) — алгоритмом КВБС при обработке IR ИИ и уровне мощности запросных сигналов 20 дБм. В среднем, аналогично модельному эксперименту, алгоритм КВБС оказался точнее алгоритмов пересечений и трилатерации.

Рассмотрим результаты, полученные при использовании зонных алгоритмов. Наибольшая точность классификации обеспечена алгоритмом МОВ (для случая обработки ИИ вида RSS) и алгоритмом НБК (для случая обработки ИИ вида IR): 67,3% и 63,4%, соответственно. Комбинирование алгоритмов, видов ИИ и уровней мощности запросных сигналов позволило увеличить точность классификации на 3,7% (для необучаемого МК) и 5,9% (для обучаемого МК) по сравнению с наилучшим вариантом применения одиночного алгоритма.

Рассмотрим результаты, полученные при реализации комбинированного метода локализации. В целом объединение алгоритмов, видов ИИ и мощностей запросных сигналов позволило существенно уменьшить среднюю и максимальную ошибку локализации. Наименьшие значения средней ошибки, аналогично модельному эксперименту, получены для варианта реализации комбинированного метода, подразумевающего использование точечных и зонных алгоритмов, проведения калибровочного этапа и применения всех весовых коэффициентов (вариант 7 в табл. 5.5). Достигнуто уменьшение средней ошибки на 14,7% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного алгоритма (что, однако, практически в два раза меньше выигрыша, полученного в ходе модельного эксперимента). Использование каждого из весовых коэффициентов также оказалось эффективным: варианты 2–7 реализации метода обеспечивают меньшую среднюю ошибку по сравнению с вариантом 1.

Проведение калибровочного этапа, аналогично модельному эксперименту, привело к повышению точности локализации. Так, для зонных алгоритмов точность классификации увеличилась на 2,2% (сравнение МК на базе суммирования и МК КВБС в табл. 5.4); для точечных алгоритмов средняя ошибка уменьшилась на 0,4 см (сравнение вариантов 3 и 4 в табл. 5.5); для комбинации точечных и зонных алгоритмов средняя ошибка уменьшилась на 0,3 см (сравнение вариантов 6 и 7 в табл. 5.5).

Необходимо отметить, что полученный от проведения калибровки выигрыш не настолько велик, чтобы говорить о его применимости для всех без исключения приложений. Вопрос о необходимости проведения калибровочного этапа должен решаться разработчиками системы в зависимости от того, какие именно алгоритмы комбинируются и могут ли разработчики позволить себе провести достаточно большой объем дополнительных измерений ради относительно небольшого увеличения точности.

Дополнительно был проведен анализ необходимости учета систематических смещений в формируемых оценках местоположения меток, вычисляемых с использованием данных калибровочного этапа (на базе выражения

(2.18)). В результате было установлено, что исследуемыми алгоритмами локализации практически не формируются статистически значимые систематические смещения. Однако учет такого рода смещений может оказаться полезным в тех ситуациях, когда по какой-либо причине применяются менее эффективные (в плане смещенности формируемых оценок) алгоритмы.

Сравним результаты проведенного натурального эксперимента с результатами модельного эксперимента (подраздел 4.4). В целом, качественно результаты экспериментов достаточно хорошо согласуются. Так, в обоих случаях наибольшая точность локализации при использовании точечных алгоритмов обеспечивается алгоритмом КВБС, при использовании зонных алгоритмов — алгоритмом МОВ (за исключением ИИ вида IR), а при использовании алгоритмов на базе комбинированного метода — алгоритмом, построенным на применении всех весовых коэффициентов.

Однако количественное сравнение показывает, что в результате натурального эксперимента получена более низкая точность локализации по сравнению с модельным экспериментом. Так, для каждого из одиночных точечных алгоритмов (см. табл. 4.1 и 5.3) экспериментальная средняя ошибка локализации оказалась больше модельной на 3,0...19,7 см (7,1...36,2%). Для одиночных зонных алгоритмов (см. табл. 4.2 и 5.4) экспериментальная точность классификации оказалась больше модельной на 3,5...23,5%. Для реализаций комбинированного метода (см. табл. 4.3 и 5.5) экспериментальная средняя ошибка оказалась больше модельной на 11,1...11,4 см (32,6...33,0%). Такие результаты могут быть объяснены неполным учетом в математической модели реальных особенностей распространения радиоволн в условиях конкретного закрытого помещения (эффекты многолучевости, затухания сигналов и пр.)

Таким образом, проведенные модельный и натуральный эксперименты подтверждают эффективность разработанного комбинированного метода двумерной пространственной локализации объектов в плане повышения точности локализации.

5.7. Выводы по разделу

5.7.1. Изготовлена система двумерной пространственной локализации, включающая в себя 16 антенн и позволяющая проводить локализацию пассивных RFID-меток.

5.7.2. Проведены экспериментальные исследования изготовленной RFID-системы. Определены параметры эллипсов, аппроксимирующих зоны действия антенн системы. Выполнен синтез зависимостей расстояния от информационного параметра путем регрессионного анализа экспериментальных данных. Проведен анализ зависимостей информационного параметра от расстояния и предложено использование интегрального информационного параметра.

5.7.3. Изготовлен образец блока квадратурного преобразования, выделяющего фазовую измерительную информацию из ответных сигналов пассивных RFID-меток, и проведено его исследование с использованием разработанной методики верификации. Полученные теоретически и экспериментально рефлектограммы подтвердили адекватность математической модели процесса верификации.

5.7.4. Выполнена экспериментальная оценка быстродействия алгоритмов пространственной локализации и установлено, что наименьшее среднее время вычисления оценки местоположения метки достигается при использовании алгоритмов пересечений, машины опорных векторов и искусственной нейронной сети.

5.7.5. Проведено экспериментальное сравнение классического и усовершенствованного трилатерационных методов пространственной локализации. Установлено, что относительное уменьшение средней ошибки локализации при реализации алгоритма, синтезированного на базе усовершенствованного метода, составляет в среднем 6,7...9,2%. Достоверность этого результата подтверждается тем, что уменьшение средней ошибки зарегистрировано для каждого из 40 проанализированных вариантов комбинации высоты размеще-

ния меток, вида измерительной информации и уровня мощности запросных сигналов.

5.7.6. Выполнено экспериментальное исследование комбинированного метода пространственной локализации. Реализация алгоритма, синтезированного на его основе, позволила уменьшить среднюю ошибку локализации на 14,7% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного точечного алгоритма локализации, обрабатывающего измерительную информацию одного вида при одном уровне мощности запросного сигнала. Достоверность этого результата подтверждается тем, что уменьшение средней ошибки зарегистрировано для каждого из 24 различных вариантов построения выборок измерительной информации.

5.7.7. Отмечено достаточно хорошее качественное согласие результатов модельного и натурального экспериментов. Количественно в результате натурального эксперимента получена более низкая точность локализации по сравнению с модельным экспериментом, что может быть объяснено неполным учетом в модели реальных особенностей распространения радиоволн в условиях закрытого помещения (эффекты многолучевости, затухания сигналов и пр.).

ВЫВОДЫ

В диссертационной работе решена актуальная научно-прикладная задача развития методов двумерной пространственной локализации объектов на базе RFID-технологии. Представленные результаты свидетельствуют о том, что достигнута цель исследования, заключающаяся в повышении точности двумерной пространственной RFID-локализации.

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие основные научные и практические результаты:

1) Усовершенствован трилатерационный метод двумерной пространственной локализации пассивных RFID-меток путем упрощения зависимости расстояния от информационного параметра, учета эллиптичности линий положения и использования измерительной информации в виде фактов неполучения ответов от меток, что в совокупности обеспечивает исключение предварительного этапа сбора измерительной информации и уменьшение средней ошибки локализации.

2) Разработан комбинированный метод двумерной пространственной локализации, позволяющий повысить точность местоопределения RFID-меток путем усреднения оценок, которые формируются точечными и зонными алгоритмами локализации, обрабатывающими измерительную информацию различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов на нескольких мощностях. Новизна разработанного метода и систем пространственной локализации на его основе подтверждается двумя патентами Украины.

3) Разработан критерий оптимальности размещения антенн RFID-системы двумерной пространственной локализации, минимизирующий среднюю ошибку комбинированного метода локализации на базе алгоритмов трилатерации, отпечатков и пересечений. Создана методика поиска оптимального размещения антенн для произвольной области локализации, основанная на использовании разработанного критерия и процедуры эвристиче-

ской оптимизации. В ходе вычислительного эксперимента найден ряд оптимальных вариантов размещения 16 антенн для квадратной области локализации, близких по своей структуре к схеме квадратной сетки.

4) Разработана математическая модель процесса получения измерительной информации видов proximity, received signal strength и identification rate от пассивных RFID-меток. На базе этой модели создана методика имитационного моделирования измерительной информации, позволяющая оценивать точность методов пространственной локализации на стадии проектирования.

5) Разработаны математическая модель процесса верификации блока квадратурного преобразования и методика верификации на базе этой модели. Изготовлен образец блока квадратурного преобразования и проведен эксперимент, подтвердивший правильность работы изготовленного образца и адекватность математической модели процесса верификации.

6) Разработан программный комплекс, позволяющий выполнять имитационное моделирование процесса получения измерительной информации, вычислять оценки местоположения RFID-меток и проводить анализ данных.

7) С помощью программного комплекса проведен модельный эксперимент, подтвердивший адекватность предложенного критерия оптимальности размещения антенн и показавший, что уменьшение средней ошибки комбинированного метода локализации может достигать 28,6% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного точечного метода.

8) На базе изготовленной RFID-системы проведен натурный эксперимент, который показал, что усовершенствованный трилатерационный метод локализации обеспечивает уменьшение средней ошибки на 6,7...9,2% по сравнению с классическим трилатерационным методом, а комбинированный метод — на 14,7% по сравнению с наилучшим вариантом одиночного точечного метода. В ходе сравнения результатов модельного и натурального экспериментов отмечено достаточно хорошее качественное согласие.

Результаты диссертационной работы внедрены в компании LEADS Inc. (г. Торонто, Канада) и конструкторском бюро «Радиосвязь» ООО «Телекарт-

Прибор» (г. Севастополь, Украина), а также в научно-исследовательских работах и учебном процессе кафедры радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета. Внедрение подтверждается соответствующими актами (приложение Г).

Результаты работы рекомендуются для внедрения в научно-исследовательских и промышленных организациях, осуществляющих разработку и исследование систем пространственной локализации объектов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Zhou J. RFID localization algorithms and applications—a review / J. Zhou, J. Shi // *J. of intellig. manufact.* — 2009. — Vol. 20, No 6. — P. 695–707.
2. Финкенцеллер К. RFID-технологии. Справочное пособие / К. Финкенцеллер ; пер. с нем. Н.М. Сойунханова. — М. : Додэка-XXI, 2010. — 496 с.
3. Легкий Н.М. Автоматическая радиочастотная идентификация железнодорожных транспортных средств / Н.М. Легкий. — М. : Московский государственный университет путей сообщения, 2013. — 240 с.
4. RFID applied / J. Banks, D. Hanny, M.A. Pachano, L.G. Thompson. — Hoboken : John Wiley & Sons, 2007. — 528 p.
5. Handbook of position location: theory, practice and advances / edited by R. Zekavat, R.M. Buehrer. — Hoboken : John Wiley & Sons, 2012. — 1264 p.
6. Ni L.M. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID / L.M. Ni, Y. Liu, Y.C. Lau, A.P. Patil // *Wireless networks.* — 2004. — Vol. 10, No 6. — P. 701–710.
7. Валеев М.А. Городская система позиционирования, мониторинга и диспетчеризации подвижных объектов на основе метода перекрывающихся зон : дис. ... канд. техн. наук : 05.12.04 / М.А. Валеев. — Казань, 2002. — 161 с.
8. Brunato M. Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs / M. Brunato, R. Battiti // *Computer networks.* — 2005. — Vol. 47, No 6. — P. 825–845.
9. Caceres M. WLAN-based real time vehicle locating system / M. Caceres, F. Sottile, M.A. Spirito // *IEEE Vehicular technology (VTC Spring) : 69-th conf., April 26–29, 2009 : proc. of conf.* — Barcelona, 2009. — P. 1–5.
10. Huang Y. Active RFID location system based on time-difference measurement using a linear FM chirp tag signal / Y. Huang, P.V. Brennan, A. Seeds // *2008 IEEE Personal, indoor and mobile radio communications (PIMRC 2008) : 19-th Int. symp., Sept. 15–18, 2008: proc. of symp.* — Cannes, 2008. — P. 1–5.

11. Liu Y. Location, localization, and localizability. Location-awareness technology for wireless networks / Y. Liu, Z. Yang. — New York : Springer, 2010. — 162 p.
12. Localization technologies for indoor human tracking / D. Zhang, F. Xia, Z. Yang [et al.] // Future information technology (FutureTech) : 5-th Int. conf., May 21–23, 2010 : proc. of conf.. — Busan, 2010. — P. 1–6.
13. Ni L.M. RFID-based localization and tracking technologies / L.M. Ni, D. Zhang, M.R. Souryal // Wireless communications. — 2011. — Vol. 18, No 2. — P. 45–51.
14. Yang J. Indoor localization using improved RSS-based lateration methods / J. Yang, Y. Chen // IEEE Globecom 2009 : Global communications conf., Nov. 30–Dec. 4, 2009 : proc. of conf. — Honolulu, 2009. — P. 1–6.
15. Barsocchi P. A novel approach to indoor RSSI localization by automatic calibration of the wireless propagation model / P. Barsocchi, S. Lenzi, S. Chessa, G. Giunta // IEEE Vehicular technology (VTC Spring) : 69-th conf., April 26–29, 2009 : proc. of conf. — Barcelona, 2009. — P. 1–5.
16. Subramanian S.P. RIL—reliable RFID based indoor localization for pedestrians / S.P. Subramanian, J. Sommer, S. Schmitt, W. Rosenstiel // Software, telecommunications and computer networks, 2008 (SoftCOM 2008) : 16-th Int. conf., Sept. 25–27, 2008 : proc. of conf. — Split, 2008. — P. 218–222.
17. Laaraiedh M. Comparison of hybrid localization schemes using RSSI, TOA, and TDOA / M. Laaraiedh, L. Yu, S. Avrillon, B. Uguen // Sustainable wireless technologies (European wireless) : 11-th European wireless conf., April 27–29, 2011 : proc. of conf. — Vienna, 2011. — P. 1–5.
18. Hatami A. Hybrid TOA-RSS based localization using neural networks / A. Hatami, K. Pahlavan // IEEE Globecom 2006 : Global communications conf., Nov. 27–Dec. 1, 2006 : proc. of conf. — San Francisco, 2006. — P. 1–5.
19. Macii D. A data fusion technique for wireless ranging performance improvement / D. Macii, A. Colombo, P. Pivato, D. Fontanelli // IEEE Trans. on instrumentation and measurement. — 2013. — Vol. 62, No 1. — P. 27–37.

20. Подрябинников А.А. Синтез алгоритмов позиционирования приемника сотовой сети связи и система передачи координатно-зависимых данных на его основе : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.11 / А.А. Подрябинников. — Москва, 2004. — 147 с.

21. Torteeka P. Hybrid technique for indoor positioning system based on Wi-Fi received signal strength indication / P. Torteeka, X. Chundi, Y. Dongkai // Indoor positioning and indoor navigation 2014 (IPIN) : Int. conf., Oct. 27–30, 2014 : proc. of conf. — Busan, 2014. — P. 1–10.

22. Fang S.-H. A novel access point placement approach for WLAN-based location systems / S.-H. Fang, T.-N. Lin // IEEE Wireless communic. and network. (WCNC) : Conf., April 18–21, 2010 : proc. of conf. — Sydney, 2010. — P. 1–4.

23. Ji Y. Optimal sniffers deployment on wireless indoor localization / Y. Ji, S. Biaz, S. Wu, B. Qi // Computer communic. and networks (ICCCN) : 16-th Int. conf., Aug. 13–16, 2007 : proc. of conf. — Honolulu, 2007. — P. 251–256.

24. Farkas K. Optimization of Wi-Fi access point placement for indoor localization / K. Farkas, A. Huszak, G. Godor // Informatics & IT today. — 2013. — Vol. 1, No 1. — P. 28–33.

25. Optimal wireless access point placement for location-dependent services (DIT-03-052) : technical report / R. Battiti, M. Brunato, A. Delai ; University of Trento. — Trento, 2003. — 12 p.

26. Gimpilevich Yu.B. Verification procedure for radar quadrature processing unit with stepwise frequency modulation of the probing signal / Yu.B. Gimpilevich, D.A. Savochkin // Radioelectronics and communications systems. — 2013. — Vol. 56, No 6. — P. 290–295.

27. Гимпилевич Ю.Б. Современное состояние и перспективы развития методов пространственной локализации объектов на основе технологий радиочастотной идентификации / Ю.Б. Гимпилевич, Э.А. Левин, Д.А. Савочкин // Радиотехника. — 2013. — Вып. 173. — С. 69–80.

28. Гимпилевич Ю.Б. Эллиптическая модификация трилатерационного метода пространственной локализации RFID-меток на основе линейной мо-

дели зависимости расстояние-мощность / Ю.Б. Гимпилевич, Д.А. Савочкин // Вестник Нац. техн. ун-та Украины «КПИ». Серия — Радиотехника. Радиоаппаратостроение. — 2013. — Вып. 55. — С. 80–88.

29. Гимпилевич Ю.Б. Эвристическая оптимизация размещения антенн RFID-системы при реализации комбинированного метода пространственной двумерной локализации / Ю.Б. Гимпилевич, Д.А. Савочкин // Доклады БГУ-ИР. — 2015. — № 4 (90). — С. 61–67.

30. Гімплєвич Ю.Б. Розробка критерію оптимальності розміщення антен при реалізації комбінованого методу просторової двовимірної RFID-локалізації / Ю.Б. Гімплєвич, Д.О. Савочкін // Радіотехнічні поля, сигнали, апарати та системи : Міжнар. наук.-техн. конф., 16–22 берез. 2015 р. : матеріали конф. — Київ, 2015. — С. 169–171.

31. Пат. 107886 Україна, МПК G01S 13/75, G01S 5/04. Спосіб визначення місцеположення об'єктів у двовимірному просторі / Ю.Б. Гімплєвич, Д.О. Савочкін (Україна). — № а201312060 ; заявл. 14.10.2013 ; опубл. 25.02.2015, Бюл. № 4. — 12 с.

32. Савочкин Д.А. Блок квадратурной обработки сигналов радара со ступенчатой частотной модуляцией / Д.А. Савочкин, Ю.Я. Смаилов // Современные проблемы радиотехники и телекоммуникаций «РТ-2011» : 7-я Международ. молодеж. научно-техн. конф., 11–15 апреля 2011 г. : материалы конф. — Севастополь, 2011. — С. 78.

33. Gimpilevich Yu.B. RFID indoor positioning system based on read rate measurement information / Yu.B. Gimpilevich, D.A. Savochkin // Antenna theory and techniques (ICATT) : IX Int. conf., Sept. 16–20, 2013 : proc. of conf. — Odessa, 2013. — P. 546–548.

34. Пат. 87459 Україна, МПК G01S 5/04. Спосіб визначення місцеположення об'єктів / Ю.Б. Гімплєвич, Д.О. Савочкін (Україна). — № u201309681 ; заявл. 05.08.2013 ; опубл. 10.02.2014, Бюл. № 3. — 3 с.

35. Гимпилевич Ю.Б. Экспериментальный анализ алгоритмов пространственной локализации RFID-меток / Ю.Б. Гимпилевич, Д.А. Савочкин // Ин-

формационные технологии и системы 2013 (ИТС 2013) : Междунар. научная конф., 23 окт. 2013 г. : материалы конф. — Минск, 2013. — С. 260–261.

36. Гимпилевич Ю.Б. Комбинированный метод пространственной локализации объектов с помощью RFID-систем / Ю.Б. Гимпилевич, Д.А. Савочкин // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии «КрыМиКо-2013» : 23-я Междунар. крымская конф., 8–13 сент. 2013 г. : материалы конф. — Севастополь, 2013. — Т. 1. — С. 300–301.

37. Савочкин Д.А. Пространственная RFID-локализация на базе комбинации точечных и зонных алгоритмов / Д.А. Савочкин, Ю.Б. Гимпилевич // Междунар. научно-техн. конф., приуроченная к 50-летию МРТИ–БГУИР, 18–19 марта 2014 г. : материалы конф. — Минск, 2014. — Ч. 1. — С. 68–69.

38. Пат. 98316 Україна, МПК G01S 13/75. Спосіб визначення місцеположення об'єктів у двовимірному просторі / Ю.Б. Гімпілевич, Д.О. Савочкін (Україна). № u201411869 ; заявл. 03.11.2014 ; опубл. 27.04.2015, Бюл. № 8. — 4 с.

39. Gimpilevich Yu.B. Combinational zone-based localization algorithm for RFID systems / Yu.B. Gimpilevich, D.A. Savochkin // Modern problems of radio engineering, telecommunications, and computer science (TCSET) : Int. conf., Feb. 25–March 1, 2014 : proc. of conf. — Lviv-Slavske, 2014. — P. 775.

40. Passive RFID system for 2D indoor positioning / A.A. Savochkin, Y.P. Mickhayluck, V.M. Iskiv [et al.] // Microwaves, radar and wireless communications (MIKON-2014) : 20-th Int. conf., June 16–18, 2014 : proc. of conf. — Gdansk, 2014. — Vol. 2. — P. 771–773.

41. Гимпилевич Ю.Б. Методика имитационного моделирования измерительной информации RFID-меток / Ю.Б. Гимпилевич, Д.А. Савочкин // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии «КрыМиКо-2014» : 24-я Междунар. крымская конф., 7–13 сент. 2014 г. : материалы конф. — Севастополь, 2014. — Т. 1. — С. 263–264.

42. Пат. 87461 Україна, МПК G01S 13/75. Спосіб визначення місцеположення об'єктів у двовимірному просторі / Ю.Б. Гімпілевич, Д.О. Савочкін

(Україна). — № u201309691 ; заявл. 05.08.2013 ; опубл. 10.02.2014, Бюл. № 3. — 3 с.

43. Савочкин Д.А. Метод пространственной локализации объектов на основе процедуры классификации для использования в RFID-системах / Д.А. Савочкин // Радиоэлектронные и компьютерные системы. — 2013. — № 4 (63). — С. 89–97.

44. Савочкин Д.А. Классификация методов локализации объектов в двумерном пространстве внутри помещений с помощью RFID-систем / Д.А. Савочкин // Радиотехнические поля, сигналы, аппараты и системы : Междунар. научно-техн. конф., 11–15 марта. 2013 г. : материалы конф. — Киев, 2013. — С. 152–153.

45. Савочкин Д.А. Анализ вероятностных методов пространственной локализации объектов с помощью систем радиочастотной идентификации / Д.А. Савочкин // Современные проблемы радиотехники и телекоммуникаций «РТ-2013» : 9-я Междунар. молодеж. научно-техн. конф., 22–26 апреля 2013 г. : материалы конф. — Севастополь, 2013. — С. 78.

46. Савочкин Д.А. Анализ технологий и систем пространственной локализации объектов внутри помещений / Д.А. Савочкин // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке : 17-й Междунар. молодеж. форум, 22–24 апр. 2013 г. : материалы форума. — Харьков, 2013. — Т. 3. — С. 146–147.

47. Савочкин Д.А. Модифицированный трилатерационный метод пространственной локализации объектов для использования в RFID-системах / Д.А. Савочкин // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика : 20-я Междунар. научно-техн. конф. студентов и аспирантов, 27–28 февр. 2014 г. : тез. докл. — Москва, 2014. — Т. 1. — С. 126.

48. Savochkin D.A. Combinational RFID-based localization using different algorithms and measurements / D.A. Savochkin // Microwaves, radar and wireless communications (MIKON-2014) : 20-th Int. conf., June 16–18, 2014 : proc. of conf. — Gdansk, 2014. — Vol. 2. — P. 563–566.

49. Савочкин Д.А. Обобщение трилатерационного метода пространственной локализации RFID-меток / Д.А. Савочкин // Радиозлектроника и молодежь в XXI веке : 18-й Междунар. молодеж. форум, 14–16 апр. 2014 г. : материалы форума. — Харьков, 2014. — Т. 3. — С. 161–162.

50. Савочкин Д.А. Экспериментальное сравнение комбинированных зонных алгоритмов пространственной локализации для использования в системах радиочастотной идентификации / Д.А. Савочкин // Современные проблемы радиозлектроники : Всерос. научно-техн. конф. молодых ученых и студентов, 6–8 мая 2014 г. : сб. науч. тр. — Красноярск, 2014. — С. 218–223.

51. Savochkin D.A. Antenna deployment for intersectional RFID localization / D.A. Savochkin // Современные проблемы радиотехники и телекоммуникаций «РТ-2014» : 10-я Междунар. молодеж. научно-техн. конф., 12–17 мая 2014 г. : материалы конф. — Севастополь, 2014. — С. 70.

52. Savochkin D.A. Simple approach for passive RFID-based trilateration without offline training stage / D.A. Savochkin // 2014 IEEE RFID technology and applications (RFID-TA) : Int. conf., Sept. 8–9, 2014 : proc. of conf. — Tampere, 2014. — P. 159–164.

53. Савочкін Д.О. Метод просторової RFID-локалізації на основі комбінування алгоритмів та видів вимірювальної інформації / Д.О. Савочкін // Радіозлектроніка і молодь в XXI столітті : 19-й Міжнар. молодіж. форум, 20–22 квіт. 2015 р. : матеріали форуму. — Харків, 2015. — Т. 3. — С. 98–99.

54. Савочкін Д.О. Моделювання вимірювальної інформації виду received signal strength пасивних RFID-міток / Д.О. Савочкін // Проблеми телекомунікацій : 9-а Міжнар. наук.-техн. конф., 21–24 квіт. 2015 р. : збірник матеріалів конф. — Київ, 2015. — С. 214–216.

55. Савочкін Д.О. Евристична оптимізація розміщення антен у системі двовимірної просторової локалізації / Д.О. Савочкін // Проблеми телекомунікацій : 9-а Міжнар. наук.-техн. конф., 21–24 квіт. 2015 р. : збірник матеріалів конф. — Київ, 2015. — С. 211–213.

56. Lehpamer H. RFID design principles / H. Lehpamer. — Norwood : Artech House, 2008. — 310 p.

57. Choi J.S. Accurate and cost efficient object localization using passive UHF RFID : dissert. ... Doctor of Philosophy in Computer Science / J.S. Choi. — The University of Texas at Arlington, 2011. — 134 p.

58. Liu H. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems / H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, J. Liu // IEEE Trans. on SMC, part C: Applications and reviews. — 2007. — Vol. 37, No 6. — P. 1067–1080.

59. Fuzzy neural network based RFID indoor location sensing technique / Y.J. Huang, C.Y. Chen, B.W. Hong [et al.] // 2010 Neural networks (IJCNN) : Int. joint conf., July 18–23, 2010 : proc. of conf. — Barcelona, 2010. — P. 1–5.

60. Fang S.-H. Indoor location system based on discriminant-adaptive neural network in IEEE 802.11 environments / S.-H. Fang, T.-N. Lin // IEEE Trans. on neural networks. — 2008. — Vol. 19, No 11. — P. 1973–1978.

61. Wang T. Novel sensor location scheme using time-of-arrival estimates / T. Wang // IET signal processing. — 2012. — Vol. 6, No 1. — P. 8–13.

62. Chen Y. A practical approach to landmark deployment for indoor localization / Y. Chen, J.-A. Francisco, W. Trappe, R.P. Martin // IEEE Sensor and ad hoc communic. and networks (SECON'06) : 3-rd Annual communic. soc. conf., Sept. 25–28, 2006 : proc. of conf. — Reston, 2006. — Vol. 1. — P. 365–373.

63. Youssef M. The Horus WLAN location determination system / M. Youssef, A. Agrawala // Mobile systems, applications, and services (MobiSys'05) : 3-rd int. conf., June 6–8, 2005: proc. of conf. — Seattle, 2005. — P. 205–218.

64. Яценков В.С. Основы спутниковой навигации. Системы GPS NAVSTAR и ГЛОНАСС / В.С. Яценков. — М. : Горячая линия-Телеком, 2005. — 272 с.

65. GPS accuracy [Электронный ресурс] // Official U.S. Government information about the Global Positioning System (GPS) and related topics. — Режим

доступа : <http://www.gps.gov/systems/gps/performance/accuracy>. — Дата доступа : 05.02.2015. — Название с экрана.

66. Бибка О.И. Позиціонування абонентів в GSM мережі / О.И. Бибка, О.В. Дереев // Вост.-Европ. журнал передових технологій. — 2011. — Т. 3, № 3 (51). — С. 67–70.

67. Priyantha N.B. The Cricket location-support system / N.B. Priyantha, A. Chakraborty, H. Balakrishnan // Mobile computing and networking (MobiCom 2010) : 6-th Annual int. conf., Aug. 6–11, 2000. — Boston, 2000. — P. 32–43.

68. Ionescu R. 3D localization and tracking of objects using miniature microphones / R. Ionescu, R. Carotenuto, F. Urbani // Wireless sensor network. — 2011. — Vol. 3, No 5. — P. 147–157.

69. Want R. The active badge location system / R. Want, A. Hopper, V. Falcão, J. Gibbons // ACM trans. on information systems. — 1992. — Vol. 10, No 1. — P. 91–102.

70. Vegni A.M. An indoor localization algorithm in a small-cell LED-based lighting system / A.M. Vegni, M. Biagi // Indoor positioning and indoor navigation (IPIN) : Int. conf., Nov. 13–15, 2012 : proc. of conf. — Sydney, 2012. — P. 1–7.

71. Власова В.А. Модель процесса позиционирования элементов гомогенной беспроводной сенсорной сети / В.А. Власова // Вост.-Европ. журнал передових технологій. — 2013. — Т. 4, № 9 (64). — С. 44–48.

72. Анциперов В.Е. Факторы изменчивости интенсивности принимаемого сигнала в сетях IEEE 802.15.4 и их влияние на точность позиционирования мобильных объектов / В.Е. Анциперов, О.В. Евсеев, Г.К. Мансуров, А.В. Поппикар // Журнал радиоэлектроники. — 2011. — № 6. — С. 1–9.

73. Аверин И.М. Определение местоположения пользователя в Wi-Fi сети / И.М. Аверин, В.Т. Ермолаев, А.Г. Флакман, В.Ю. Семенов // Вестник Нижегородского ун-та. Радиофизика. — 2011. — № 5 (3). — С. 256–262.

74. A probabilistic approach to WLAN user location estimation / T. Roos, P. Myllymäki, H. Tirri [et al.] // Int. j. of wireless information networks. — 2002. — Vol. 9, No 3. — P. 155–164.

75. Pathanawongthum N. RFID based localization techniques for indoor environment / N. Pathanawongthum, P. Cherntanomwong // 2010 Advanced communication technology (ICACT) : 12-th Int. conf., Feb. 7–10, 2010 : proc. of conf. — Phoenix Park, 2010. — Vol. 2. — P. 1418–1421.

76. Chan M. Leveled indoor localization algorithms based on passive RFID / M. Chan, X. Zhang // Wireless networks 2012 (ICWN'12) : Int. conf., July 16–19, 2012 : proc. of conf. — Las Vegas, 2012. — P. 275–281.

77. Accurate passive RFID localization system for smart homes / D. Fortin-Simard, K. Bouchard, S. Gaboury [et al.] // 2012 IEEE Networked embedded systems for every application (NESEA) : 3-rd Int. conf., Dec. 13–14, 2012 : proc. of conf. — Liverpool, 2012. — P. 1–8.

78. Wu J. Three-dimensional indoor RFID localization system : dissert. ... Doctor of Philosophy in Engineering / J. Wu. — The Graduate College at the University of Nebraska, 2012. — 198 p.

79. Phase based spatial identification of UHF RFID tags / P.V. Nikitin, R. Martinez, S. Ramamurthy [et al.] // 2010 IEEE RFID : Int. conf., April 14–16, 2010 : proc. of conf. — Orlando, 2010. — P. 102–109.

80. Zhao Y. LocaToR: locating passive RFID tags with the relative neighborhood graph / Y. Zhao, S.C. Cheung, L.M. Ni // 2010 IEEE/IFIP Embedded and ubiquitous computing (EUC) : 8-th Int. conf., Dec. 11–13, 2010 : proc. of conf. — Hong Kong, 2010. — P. 154–161.

81. Huiting J. Exploiting phase measurements of EPC Gen2 RFID tags / J. Huiting, H. Flisijn, A.B.J. Kokkeler, G.J.M. Smit // 2013 IEEE RFID-technologies and applications (RFID-TA) : Int. conf., Sept. 4–5, 2013 : proc. of conf. — Johor Bahru, 2013. — P. 1–6.

82. Roxin A.-M. Survey of wireless geolocation techniques / A.-M. Roxin, J. Gaber, M. Wack, A. Nait-Sidi-Moh // IEEE Globecom 2007 : Global communications conf., Nov. 26–30, 2007 : proc. of conf. — Washington, 2007. — P. 1–9.

83. Wilson P. Utilizing RFID signaling scheme for localization of stationary objects and speed estimation of mobile objects / P. Wilson, D. Prashanth,

H. Aghajan // 2007 IEEE RFID : Int. conf., March 26–28, 2007 : proc. of conf. — Grapevine, 2007. — P. 94–99.

84. Кондратьев В.С. Многопозиционные радиотехнические системы / В.С. Кондратьев, А.Ф. Котов, Л.Н. Марков ; под ред. В.В. Цветнова. — М. : Радио и связь, 1986. — 264 с.

85. A survey of various propagation models for mobile communication / T.K. Sarkar, Z. Ji, K. Kim [et al.] // IEEE Antennas and propagation mag. — 2003. — Vol. 45, No 3. — P. 51–82.

86. Bose A. A practical path loss model for indoor WiFi positioning enhancement / A. Bose, C.H. Foh // Information, communic. & signal processing : 6-th Int. conf., Dec. 10–13, 2007 : proc. of conf. — Singapore, 2007. — P. 1–5.

87. A real-time RFID localization experiment using propagation models / J.L. Brchan, L. Zhao, J. Wu [et al.] // 2012 IEEE RFID : Int. conf., April 3–5, 2012 : proc. of conf. — Orlando, 2012. — P. 141–148.

88. Котенко В.М. Метод визначення місцезнаходження об'єктів на території аеропорту / В.М. Котенко, Н.М. Лобанчикова // Інформаційні системи : зб. наук. пр. ЖВІ НАУ. — 2011. — Вип. 4. — С. 140–147.

89. Ситнік О.В. Радіотехнічні системи / О.А. Ситнік, В.М. Карташов. — Х. : Компанія Сміт, 2009. — 448 с.

90. Радиотехнические системы: Учеб. для вузов по спец. «Радиотехника» / Ю.П. Гришин, В.П. Ипатов, Ю.М. Казаринов [и др.] ; под ред. Ю.М. Казаринова. — М. : Высш. шк., 1990. — 496 с.

91. Gustafsson F. Mobile positioning using wireless networks: possibilities and fundamental limitations based on available wireless network measurements / F. Gustafsson, F. Gunnarsson // IEEE Signal processing mag. — 2005. — Vol. 22, No 4. — P. 41–53.

92. Mitchell T.M. Machine learning / T.M. Mitchell. — Boston : McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997. — 432 p.

93. Пат. 2363010 Россия, МПК G01S3/46. Дальномерно-разностно-дальномерный способ определения координат источника радиоизлучения и

реализующее его устройство / А.Г. Сайбель, К.И. Вайгель, М.И. Михайлов (Россия). — № 2007121229/09 ; заявл. 20.12.2008 ; опубл. 27.07.2009, Бюл. № 21. — 16 с.

94. Лыонг Ч.В. Гибридные алгоритмы оценивания координат источника радиоизлучения с применением неподвижного и подвижного пунктов приема : дис. ... канд. техн. наук : 05.12.04, 05.12.14 / Ч.В. Лыонг. — Рязань, 2014. — 144 с.

95. Goller M. Fusing RFID and computer vision for probabilistic tag localization / M. Goller, C. Feichtenhofer, A. Pinz // 2014 IEEE RFID : Int. conf., April 8–10, 2014 : proc. of conf. — Orlando, 2014. — P. 89–96.

96. Fritsche C. Cramer-Rao lower bounds for hybrid localization of mobile terminals / C. Fritsche, A. Klein // Positioning, navigation and communication (WPNC'08) : 5-th Workshop, March 27, 2008 : proc. of workshop. — Hannover, 2008. — P. 157–164.

97. Mirowski P. SignalSLAM: simultaneous localization and mapping with mixed WiFi, Bluetooth, LTE and magnetic signals / P. Mirowski, T.K. Ho, S. Yi, M. MacDonald // Indoor positioning and indoor navigation (IPIN) : Int. conf., Oct. 28–31, 2013 : proc. of conf. — Montbeliard-Belfort, 2013. — P. 1–10.

98. Wang C.-S. Goal-programming-driven genetic algorithm model for wireless access point deployment optimization / C.-S. Wang, C.-T. Chang // Math. problems in engineering. — 2012. — Vol. 2012. — P. 1–14.

99. Штовба С.Д. Размещение базовых станций беспроводных широкополосных сетей с помощью муравьиного алгоритма оптимизации / С.Д. Штовба, С.Ю. Ермолаев, В.Г. Карташевский // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2011. — № 1. — С. 156–162.

100. Безрук В.М. Применение методов многокритериальной оптимизации при планировании сетей сотовой связи / В.М. Безрук, Д.В. Чеботарева // Радіоелектроніка та телекомунікації. Вісник нац. ун-ту «Львівська політехніка». — 2008. — № 618. — С. 117–126.

101. Botero O. RFID network topology design based on Genetic Algorithms / O. Botero, H. Chaouchi // 2011 IEEE RFID-technologies and applications (RFID-TA) : Int. conf., Sept. 15–16, 2011 : proc. of conf. — Sitges, 2011. — P. 300–305.

102. Sharma C. Access point placement for fingerprint-based localization / C. Sharma, Y.F. Wong, W.-S. Soh, W.-C. Wong // 2010 IEEE Communication systems (ICCS) : Int. conf., Nov. 17–19, 2010 : proc. of conf. — Singapore, 2010. — P. 238–243.

103. Vu H.L. A simple method for positioning and tracking in wireless sensor networks / H.L. Vu, T.T. Tran, M. De Luca // Control, automation, robotics and vision, 2008 (ICARCV 2008) : 10-th Int. conf., Dec. 17–20, 2008 : proc. of conf. — Hanoi, 2008. — P. 229–233.

104. Vorst P. A comparison of similarity measures for localization with passive RFID fingerprints / P. Vorst, A. Zell // 2010 Robotics (ISR and ROBOTIK) : Joint 41-st int. symp. and 6-th Germ. conf., June 7–9, 2010 : proc. of conf. — Munich, 2010. — P. 1–8.

105. Ивченко Г.И. Введение в математическую статистику: Учебник / Г.И. Ивченко, Ю.И. Медведев. — М. : Издательство ЛКИ, 2010. — 600 с.

106. Chen J.-F. Simultaneous localization and mapping using a short-range passive RFID reader with sparse tags in large environments / J.-F. Chen, C.-C. Wang // 2010 IEEE Advanced robotics and its social impacts (ARSO) : Workshop, Oct. 26–28, 2010 : proc. of workshop. — Seoul, 2010. — P. 136–141.

107. Lee K.-C. A comparison between Unscented Kalman Filtering and particle filtering for RSSI-based tracking / K.-C. Lee, A. Oka, E. Pollakis, L. Lampe // 2010 Positioning, navigation and communication (WPNC) : 7-th Workshop, March 11–12, 2010 : proc. of workshop. — Dresden, 2010. — P. 157–163.

108. Lyons L. How to combine correlated estimates of a single physical quantity / L. Lyons, D. Gibaut, P. Clifford // Nucl. instrum. methods phys. sect. A: acceler., spectrom., detect. assoc. eq. — 1988. — Vol. 270, No 1. — P. 110–117.

109. Kuncheva L.I. Combining pattern classifiers: methods and algorithms / L.I. Kuncheva. — Hoboken : John Wiley & Sons, 2004. — 376 p.

110. Alkoot F.M. Experimental evaluation of expert fusion strategies / F.M. Alkoot, J. Kittler // Pattern recognition letters. — 1999. — Vol. 20, No 11–13. — P. 1361–1369.

111. Kittler J. Sum versus vote fusion in multiple classifier systems / J. Kittler, F.M. Alkoot // IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence. — 2003. — Vol. 25, No 1. — P. 110–115.

112. Kuncheva L.I. A theoretical study on six classifier fusion strategies / L.I. Kuncheva // IEEE Trans. on pattern analysis & machine intelligence. — 2002. — Vol. 24, No 2. — P. 281–286.

113. Liu C.-L. Confidence transformation for combining classifiers / C.-L. Liu, H. Hao, H. Sako // Pattern analysis and applications. — 2004. — Vol. 7, No 1. — P. 2–17.

114. Levanon N. Lowest GDOP in 2-D scenarios / N. Levanon // IEE proc. radar, sonar and navigation. — 2000. — Vol. 147, No 3. — P. 149–155.

115. Two birds with one stone: wireless access point deployment for both coverage and localization / L. Liao, W. Chen, C. Zhang [et al.] // IEEE Trans. on vehicular technology. — 2011. — Vol. 60, No 5. — P. 2239–2252.

116. Kiwan H. A new base stations placement approach for enhanced vehicle position estimation in parking lot / H. Kiwan, A. Bais, Y.L. Morgan // 2012 IEEE Intelligent transportation systems (ITSC) : 15-th Int. conf., Sept. 16–19, 2012 : proc. of conf. — Anchorage, 2012. — P. 1288–1293.

117. Boussaïd I. A survey on optimization metaheuristics / I. Boussaïd, J. Lepagnot, P. Siarry // Information Sciences. — 2013. — Vol. 237. — P. 82–117.

118. Yihua H. RFID network planning based on k-coverage using Plant Growth Simulation Algorithm / H. Yihua, L. Shilei // Computing technology and information management (ICCM) : 8-th Int. conf., April 24–26, 2012 : proc. of conf. — Seoul, 2012. — Vol. 1. — P. 196–201.

119. ALN-9654 G Inlay [Электронный ресурс] // Alien Technology. — Режим доступа : <http://www.alientechnology.com/wp-content/uploads/Alien->

Technology-Higgs-3-ALN-9654-G.pdf. — Дата доступа : 10.02.2015. — Название с экрана.

120. Бова Н.Т. Антенны и устройства СВЧ / Н.Т. Бова, Г.Б. Резников. — 2-е изд., перераб. и доп. — К. : Вища школа. Головное изд-во, 1982. — 278 с.

121. Wackerly D.D. Mathematical statistics with applications / D.D. Wackerly, W. Mendenhall III, R.L. Scheaffer. — 7-th ed. — Duxbury : Thomson learning, 2007. — 944 p.

122. Yen C.-C. Radar cross-section analysis of backscattering RFID tags / C.-C. Yen, A.E. Gutierrez, D. Veeramani, D. van der Weide // IEEE Antennas and wireless propagation letters. — 2007. — Vol. 6. — P. 279–281.

123. Stepanov S.S. Stochastic world / S.S. Stepanov. — Cham : Springer, 2013. — 370 p.

124. Mahafza B.R. Radar systems analysis and design using MatLab / B.R. Mahafza. — Boca Raton. : Chapman and Hall/CRC, 2000. — 552 p.

125. Chapter 2. Elements of statistical inference [Электронный ресурс] // School of Mathematical Sciences | School of Mathematical Sciences, Queen Mary University of London. — Режим доступа : http://www.maths.qmul.ac.uk/~bb/MS_Lectures_11.pdf. — Дата доступа : 01.03.2015. — Название с экрана.

126. High performance UHF RFID module [Электронный ресурс] // ThingMagic. — Режим доступа : <http://www.thingmagic.com/embedded-rfid-readers/mercurybe>. — Дата доступа : 03.03.2015. — Название с экрана.

127. SkyePlus MXH and MXU multiplexer reference guide version 080715 [Электронный ресурс] // SkyeTek. — Режим доступа : <http://www.skyetek.com/docs/commonblade/multiplexer.pdf>. — Дата доступа : 03.03.2015. — Название с экрана.

128. Нудьга А.А. Многодиапазонные антенны на основе фрактальных структур : дис. ... канд. техн. наук : 05.12.07 / А.А. Нудьга. — Севастополь, 2013. — 184 с.

ПРИЛОЖЕНИЕ А
ВЫВОД ВЫРАЖЕНИЯ ДЛЯ РАСЧЕТА
ЭЛЛИПТИЧЕСКОГО КОЭФФИЦИЕНТА

Канонический эллипс, расположенный в центре декартовой системы координат (x_{can}, y_{can}) , задается следующим выражением:

$$\frac{x_{can}^2}{a_e^2} + \frac{y_{can}^2}{b_e^2} = 1, \quad (\text{A.1})$$

где a_e, b_e — длины большой и малой полуосей эллипса, соответственно.

Известно, что при необходимости поворота эллипса на угол ψ этого можно добиться путем замены x_{can} и y_{can} на следующие величины:

$$\begin{aligned} x_{can} &= x \cos \psi + y \sin \psi; \\ y_{can} &= -x \sin \psi + y \cos \psi. \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

Подставляя (A.2) в (A.1) и переводя эллипс в полярную систему координат (ρ, φ) путем замены x на $\rho \cos(\varphi)$ и y на $\rho \sin(\varphi)$, можно записать следующее выражение для эллипса:

$$\frac{(\rho \cos \varphi \cos \psi + \rho \sin \varphi \sin \psi)^2}{a_e^2} + \frac{(-\rho \cos \varphi \sin \psi + \rho \sin \varphi \cos \psi)^2}{b_e^2} = 1. \quad (\text{A.3})$$

Далее, пользуясь элементарными тригонометрическими преобразованиями, можно записать выражение (A.3) в виде

$$\frac{a_e^2 \rho^2 \cos(\varphi - \psi)^2 - a_e^2 \rho^2 - b_e^2 \rho^2 \cos(\varphi - \psi)^2}{a_e^2 b_e^2} = 1. \quad (\text{A.4})$$

После этого можно записать (A.4) как функцию ρ от φ :

$$\rho(\varphi) = \sqrt{\frac{a_e^2 b_e^2}{a_e^2 - a_e^2 \cos(\varphi - \psi)^2 + b_e^2 \cos(\varphi - \psi)^2}}. \quad (\text{A.5})$$

Необходимо, чтобы результирующий эллиптический коэффициент изменялся в пределах от 1 до f_e , где $f_e = a_e/b_e$. В связи с этим перепишем выражение (A.5) следующим образом:

$$\rho(\varphi) = \sqrt{\frac{f_e^2}{f_e^2 - f_e^2 \cos(\varphi - \psi)^2 + \cos(\varphi - \psi)^2}}. \quad (\text{A.6})$$

После дальнейшего упрощения выражение (A.6) может быть сведено к результирующему виду:

$$\rho(\varphi) = \frac{f_e}{\sqrt{f_e^2 + \cos(\varphi - \psi)^2 (1 - f_e^2)}}. \quad (\text{A.7})$$

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

**ФРАГМЕНТЫ ИСХОДНОГО КОДА ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА
ДЛЯ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ, ВЫЧИСЛЕНИЯ
ОЦЕНОК МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ RFID-МЕТОК И АНАЛИЗА
ДАННЫХ**

Файл /app/models/algorithm/base.rb

```
class Algorithm::Base
  attr_reader :tags_input, :reader_power, :work_zone, :heights_combinations,
:setup, :model_must_be_retrained
  def initialize(reader_power, manager_id, train_data, model_must_be_
retrained, antennae)
    @reader_power = reader_power
    @manager_id = manager_id
    @work_zone = WorkZone.new(antennae, reader_power)
    @tags_input = train_data
    @model_must_be_retrained = model_must_be_retrained
  end
  def set_settings(mi_model_type, metric_name = :rss)
    @mi_model_type = mi_model_type
    @metric_name = metric_name
    @mi_class = MI::Base.class_by_mi_type(metric_name)
    self
  end
  def output()
    @setup = {}
    @map = {}
    @heights_combinations = {}
    @tags_input.each_with_index do |tags_input_current_height, index|
      train_data = tags_input_current_height[:train]
      setup_data = tags_input_current_height[:setup]
      test_data = tags_input_current_height[:test]
      @heights_combinations[index] = tags_input_current_height[:heights]
      model = train_model(train_data, @heights_combinations[index][:train],
create_model_id(index))
      @setup[index] = set_up_model(model, train_data, setup_data, index)
      if @setup[index].is_a? Hash and
@setup[index][:retrained_model].present?
        model = @setup[index][:retrained_model]
      end
    end
  end
end
```

```

        specific_output(model, test_data, index)
    end
    self
end
private
def create_model_id(height_index)
    @manager_id.to_s+'__'+@heights_combinations[height_index][:train].to_s
end
def retrain_model(train_data, setup_data, heights)
    if @model_must_be_retrained
        full_data = train_data.dup
        setup_data.each do |tag_index, tag|
            full_data[tag_index+'_s'] = tag.dup
        end
        heights_unique_id = @manager_id.to_s+'_'+heights[:train].to_s+'_'+
heights[:setup].to_s
        return train_model(full_data, heights[:train], heights_unique_id)
    end
    nil
end
def tag_answers_empty_hash
    answers = {}
    @work_zone.antennae.keys.each{|antenna|answers[antenna]=(@mi_default ||
@mi_class.default_value)}
    answers
end
def tag_answers_hash(tag)
    answers = {}
    @work_zone.antennae.keys.each{|antenna| answers[antenna]=tag.answers[
@metric_name][:average][antenna] || @mi_default || @mi_class.default_value}
    answers
end
def tag_answers(tag)
    @work_zone.antennae.keys.map do |antenna|
        tag.answers[@metric_name][:average][antenna] || @mi_default ||
@mi_class.default_value
    end
end
def normalized_tag_answers(tag, reader_power)
    if @metric_name == :rss
        range = (@mi_model_type == :theoretical ? MI::Rss.theoretical_range(
reader_power) : nil)
    end
end

```

```

      tag_answers(tag).map{|value| @mi_class.normalize_value(value,
reader_power, range)}
    else
      tag_answers(tag).map{|value| @mi_class.normalize_value(value,
reader_power)}
    end
  end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based.rb

```

class Algorithm::PointBased < Algorithm::Base
  attr_reader :cdf, :pdf, :map, :errors_parameters, :errors, :group
  attr_accessor :best_suited
  def initialize(reader_power, manager_id, group, train_data, model_must_be_
retrained, apply_means_unbiasing, antennae)
    super(reader_power, manager_id, train_data, model_must_be_retrained,
antennae)
    @apply_means_unbiasing = apply_means_unbiasing
    @group = group
  end
  private
  def specific_output(model, test_data, index)
    @cdf ||= {}
    @pdf ||= {}
    @errors_parameters ||= {}
    @errors ||= {}
    @best_suited ||= {}
    output = calc_tags_estimates(model, @setup, test_data, index)
    @errors[index] = output.values.reject{|tag|tag.error.nil? or tag.error.
nan?}.map{|tag| tag.error.to_f}.sort
    @map[index] = {}
    test_data.each do |tag_index, tag|
      if output[tag_index] != nil and tag != nil
        @map[index][tag_index] = {:position => tag.position, :zone =>
Zone.new(tag.zone).coordinates, :answers_count => tag.answers_count,
:estimate => output[tag_index].estimate, :error => output[tag_index].error}
      end
    end
    @cdf[index] = create_cdf(@errors[index])
    @pdf[index] = create_pdf(@errors[index])
    @errors_parameters[index] = calc_localization_parameters(output,
test_data, @errors[index])
  end
end

```

```

    @best_suited[index] = create_best_suited_hash
  end
end
def calc_tags_estimates(model, setup, input_tags, height_index)
  tags_estimates = {}
  input_tags.each do |tag_index, tag|
    estimate = model_run_method(model, setup[height_index], tag)
    unless estimate.zero?
      tag_output = TagOutput.new(tag, estimate)
      tags_estimates[tag_index] = tag_output
    end
  end
end
tags_estimates
end
def set_up_model(model, train_data, setup_data, height_index)
  return nil if setup_data.nil?
  estimate_errors = {}
  errors = {total:{}, x:{}, y:{}}
  estimates = {}
  setup_data.each do |tag_index, tag|
    estimate = model_run_method(model, nil, tag)
    estimates[tag_index] = estimate
    errors[:total][tag_index] = Point.distance(estimate, tag.position)
    errors[:x][tag_index] = estimate.x-tag.position.x
    errors[:y][tag_index] = estimate.y-tag.position.y
    [tag.answers_count, :four_and_more, :all].each do |count|
      estimate_errors[count] ||= {:x => [], :y => [], :total => []}
      if count != :four_and_more or (count == :four_and_more and
tag.answers_count >= 3)
        estimate_errors[count][:x].push(tag.position.x-estimate.x)
        estimate_errors[count][:y].push(tag.position.y-estimate.y)
        estimate_errors[count][:total].push(Point.distance(tag.position,
estimate))
      end
    end
  end
end
means = {}
stddevs = {}
lengths = {}
estimate_errors.each do |antennae_count, errors_for_current_antennae_
count|
  lengths[antennae_count] = errors_for_current_antennae_count[:x].length
  means[antennae_count] = {:x => errors_for_current_antennae_count[:x].

```

```

mean, :y => errors_for_current_antennae_count[:y].mean, :total => errors_for_
current_antennae_count[:total].mean}

  stddevs[antennae_count] = {:x => errors_for_current_antennae_count[:x].
stddev, :y => errors_for_current_antennae_count[:y].stddev, :total => errors_
for_current_antennae_count[:total].stddev}
end

  retrained_model = retrain_model(train_data, setup_data, @heights_
combinations[height_index])

  {:stddevs => stddevs, :means => means, :lengths => lengths, :estimates =>
estimates, :errors => errors, :retrained_model => retrained_model}
end

def remove_bias(tag, setup, estimate)
  if @apply_means_unbiasing
    unless setup.nil?
      if setup[:lengths][tag.answers_count].to_i > 5
        estimate.x-=setup[:means][tag.answers_count][:x]
        estimate.y-=setup[:means][tag.answers_count][:y]
      end
    end
  end

  estimate
end

def calc_localization_parameters(output, input, errors)
  parameters = {:total => {}, :x => {}, :y => {}, :by_antenna_count =>
{:variances => {}, :errors => {}, :lengths => {}, :means => {}}}
  parameters[:total][:max] = errors.max.round(1)
  parameters[:total][:min] = errors.min.round(1)
  quantile = ->(p) do
    n = errors.length
    k = (p*(n-1)).floor
    return errors[k+1] if (k+1)<p*n
    return (errors[k]+errors[k+1])/2 if (k+1)==p*n
    return errors[k] if (k+1) > p*n
  end
  nil
end

  parameters[:total][:percentile10] = quantile.call(0.1)
  parameters[:total][:quartile1] = quantile.call(0.25)
  parameters[:total][:median] = quantile.call(0.5)
  parameters[:total][:quartile3] = quantile.call(0.75)
  parameters[:total][:percentile90] = quantile.call(0.9)
  parameters[:total][:before_percentile10] = errors.select{|error| error <
(parameters[:total][:percentile10]-1)}

```

```

parameters[:total][:above_percentile90] = errors.select{|error| error >
(parameters[:total][:percentile90]+1)}
parameters[:total][:mean] = errors.mean.round(1)
parameters[:total][:stddev] = errors.stddev.round(1)
parameters[:total][:rlgh_sigma] = (errors.map{|v|v**2}.mean/2).round(2)
z = 1.96
sigma_square = errors.map{|v|v**2}.sum/(2.0*errors.length)
interval=z*Math.sqrt((errors.map{|e|e**2}.sum**2)/(4.0*errors.length**3))
range = [sigma_square-interval, sigma_square+interval]
range = range.map{|l|Math.sqrt(l)*Math.sqrt(Math::PI/2)}
parameters[:total][:interval] = range.max-range.mean
shifted_estimates = {:x => [], :y => []}
output.each do |tag_index, tag_output|
  tag_input = input[tag_index]
  unless tag_output.estimate.nil?
    shifted_estimates[:x].push(tag_output.estimate.x-tag_input.
position.x)
    shifted_estimates[:y].push(tag_output.estimate.y-tag_input.
position.y)
    parameters[:by_antenna_count][:errors][tag_input.answers_count] ||= []
    parameters[:by_antenna_count][:lengths][tag_input.answers_count] ||= 0
    parameters[:by_antenna_count][:errors][tag_input.answers_count].push(
tag_output.error)
    parameters[:by_antenna_count][:lengths][tag_input.answers_count]+=1
  end
end
(1..16).each do |answers_count|
  errors_for_current_answers_count = parameters[:by_antenna_count]
[:errors][answers_count]
  if errors_for_current_answers_count.present?
    parameters[:by_antenna_count][:variances][answers_count] =
parameters[:by_antenna_count][:errors][answers_count].variance
    parameters[:by_antenna_count][:means][answers_count] =
parameters[:by_antenna_count][:errors][answers_count].mean
  end
end
parameters[:x][:mean] = shifted_estimates[:x].mean.round(1)
parameters[:x][:stddev] = shifted_estimates[:x].stddev.round(1)
parameters[:y][:mean] = shifted_estimates[:y].mean.round(1)
parameters[:y][:stddev] = shifted_estimates[:y].stddev.round(1)
parameters
end

```

```

def max_error_value
  1000
end
def create_best_suited_hash
  hash = {:all => 0}
  (1..16).each{|antennae_count|hash[antennae_count]=0}
  hash
end
def create_cdf(errors)
  cdf = []
  n = errors.size
  errors.each_with_index do |error, m|
    if m == 0
      cdf.push([0,0])
      cdf.push([errors.min,0])
    elsif m==n
      cdf.push([errors.max,1])
      cdf.push([errors.max+max_error_value,1])
    else
      cdf.push([errors[m],m.to_f/n])
      cdf.push([errors[m+1],m.to_f/n])
    end
  end
  cdf
end
def create_pdf(errors)
  data = errors
  step = 1
  histogram = []
  (0..data.max).step(step) do |from|
    to = from+step
    histogram.push [from, data.select{|e|from<=e and e<to}.count]
  end
  histogram
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/knn.rb

```

class Algorithm::PointBased::Knn < Algorithm::PointBased
  def set_settings(mi_model_type, metric_name, optimization_class, k,
weighted, mi_default)
    @mi_model_type = mi_model_type

```

```

    @k = k
    @weighted = weighted
    @metric_name = metric_name
    @mi_class = MI::Base.class_by_mi_type(metric_name)
    @optimization = optimization_class.new
    @mi_default = mi_default.to_f

    self
  end

  private

  def train_model(tags_train_input, height, model_id)
    table = {:data => {}, :results => {}}
    tags_train_input.each do |index, tag|
      table[:data][tag.position] = tag_answers_hash(tag)
    end
    table
  end

  def model_run_method(table, setup, tag)
    tag_vector = tag_answers_hash(tag)
    weights = {}
    table[:data].each do |table_tag, table_vector_with_empties|
      probability = @optimization.compare_vectors(tag_vector, table_vector_
with_empties, weights, 50.0)
      table[:results][table_tag] = probability
    end
    estimate = make_estimate(table[:results])
    remove_bias(tag, setup, estimate)
  end

  def make_estimate(table_results)
    nearest_neighbours = table_results.sort_by{|k,v|v}
    nearest_neighbours.reverse! if @optimization.reverse_decision_function?
    k_nearest_neighbours = nearest_neighbours[0...@k]
    points_to_center, weights = @optimization.weight_points(k_nearest_
neighbours)
    weights = [] unless @weighted
    Point.center_of_points(points_to_center, weights)
  end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/trilateration.rb

```

class Algorithm::PointBased::Trilateration < Algorithm::PointBased
  def set_settings(mi_model_type, metric_name, optimization_class, antenna_
type, model_type, rr_limit, ellipse_ratio)

```

```

@mi_model_type = mi_model_type
@metric_name = metric_name
@metric_type = :average
@mi_class = MI::Base.class_by_mi_type(metric_name)
@optimization = optimization_class.new
@regression_type = 'new'
@model_type = model_type
@antenna_type = antenna_type
@rr_limit = rr_limit
@ellipse_ratio = ellipse_ratio
self
end
private
def train_model(tags_train_input, height, model_id)
  height
end
def model_run_method(height, setup, tag)
  if height.is_a? Array
    @train_height = height.first
  else
    @train_height = height
  end
  mi_hash = tag.answers[@metric_name][@metric_type]
  mi_hash = mi_hash.dup.keep_if{|k,v| tag.answers[:rr][:average][k] > @rr_
limit}
  mi_hash = tag.answers[@metric_name][:average] if mi_hash.empty?
  antennas = mi_hash.keys
  start_point = Point.center_of_points(antennas.map{|n| Antenna.new(n).
coordinates})
  if mi_hash.length == 1
    current_point = point_for_one_antenna_case(mi_hash)
  elsif mi_hash.length == 2
    current_point = point_for_two_antennae_case(mi_hash)
  else
    points = {}
    current_point = start_point
    previous_point_result = 0.0
    while true
      current_point_result = calc_result_for_point(current_point, mi_hash)
      if (current_point_result - previous_point_result).abs <
@optimization.epsilon
        break

```

```

    end
    previous_point_result = current_point_result
    current_point = next_point_via_gradient(current_point, current_point_
result, mi_hash)
    if current_point.nil?
      break
    end
    if points.keys.any? {|p| Point.distance(p, current_point) < 0.0001}
      sorted_points = points.sort_by{|p, v| v}
      sorted_points = sorted_points.reverse if @optimization.reverse_
decision_function?
      current_point = sorted_points.first.first
      break
    end
    points[current_point] = current_point_result
  end
end
estimate = current_point
remove_bias(tag, setup, estimate)
end
def next_point_via_gradient(point, current_point_result, mi_hash)
  gradient_step = 0.1
  nearest_points = calc_nearest_points(point, gradient_step)
  nearest_points_results = nearest_points.map do |p|
    calc_result_for_point(p, mi_hash)
  end
  coeff_x = (nearest_points_results[0]-current_point_result)/gradient_step
  coeff_y = (nearest_points_results[1]-current_point_result)/gradient_step
  angle = Math.atan2(coeff_y, coeff_x)
  angle = opposite_angle(angle) unless @optimization.reverse_decision_
function?
  next_point = one_dimensional_optimization(point, angle, mi_hash)
  return nil if next_point.x > WorkZone::WIDTH or next_point.y > WorkZone::
HEIGHT
  next_point
end
def opposite_angle(angle)
  if angle < 0.0
    angle+Math::PI
  else
    angle-Math::PI
  end
end

```

```

end
def one_dimensional_optimization(start_point, angle, mi_hash)
  width = WorkZone::WIDTH
  height = WorkZone::HEIGHT
  distance_epsilon = 2.0
  if angle.between?(0, Math::PI/2)
    angle_parameters = [Math.cos(angle), Math.sin(angle)]
    a = [width-start_point.x, height-start_point.y]
    angles = [angle, Math::PI/2-angle]
  elsif angle.between?(Math::PI/2, Math::PI)
    new_angle = Math::PI-angle
    angle_parameters = [-Math.cos(new_angle), Math.sin(new_angle)]
    a = [start_point.x, height-start_point.y]
    angles = [Math::PI-angle, angle-Math::PI/2]
  elsif angle.between?(-Math::PI/2, 0)
    new_angle = angle.abs
    angle_parameters = [Math.cos(new_angle), -Math.sin(new_angle)]
    a = [width-start_point.x, start_point.y]
    angles = [angle.abs, Math::PI/2-angle.abs]
  else
    new_angle = Math::PI-angle.abs
    angle_parameters = [-Math.cos(new_angle), -Math.sin(new_angle)]
    a = [start_point.x, start_point.y]
    angles = [Math::PI-angle.abs, angle.abs-Math::PI/2]
  end
  hypotenuse = [a[0]/Math.cos(angles[0]), a[1]/Math.cos(angles[1])].min
  end_point = point_by_ray(start_point, hypotenuse, angle_parameters)
  a = start_point
  b = end_point
  while true
    center = Point.center_of_points([a,b])
    distance = Point.distance(a, center)
    x1 = point_by_ray(a, 0.99*distance, angle_parameters)
    x2 = point_by_ray(a, 1.01*distance, angle_parameters)
    y1 = calc_result_for_point(x1, mi_hash)
    y2 = calc_result_for_point(x2, mi_hash)
    if y2.send(@optimization.gradient_compare_operator, y1)
      a = x1
    else
      b = x2
    end
  end
  if Point.distance(b, a).abs < distance_epsilon

```

```

        return Point.center_of_points([a, b])
    end
end
end
def point_by_ray(start, hypotenuse, angle_parameters)
    Point.new(start.x+hypotenuse*angle_parameters[0], start.y+hypotenuse*
angle_parameters[1])
end
def calc_nearest_points(point, step)
    nearest_points = [point.dup, point.dup]
    nearest_points[0].x+=step
    nearest_points[1].y+=step
    return nil if nearest_points.any?{|p|p.nil?}
    nearest_points
end
def calc_result_for_point(point, mi_hash)
    distances = get_distances_by_mi(mi_hash, point)
    @results ||= {}
    cache_name = point.to_s + distances.to_s
    @results[cache_name] = error_for_antennas_with_answers(point, distances,
mi_hash)
    @results[cache_name]
end
def error_for_antennas_with_answers(point, distances_by_mi, mi_hash)
    real_distances = {}
    distances_by_mi.keys.map do |antenna_number|
        antenna = @work_zone.antennae[antenna_number]
        real_distances[antenna_number] = Point.distance(antenna.coordinates,
point)
    end
    @optimization.compare_vectors(real_distances, distances_by_mi, {}, 50.0)
end
def get_distances_by_mi(mi_hash, point)
    @mi_class.distances_hash(mi_hash, @mi_class.angles_hash(mi_hash, point),
@reader_power, @regression_type, @train_height, @antenna_type, @model_type,
@ellipse_ratio, @work_zone, point)
end
def point_for_one_antenna_case(mi_hash)
    antenna_number = mi_hash.keys.first
    antenna = @work_zone.antennae[antenna_number]
    coords = antenna.coordinates
    if antenna.near_walls? and @mi_model_type != :theoretical

```

```

mi = mi_hash.values.first.abs
if @metric_name == :rss
  mi_range = @mi_class.range.map{|v|v.abs}
  difference = mi_range[1]-mi_range[0]
  weights = []
  if mi < mi_range[1]
    weights = [(mi_range[1]-mi).abs/difference, (mi-mi_range[0]).abs/
difference]
  end
  else
    weights = [mi.to_f, 1.0-mi.to_f]
  end
  coords = Point.center_of_points([coords, antenna.nearest_wall_point],
weights)
  end
  Point.new(coords.x, coords.y)
end
def point_for_two_antennae_case(mi_hash)
  min = @mi_class.range[0].abs
  antennae_coords = @work_zone.antennae.select{|n,a| mi_hash.keys.include?
n}.values.map{|a|a.coordinates}
  mi_array = mi_hash.values.map(&:abs)
  if @metric_name == :rss
    total = mi_array.sum-2*min
    weights = []
    if min < mi_array.min
      weights = [(mi_array[1]-min).abs.to_f/total, (mi_array[0]-min).abs.
to_f/total]
    end
  else
    total = mi_array.sum
    weights = [mi_array[0].to_f/total, mi_array[1].to_f/total]
  end
  Point.center_of_points(antennae_coords, weights)
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/linear_trilateration.rb

```

class Algorithm::PointBased::LinearTrilateration < Algorithm::PointBased::
Trilateration

```

```

def set_settings(mi_model_type, metric_name, optimization_class, model_
type, rr_limit, ellipse_ratio, normalization, penalty_for_antennas_without_
answers)
  @mi_model_type = mi_model_type
  @metric_name = metric_name
  @metric_type = :average
  @mi_class = MI::Base.class_by_mi_type(metric_name)
  @optimization = optimization_class.new
  @model_type = model_type
  @rr_limit = rr_limit
  @ellipse_ratio = ellipse_ratio
  @normalization = normalization
  @step = 1.0
  @penalty_for_antennas_without_answers = penalty_for_antennas_without_
answers
  self
end
def model_run_method(height, setup, tag)
  mi_hash = tag.answers[@metric_name][@metric_type]
  mi_hash = mi_hash.dup.keep_if{|k,v| tag.answers[:rr][:average][k] > @rr_
limit}
  mi_hash = tag.answers[@metric_name][:average] if mi_hash.empty?
  decision_functions = {}
  if mi_hash.length == 1
    current_point = point_for_one_antenna_case(mi_hash)
  elsif mi_hash.length == 2
    current_point = point_for_two_antennae_case(mi_hash)
  else
    points = Rails.cache.fetch('points_'+polygon.sort_by{|p| [p.x, p.y]}.
to_s + @step.to_s, :expires_in => 5.days) do
      Point.points_in_rectangle(polygon, @step)
    end
    points.each do |point|
      decision_functions[point] = calc_result_for_point(point, mi_hash)
    end
    current_point = decision_functions.sort_by{|point, v| v}.first.first
  end
  estimate = current_point
  remove_bias(tag, setup, estimate)
end
private
def calc_result_for_point(point, mi_hash)

```

```

rr_shift = 0.0000001
if @metric_name == :rss
  range_hash = MI::Rss.theoretical_range(@reader_power)
  range = [range_hash[:max], range_hash[:min]]
end
if @metric_name == :rr
  range = [0.0, 1.0]
end
max_antenna_number = mi_hash.sort_by{|a,mi|mi}.reverse.first.first
max_antenna = @work_zone.antennae[max_antenna_number]
distances = {}
resulted_distances = {}
mi0 = mi_hash[max_antenna_number]
(mi_hash.keys-[max_antenna_number]).each do |antenna_number|
  antenna = @work_zone.antennae[antenna_number]
  mi1 = mi_hash[antenna_number]
  d1 = Point.distance(antenna.coordinates, point)
  d0 = Point.distance(max_antenna.coordinates, point)
  angle1 = antenna_point_angle(antenna, point)
  angle0 = antenna_point_angle(max_antenna, point)
  e1 = MI::Base.ellipse(angle1, @ellipse_ratio)
  e0 = MI::Base.ellipse(angle0, @ellipse_ratio)
  distances[antenna_number] = d1
  if @metric_name == :rss
    resulted_distances[antenna_number] = d0*(range[0]-mi1)/(range[0]-mi0)
  end
  if @metric_name == :rr
    resulted_distances[antenna_number] = d0*(mi0+rr_shift)/(mi1+rr_shift)
  end
  if @model_type == :ellipse
    resulted_distances[antenna_number] *= e1/e0
  end
end
error_part1=@optimization.compare_vectors(distances, resulted_distances,
{}, double_sigma_power)
antennas_without_answers = (@work_zone.antennae.keys-mi_hash.keys)
error_part2 = error_for_antennas_without_answers(point, antennas_without_
answers)
error_part1.send(@optimization.method_for_adding, error_part2)
end
def antenna_point_angle(antenna, point)
  ac = antenna.coordinates

```

```

    angle = Math.atan2(point.y-ac.y, point.x-ac.x)
    angle = opposite_angle(angle) unless @optimization.reverse_decision_
function?
    angle
  end
  def error_for_antennas_without_answers(point, antennas_without_answers)
    if @penalty_for_antennas_without_answers == false
      return @optimization.default_value_for_decision_function
    end
    if @model_type == :ellipse
      zone_size = Zone::POWERS_TO_SIZES[@reader_power].last
    else
      zone_size = Zone::POWERS_TO_SIZES[@reader_power].mean
    end
    distances = []
    resulted_distances = []
    antennas_without_answers.each do |antenna_number|
      antenna = @work_zone.antennae[antenna_number]
      ellipse_coeff = 1.0
      if @model_type == :ellipse
        angle = antenna_point_angle(antenna, point)
        ellipse_coeff = MI::Base.ellipse(angle, @ellipse_ratio)
      end
      distance = Point.distance(antenna.coordinates, point)
      current_zone_size = zone_size*ellipse_coeff
      if distance < current_zone_size
        distances.push(distance)
        resulted_distances.push(current_zone_size)
      end
    end
    @optimization.compare_vectors(distances, resulted_distances, {}, 50.0)
  end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/intersectional.rb

```

class Algorithm::PointBased::Intersectional < Algorithm::PointBased
  def set_settings(mi_model_type, zones_mode, mi_type, mi_threshold)
    @mi_model_type = mi_model_type
    @mi_type = mi_type
    @mi_threshold = mi_threshold
    @zones_mode = zones_mode
  self

```

```

end
private
def train_model(tags_train_input, height, model_id)
  zones_creator = Algorithm::PointBased::Intersectional::ZonesCreator.new(
@work_zone, @zones_mode)
  zones = zones_creator.create_elementary_zones
  zones_creator.elementary_zones_centers(zones)
end
def model_run_method(zones, setup, tag)
  tag_data = tag.answers[:a][:average].dup
  if @mi_type.present?
    tag.answers[:a][:average].keys.each do |antenna|
      tag_data[antenna] = 0 if tag.answers[@mi_type][:average]
[antenna].to_f <= @mi_threshold
    end
    tag_data=tag.answers[:a][:average].dup if tag_data.values.all?{|e|e==0}
  end
  estimate = make_estimate(zones, tag_data, tag)
  remove_bias(tag, setup, estimate)
end
def make_estimate(zones, tag_data, tag)
  antennas = tag_data.select{|k,v|v==1}.keys
  found_zones = []
  antennas.length.downto(1) do |length|
    combinations = antennas.combination(length)
    combinations.each do |combination|
      if zones.keys.include?(combination.to_s)
        found_zones.push zones[combination.to_s]
      end
    end
  end
  break unless found_zones.empty?
end
if found_zones.empty?
  return Point.center_of_points(@work_zone.antennae.values.select{|a|
antennas.include? a.number}.map{|a| a.coordinates})
end
Point.center_of_points found_zones
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/intersectional/zones_creator.rb

```
class Algorithm::PointBased::Intersectional::ZonesCreator
```

```

attr_reader :zones
def initialize(work_zone, mode, step = 1)
  @work_zone = work_zone
  @mode = mode
  @step = step.to_i
  @mi_a_c_code = MI::A::CCode.new
end
def create_coverage_zones
  zones = {}
  (0..@work_zone.width).step(@step) do |x|
    (0..@work_zone.height).step(@step) do |y|
      point = Point.new(x, y)
      @work_zone.antennae.each do |antenna_number, antenna|
        if point_in_antenna_coverage?(point, antenna)
          zones[antenna_number] ||= Set.new
          zones[antenna_number].add [x, y]
        end
      end
    end
  end
  zones
end
def create_elementary_zones
  zones = {}
  (0..@work_zone.width).step(@step) do |x|
    (0..@work_zone.height).step(@step) do |y|
      point = Point.new(x, y)
      active_antennas = []
      @work_zone.antennae.each do |antenna_number, antenna|
        active_antennas.push antenna_number if point_in_antenna_coverage?(
point, antenna)
      end
      zones[active_antennas.to_s] ||= []
      zones[active_antennas.to_s].push point
    end
  end
  zones
end
def elementary_zones_centers(zones)
  centers = {}
  zones.each do |antenna_combination, points|
    centers[antenna_combination] = Point.center_of_points points
  end
end

```

```

    end
    centers
  end
  def point_in_antenna_coverage?(point, antenna, coverage_type = :min)
    coverage_size = Zone::POWERS_TO_SIZES[@work_zone.reader_power].map{|v|
v*2}
    return MI::A.point_in_ellipse?(point, antenna, coverage_size, @mi_a_c_
code) if @mode == :ellipses
    return MI::A.point_in_rectangle?(point, antenna) if @mode == :rectangles
    false
  end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/classifier.rb

```

class Algorithm::Classifier < Algorithm::Base
  attr_reader :classif_success, :classif_parameters, :map, :probabilities
  private
  def specific_output(model, test_data, index)
    @classif_success ||= {}
    @classif_parameters ||= {}
    @probabilities ||= {}
    raw_output = calc_tags_estimates(model, @setup[index], test_data, index)
    if raw_output[:estimates].present?
      output = raw_output[:estimates]
      @probabilities[index] = probabilities_keys_to_points(raw_output[:
probabilities])
    else
      output = raw_output
    end
    @map[index] = {}
    test_data.each do |tag_index, tag|
      if output[tag_index] != nil and tag != nil
        @map[index][tag_index] = {:position => tag.position, :estimate =>
output[tag_index].estimate, :error => Zone.distance_score_for_zones([tag_
index].zone_estimate, Zone.new(tag.zone))}
      end
    end
    @classif_success[index] = calc_classif_success(output, test_data)
    @classif_parameters[index] = calc_classif_parameters(output, test_data)
  end
  def calc_tags_estimates(model, setup, input_tags, height_index)
    tags_estimates = {:probabilities => {}, :estimates => {}}

```

```

input_tags.each do |tag_index, tag|
  run_results = model_run_method(model, setup, tag)
  zone_probabilities = run_results[:probabilities]
  zone_estimate = run_results[:result_zone]
  zone = Zone.new(zone_estimate)
  tag_output = TagOutput.new(tag, zone.coordinates, zone)
  tags_estimates[:probabilities][tag_index] = zone_probabilities
  tags_estimates[:estimates][tag_index] = tag_output
end
tags_estimates
end

def set_up_model(model, train_data, setup_data, height_index)
  tags_estimates = {}
  tags_probabilities = {}
  tags_errors = {:all => 0}
  setup_data.each do |tag_index, tag|
    run_results = model_run_method(model, nil, tag)
    zone_estimate = run_results[:result_zone]
    zone_probabilities = run_results[:probabilities]
    zone = Zone.new(zone_estimate)
    tag_output = TagOutput.new(tag, zone.coordinates, zone)
    tags_estimates[tag_index] = tag_output
    tags_probabilities[tag_index] = zone_probabilities
    tags_errors[tag.zone.to_i] ||= 0
    if tags_estimates[tag_index].zone_estimate.number != tag.zone
      tags_errors[:all] += 1
      tags_errors[tag.zone.to_i] += 1
    end
  end
end

tag_lengths_by_zones = {}
(1..16).each do |zone_number|
  tag_lengths_by_zones[zone_number] = setup_data.values.select{|tag| tag.
zone==zone_number}.length
end

success_rate = {:all => nil, :by_zones => {}}
setup_data.each do |tag_index, tag|
  success_rate[:all] = (setup_data.length.to_f-tags_errors[:all].to_f) /
setup_data.length
  (1..16).each do |zone_number|
    length = tag_lengths_by_zones[zone_number]
    success_rate[zone_number] = (length-tags_errors[zone_number].to_f) /
length
  end
end

```

```

    end
  end
  retrained_model = retrain_model(train_data, setup_data, @heights_
combinations[height_index])
  {:estimates => tags_estimates, :probabilities => tags_probabilities,
:retrained_model => retrained_model, :success_rate => success_rate}
end
def probabilities_keys_to_points(probabilities)
  return nil if probabilities.nil?
  converted_probabilities = {}
  probabilities.each do |tag, probabilities_for_tag|
    converted_probabilities[tag] = {}
    probabilities_for_tag.each do |zone_number, probability|
      converted_probabilities[tag][Zone.new(zone_number).coordinates] =
probability
    end
  end
  converted_probabilities
end
def desired accuracies(height)
  ([0.0]*4)[height]
end
def calc_accuracy(model, tags)
  errors = 0
  tags.values.each do |tag|
    errors+=1 if model_run_method(model, nil, tag)[:result_zone]!=tag.zone
  end
  (tags.length-errors).to_f/tags.length
end
def calc_classif_success(output, input_tags)
  classif_success = Hash.new(0.0)
  tag_indices_by_zones = {}
  input_tags.each do |tag_index, tag|
    tag_real_zone = tag.zone
    tag_indices_by_zones[tag_real_zone] ||= []
    tag_indices_by_zones[tag_real_zone].push tag_index.to_s
  end
  (1..16).each do |zone_number|
    classif_success[zone_number] = 0.0
  end
  tag_indices_by_zones.each do |zone_number, tag_indices_in_zone|

```

```

    tag_indices_in_zone = tag_indices_in_zone.reject{|tag_index|output[tag_
index].nil?}
    tag_indices_in_zone.each do |tag_index|
      zone_estimate = output[tag_index].zone_estimate.number
      classif_success[zone_number]+=1 if zone_number == zone_estimate.to_i
    end
  end
  classif_success['all'] = classif_success.values.sum.to_f / input_tags.
length
  (1..16).each do |zone_number|
    classif_success[zone_number] = classif_success[zone_number]
  end
  classif_success
end
def calc_classif_parameters(output, input_tags)
  classif_parameters = {}
  tags_count_with_no_input = output.values.select(&:nil?).length
  zone_errors_types = %w(ok error not_found)
  zone_errors_types.each do |type|
    classif_parameters[type.to_sym] = output.values.select{|tag|tag.
zone_error_code == type.to_sym}.length
  end
  classif_parameters[:not_found] += tags_count_with_no_input
  classif_parameters[:success] = (classif_parameters[:ok].to_f / input_
tags.length).round(4)
  classif_parameters
end
def model_file_dir
  Rails.root.to_s+'/app/models/algorithm/classifier/models/undefined/'
end
def model_file_prefix(height)
  @reader_power.to_s+'_'+@metric_name.to_s
end
def model_file_mask(height)
  model_file_prefix(height)+'_[\d\.]+'
end
def get_model_file(height)
  file_reg_exp = Regexp.new(model_file_mask(height))
  Dir.mkdir model_file_dir unless Dir.exists?(model_file_dir)
  files = Dir.entries(model_file_dir).select do |f|
    good=File.file?(model_file_dir.to_s+f.to_s) && file_reg_exp.match(f)
    good
  end
end

```

```

end
return nil if files.first.nil?
model_file_dir.to_s + files.first
end
def required_probabilities_for_tag(tag)
  probabilities = {}
  (1..16).each do |zone_number|
    zone_score = Zone.distance_score_for_zones(Zone.new(tag.zone),
Zone.new(zone_number))
    probabilities[zone_number] = 1.0/(1.0+zone_score**2)
  end
  probabilities
end
def zero_zone_probabilities
  probabilities = {}
  (1..16).each{|zone_number|probabilities[zone_number]=0.0}
  probabilities
end
def unity_zone_probabilities
  probabilities = {}
  (1..16).each{|zone_number|probabilities[zone_number]=1.0}
  probabilities
end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/svm.rb

```

class Algorithm::Classifier::Svm < Algorithm::Classifier
  private
  def model_run_method(model, setup, tag)
    data = normalized_tag_answers(tag, @reader_power)
    svm_result = model.predict_probability(Libsvm::Node.features(*data))
    probabilities = {}
    svm_result[1].each_with_index{|confidence,i|probabilities[i+1]=
confidence}
    number_result = svm_result[0]
    probability_result = probabilities.key(probabilities.values.max)
    if number_result.to_i != probability_result.to_i
      max_probability = probabilities.values.sort[-1]
      second_max_probability = probabilities.values.sort[-2]
      probabilities[probability_result] = second_max_probability
      probabilities[number_result.to_i] = max_probability
    end
  end
end

```

```

    {:probabilities => probabilities, :result_zone => probabilities.key(
probabilities.values.max)}
  end
  def train_model(tags_train_input, height, model_id)
    model_string = model_id.to_s.gsub(/[\d\w,_]/, '')
    file = get_model_file(model_string)
    return Libsvm::Model.load(file) if file.present?
    svm_problem = Libsvm::Problem.new
    svm_parameter = Libsvm::SvmParameter.new
    svm_parameter.cache_size = 10
    svm_parameter.eps = 0.000001
    svm_parameter.c = 10
    svm_parameter.probability = 1
    train_input = []
    train_output = []
    tags_train_input.values.each do |tag|
      nearest_antenna_number = tag.nearest_antenna.number
      train_input.push Libsvm::Node.features(normalized_tag_answers(tag,
@reader_power))
      train_output.push nearest_antenna_number
    end
    svm_problem.set_examples(train_output, train_input)
    model = Libsvm::Model.train(svm_problem, svm_parameter)
    model.save(model_file_dir.to_s+model_file_prefix(model_string)+'_00')
    model
  end
  def model_file_dir
    Rails.root.to_s+'/app/models/algorithm/classifier/models/svm/'
  end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/naive_bayes.rb

```

class Algorithm::Classifier::NaiveBayes < Algorithm::Classifier
  private
  def train_model(tags_train_input, height, model_id)
    model = {}
    (1..16).each do |antenna|
      mi_vector = tags_train_input.values.{|tag| tag.answers[@metric_name]
[:average][antenna] || @mi_class.default_value}
      model[antenna] = mi_vector
    end
    zones = tags_train_input.values.map{|tag| tag.nearest_antenna.number}
  end
end

```

```

    model[:zones] = zones
  model
end
def model_run_method(model, setup, tag)
  probabilities_for_zones = Hash.new(1.0)
  answers = tag_answers(tag)
  (1..16).each do |zone|
    (1..16).each do |antenna|
      answer = answers[antenna - 1]
      probabilities_for_zones[zone]*=conditional_probability(model[
antenna], model[:zones], answer, zone)
    end
  end
  {:probabilities => probabilities_for_zones, :result_zone =>
probabilities_for_zones.key(probabilities_for_zones.values.max)}
end
def conditional_probability(mi_for_current_antenna, tags_zones_vector,
current_mi, current_zone)
  probability = 1.0
  indices_of_tags_that_are_in_current_zone = []
  tags_zones_vector.each_with_index do |zone, i|
    indices_of_tags_that_are_in_current_zone.push(i) if zone==current_zone
  end
  return 0.0001 if indices_of_tags_that_are_in_current_zone.empty?
  indices_of_tags_that_are_in_current_zone.each do |tag_index|
    mi_in_table = mi_for_current_antenna[tag_index]
    probability *= Math.exp(-(current_mi.to_f-mi_in_table)**2/50)
  end
  probability
end
end
end

```

Файл /app/models/algorithm/point_based/neural.rb

```

class Algorithm::Classifier::Neural < Algorithm::Classifier
  private
  def model_run_method(network, setup, tag)
    data = normalized_tag_answers(tag, @reader_power)
    antennae = network.run(data)
    probabilities = {}
    antennae.each_with_index{|confidence, i|probabilities[i+1] = confidence}
    {:probabilities => probabilities, :result_zone => antennae.index(
antennae.max)+1}
  end
end

```

```

end
def train_model(tags_train_input, height, model_id)
  model_id = model_id.to_s.gsub(/[^d\w,_]/, '')
  fann_class = RubyFann::Standard
  nn_file = get_model_file(model_id)
  return fann_class.new(:filename => nn_file) if nn_file.present?
  input_vector = []
  output_vector = []
  empty_array = [0]*16
  tags_train_input.values.each do |tag|
    input_vector.push normalized_tag_answers(tag, @reader_power)
    output = empty_array.dup
    output[tag.nearest_antenna.number-1] = 1.0
    output_vector.push output
  end
  train = RubyFann::TrainData.new(:inputs => input_vector, :desired_outputs
=> output_vector)
  fann = fann_class.new(:num_inputs=>16, :hidden_neurons=>[16], :num_
outputs=>16)
  fann.algorithm = self
  fann.train_input = tags_train_input
  max_epochs = 10000
  desired_mse = 0.001
  fann.train_on_data(train, max_epochs, epochs_log_step, desired_mse)
  if fann.accuracy > fann.class::ACCEPTED_ACCURACY
    fann.save(model_file_dir+model_file_prefix(model_id)+'_'+fann.accuracy.
round(2).to_s)
  end
  fann.algorithm = nil
  fann
end
def model_file_dir
  Rails.root.to_s+'/app/models/algorithm/classifier/models/neural/'
end
end

```

ПРИЛОЖЕНИЕ В

МЕТОДИКА РАСЧЕТА ДОВЕРИТЕЛЬНОГО ИНТЕРВАЛА ДЛЯ СРЕДНЕГО ЗНАЧЕНИЯ РЭЛЕЕВСКОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ

Известно, что рэлеевское распределение характеризуется следующей плотностью вероятности в диапазоне $[0; \infty)$:

$$p(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad (\text{B.1})$$

где $\sigma > 0$ — основной параметр рэлеевского распределения.

Необходимо получить выражение для расчета доверительного интервала \bar{x} , среднего значения \bar{x} рэлеевского распределения. В работе [125] с использованием метода максимального правдоподобия выводится доверительный интервал с уровнем доверия $100(1 - \alpha)\%$ для оценки квадрата параметра σ^2 по выборке X размера n . При этом доверительные пределы σ_{\min}^2 и σ_{\max}^2 квадрата параметра σ^2 записываются следующим образом [125]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_{\min}^2 = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - z_{\alpha/2} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2n^{1,5}}; \\ \sigma_{\max}^2 = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2 + z_{\alpha/2} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2n^{1,5}}, \end{array} \right. \quad (\text{B.2})$$

где X_i — i -й элемент выборки X ;

$z_{\alpha/2}$ — $\alpha/2$ -квантиль стандартного нормального распределения (например, $z_{\alpha/2} = 1,96$ при $\alpha = 0,05$).

Известно, что среднее значение \bar{x} рэлеевского распределения связано с параметром σ следующим образом:

$$\bar{x} = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}}. \quad (\text{B.3})$$

Для того чтобы найти доверительные пределы \bar{x}_{\min} и \bar{x}_{\max} среднего значения \bar{x} извлечем корни из величин σ_{\min}^2 и σ_{\max}^2 , определяемых в выражении (В.2), и подставим их в (В.3) вместо σ :

$$\begin{cases} \bar{x}_{\min} = \sqrt{\sigma_{\min}^2} \sqrt{\frac{\pi}{2}}; \\ \bar{x}_{\max} = \sqrt{\sigma_{\max}^2} \sqrt{\frac{\pi}{2}}. \end{cases} \quad (\text{В.4})$$

Используя (В.4), запишем выражение для доверительного интервала \bar{x}_r :

$$\bar{x}_r = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \left(\sqrt{\sigma_{\max}^2} - \sqrt{\sigma_{\min}^2} \right) \quad (\text{В.5})$$

Подставим пределы σ_{\min}^2 и σ_{\max}^2 из (В.2) в (В.5) и получим

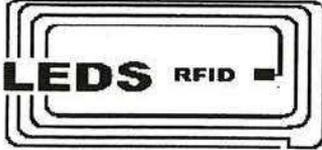
$$\bar{x}_r = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \left(\sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2 + z_{\alpha/2} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2n^{1,5}}} - \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - z_{\alpha/2} \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2n^{1,5}}} \right). \quad (\text{В.6})$$

Упростив (В.6), получим результирующее выражение для расчета доверительного интервала \bar{x}_r среднего значения \bar{x} рэлеевского распределения по значениям имеющейся выборки X размера n :

$$\bar{x}_r = \frac{1}{4} \sqrt{\frac{\pi}{n}} \sqrt{\sum_{i=1}^n X_i^2} \left(\sqrt{1 + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}} - \sqrt{1 - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}} \right). \quad (\text{В.7})$$

Следует отметить, что выражение (В.7) имеет смысл только для выборок достаточно большого размера: как минимум должно выполняться условие $n > z_{\alpha/2}^2$.

ПРИЛОЖЕНИЕ Г
АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ



LEDS Inc.

 80 Inverlochy Blvd. #208 Thornhill, ON, L3T 4P3, Canada,
 416-671-0672 phone, 905-762-0672 fax, leds.rfid@yahoo.ca

SUMMARY

On implementation of results of dissertation "Development of methods of spatial object localization based on radio frequency identification technology" of Dmitry A. Savochkin of Sevastopol National Technical University, Sevastopol, Ukraine

During the years 2013-2014, the engineering department of LEDS Inc. (Toronto, Canada) was conducting the testing of the combinational method of spatial object localization and the procedure of search for the optimal placement of antennas of an RFID system, proposed by Dmitry A. Savochkin according to the International Collaboration Agreement between Sevastopol National Technical University (Sevastopol, Ukraine) and LEDS Inc., dated July 25, 2010

The following was transferred to LEDS Inc. for implementation:

- 1) The combinational method of spatial object localization based on fusing of several point-based and zone-based algorithms that process measurements of different types obtained from RFID tags during the emission of interrogation signals with different power levels.
- 2) The procedure of search for the optimal placement of antennas of an RFID system that minimizes the average localization error when the combinational method, which consists of the algorithms of trilateration, fingerprinting, and intersections, is utilized.

The tests of the listed above were conducted according to the company's schedule to develop, test, and integrate radio frequency identification systems with spatial localization of objects at LEDS Inc. and 3DTAC Inc. laboratories. The results of the dissertation were also demonstrated in Orlando (USA) at the International IEEE RFID Conference held on April, 2014.

The company states the following:

1. The combinational method of spatial object localization and the procedure of search for the optimal placement of antennas of an RFID system, which were transferred for the implementation, make possible to increase the accuracy of localization of RFID tags.
2. The combinational method of spatial object localization is utilized as a base localization algorithm in RFID test benches at laboratories of LEDS Inc. and 3DTAC Inc. The method is also utilized in industrial RFID object localization systems.
3. The procedure of search for the optimal placement of antennas of an RFID system is utilized during the positioning of antennas of industrial RFID object localization systems.
4. The economic effect of implementation of the results of the dissertation of Dmitry A. Savochkin is estimated to be approximately \$3000 CAD.

This summary is written in two copies (both English and Russian).

President

Edward Levin, PhD
 LEDS Inc. Toronto
leds.rfid@yahoo.ca
 1- 416-671-0672

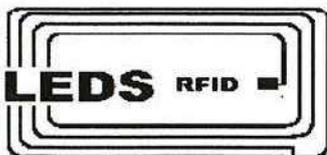
December 8, 2014



Копию заверяю

Ученый секретарь

В.М. Безрук



LEDS Inc.

 80 Inverlochy Blvd. #208 Thornhill, ON, L3T 4P3, Canada,
 416-671-0672 phone, 905-762-0672 fax, leds.rfid@yahoo.ca

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы
 «Развитие методов пространственной локализации объектов
 на базе технологии радиочастотной идентификации»,
 аспиранта Севастопольского национального технического университета
 Савочкина Дмитрия Александровича

В течение 2013-2014 гг. инженерный департамент компании LEDS Inc. (Торонто, Канада) проводил испытания комбинированного метода пространственной локализации объектов и методики поиска оптимального размещения антенн RFID-системы, предложенные аспирантом Савочкиным Д.А. в соответствии с Договором о международном сотрудничестве между Севастопольским национальным техническим университетом (Севастополь, Украина) и LEDS Inc. от 25 июля 2010 года.

В компанию LEDS Inc. передано для внедрения:

- 1) Комбинированный метод пространственной RFID-локализации объектов, позволяющий объединять несколько алгоритмов точечного и зонного типов, обрабатывающих измерительную информацию различных видов, получаемую при излучении запросных сигналов на нескольких уровнях мощности;
- 2) Методика поиска оптимального размещения антенн RFID-системы, обеспечивающая минимальную среднюю ошибку локализации при использовании комбинированного метода локализации, включающего в себя алгоритмы трилатерации, отпечатков и пересечений.

Испытания проводились в соответствии с планом работы LEDS Inc. по разработке, испытанию и внедрению систем радиочастотной идентификации с пространственной локализацией объектов в лабораториях компаний LEDS Inc. и 3DTAC Inc. Результаты диссертационной работы были также продемонстрированы в апреле 2014 года в Орlando (США) на Международной IEEE конференции по RFID.

Компания LEDS Inc. заявляет следующее:

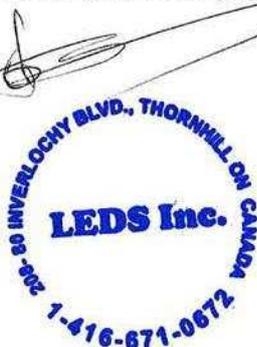
1. Переданные для внедрения комбинированный метод пространственной локализации объектов и методика поиска оптимального размещения антенн RFID-системы позволяют повысить точность пространственной локализации RFID-меток.
2. Комбинированный метод пространственной локализации объектов используется в качестве базового алгоритма локализации в испытательных стендах в лабораториях компаний LEDS Inc. и 3DTAC Inc., а также используется в промышленных RFID-системах локализации объектов.
3. Методика поиска оптимального размещения антенн RFID-системы используется при позиционировании антенн промышленных RFID-систем локализации объектов.
4. Экономический эффект от внедрения результатов работы Савочкина Д.А. по предварительной оценке составит ориентировочно \$3000 CAD.

Настоящий акт составлен в двух экземплярах (на русском и английском языках).

Президент

к.т.н. Э.А. Левин
 LEDS Inc. Торонто
leds.rfid@yahoo.ca
 1-416-671-0672

08 декабря 2014 г.



Копию заверяю

Ученый секретарь

В.М. Безрук

**ООО «ТЕЛЕКАРТ-ПРИБОР»****Конструкторское бюро «Радиосвязь»**

ОФ АППБ «Аваль» г. Одесса
р/с 260064321 МФО 328351
код ОКПО 13881657

Украина, 99053, г. Севастополь,
ул. Вакуленчука, 31-В
тел. (0692) 53-75-44, 53-76-19,
тел/факс (0692) 53-76-17

№ 1 от «01» декабря 2014г.

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы

Настоящим актом подтверждаю, что следующие результаты диссертационной работы «Развитие методов пространственной локализации объектов на базе технологии радиочастотной идентификации» Савочкина Дмитрия Александровича, выполненной на кафедре радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета, внедрены в Конструкторском бюро «Радиосвязь» ООО «Телекарт-Прибор»:

- 1) метод обработки измерительной информации различных видов, получаемой от источников радиоизлучения;
- 2) методика имитационного моделирования измерительной информации с учетом эллиптичности диаграммы направленности антенн.

Данные результаты внедрены при разработке УКВ радиостанций. Метод обработки измерительной информации и синтезированные на его основе алгоритмы используются при функционировании радиостанций, а методика имитационного моделирования измерительной информации используется при оценке технических характеристик радиостанций на стадии их проектирования и разработки.

Директор КБ «Радиосвязь»
ООО «Телекарт-Прибор»


С.В. Долгушев



Копию заверяю

Ученый секретарь

В.М. Безрук



УТВЕРЖДАЮ

Проректор по научной работе СевНТУ,
доктор технических наук, профессор

Фалалеев А.П.

«25» декабря 2014 г.

А К Т

**внедрения в научно-исследовательские работы
результатов диссертационной работы
Савочкина Дмитрия Александровича
«Развитие методов пространственной локализации объектов
на базе технологии радиочастотной идентификации»,
представленной на соискание ученой степени
кандидата технических наук**

Научные результаты, полученные при исследованиях по теме диссертации, использованы в следующих плановых научно-исследовательских работах, выполнявшихся на кафедре радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета:

1) Научно-исследовательская работа по договору о международном сотрудничестве от 25 декабря 2012 г. между Севастопольским национальным техническим университетом, г. Севастополь, Украина и компанией ERACTS Inc., г. Торонто, Канада. Тема работы: «Разработка методов и алгоритмов радиочастотной идентификации, обеспечивающих локализацию объектов в пространстве». Руководитель работы: д.т.н., заведующий кафедрой радиотехники и телекоммуникаций, профессор Гимпилевич Ю.Б. В работе использованы следующие результаты исследований, полученные лично Савочкиным Д.А.: разработана обобщенная модель трилатерационного метода пространственной локализации; разработан комбинированный метод локализации, позволяющий объединять точечные и зонные алгоритмы; проведены экспериментальные исследования алгоритмов локализации. Савочкин Д.А. являлся непосредственным исполнителем с долевым участием около 20%.

2) Госбюджетная научно-исследовательская работа «Исследование амплитудно-фазовых флуктуаций микроволновых электромагнитных полей в нижних слоях атмосферы и методов дистанционного зондирования» (шифр «Метеор», № государственной регистрации 0112U001247, руководитель д.т.н., заведующий кафедрой радиотехники и теле-

коммуникаций, профессор Гимпилевич Ю.Б.). В работе использованы следующие результаты исследований, полученные лично Савочкиным Д.А.: разработан и изготовлен блок квадратурного преобразования; сформирована методика верификации блока квадратурного преобразования; разработано программное обеспечение измерительного комплекса. Савочкин Д.А. являлся непосредственным исполнителем с долевым участием около 10%.

Ответственные исполнители:

канд. техн. наук, доцент,

доцент кафедры радиотехники и телекоммуникаций

Ю.П. Михайлюк

д-р техн. наук, доцент,

профессор кафедры радиотехники и телекоммуникаций

И.Б. Широков

Научный руководитель НИР,

д-р техн. наук, профессор,

заведующий кафедрой радиотехники и телекоммуникаций

Ю.Б. Гимпилевич

Копию заверяю

Ученый секретарь

В.М. Безрук



УТВЕРЖДАЮ

Директор по научной работе СевНТУ,
доктор технических наук, профессор

Фалалеев А.П.

декабрь 2014 г.

АКТ

**внедрения в учебный процесс результатов
диссертационной работы Савочкина Д.А.
«Развитие методов пространственной локализации объектов
на базе технологии радиочастотной идентификации»,
представленной на соискание ученой степени
кандидата технических наук**

Комиссия в составе председателя, заведующего кафедрой радиотехники и телекоммуникаций, д.т.н., профессора Гимпилевича Ю.Б. и членов комиссии, к.т.н., доцента Плоткина А.Д., к.т.н., доцента Лукьянчикова А.В. и старшего преподавателя Иськива В.М. подтверждает, что на кафедре радиотехники и телекоммуникаций Севастопольского национального технического университета используются в учебном процессе научные результаты, полученные в кандидатской диссертации Савочкина Д.А.:

1) Научные результаты, полученные при разработке комбинированного метода пространственной локализации объектов, включены в лекционный курс по дисциплине «Системы радиочастотной идентификации» (ведущий преподаватель — старший преподаватель кафедры радиотехники и телекоммуникаций Иськив В.М.).

2) Научные результаты, полученные в ходе разработки метода поиска оптимального размещения антенн системы радиочастотной идентификации, используются в лабораторном практикуме по дисциплине «Основы объектно-ориентированного программирования» (ведущий преподаватель — к.т.н., доцент кафедры радиотехники и телекоммуникаций Лукьянчиков А.В.).

Председатель комиссии

Члены комиссии

Копию заверяю

Ученый секретарь

В.М. Безрук

Ю.Б. Гимпилевич

А.Д. Плоткин

А.В. Лукьянчиков

В.М. Иськив