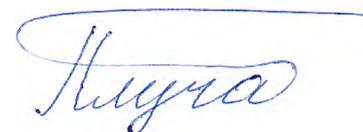


**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ И РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ**

На правах рукописи



**Плучевский Андрей Владимирович**

**МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ПЕШЕХОДОВ  
В ДОРОЖНОЙ СЦЕНЕ ПО МНОГОКОМПОНЕНТНОЙ ДОПЛЕРОВСКОЙ  
СПЕКТРОГРАММЕ ДЛЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СИСТЕМ  
БЕСПИЛОТНОГО АВТОТРАНСПОРТА**

**Специальность:**

05.12.14 – Радиолокация и радионавигация

**Диссертация**

**на соискание ученой степени кандидата технических наук**

Научный руководитель  
к.т.н. Гельцер А.А.

Томск  
2019

## Оглавление

Введение.....	5
1. Обзор методов распознавания объектов в радиолокационных системах .	11
1.1. Общая постановка проблемы.....	11
1.2. Существующие устройства обнаружения и распознавания, использующиеся в беспилотных транспортных средствах .....	13
1.2.1. Методы регистрации оптического изображения .....	14
1.2.2. Методы лазерного дистанционного зондирования .....	15
1.2.3. Методы ультразвуковой локации.....	16
1.2.4. Радиолокационные методы измерений.....	17
1.2.5. Сравнительный анализ методов .....	18
1.3. Радиолокационные методы распознавания в автотранспортных системах и условия их использования.....	19
1.3.1. Специфика автомобильных радиолокаторов .....	19
1.3.2. Основные способы получения радиолокационной информации.....	20
1.3.2.1. Импульсный метод оценки дальности.....	20
1.3.2.2. Частотный метод оценки дальности .....	21
1.3.2.3. Оценка угла прихода сигнала .....	28
1.3.3. Основные требования к разрабатываемым методам обработки сигналов	29
1.4. Обзор принципов распознавания цели с помощью радиолокатора .....	30
1.4.1. Общий подход к задаче распознавания .....	31
1.4.2. Принятие решений .....	32
1.4.2.1. Описание задачи принятия решений.....	32
1.4.2.2. Качество обнаружения сигналов.....	34
1.4.3. Обзор методов машинного обучения.....	35
1.4.3.1. Метод ближайшего среднего .....	35
1.4.3.2. Метод опорных векторов .....	36
1.4.3.3. Нейронные сети.....	38
1.4.4. Информационные параметры распознаваемого объекта, доступные для измерения в радиолокационных системах .....	42

1.4.4.1. Энергетические признаки .....	43
1.4.4.2. Признаки на основе размеров объекта .....	44
1.4.4.3. Признаки на основе эффекта Доплера .....	44
1.4.4.4. Поляризационные признаки объекта .....	45
1.4.5. Анализ существующих методов распознавания радиолокационных целей .....	46
1.5. Использование доплеровской spectroграммы для распознавания .....	49
1.5.1. Эффект микро-Доплера .....	51
1.5.2. Существующие модели исследуемых объектов .....	53
1.5.2.1. Модель сигнала микро-Доплера пешехода .....	54
1.5.2.2. Модель сигнала микро-Доплера автомобиля .....	56
1.5.3. Методы анализа spectroграммы сигнала микро-Доплера .....	58
1.5.3.1. Методы перехода в другое пространство .....	58
1.5.3.2. Методы перехода к другим переменным .....	58
1.5.4. Методы распознавания по сигналу микро-Доплера .....	59
1.6. Выводы по главе 1 .....	60
2. Алгоритм распознавания пешеходов по многокомпонентной доплеровской spectroграмме .....	62
2.1. Сравнительный анализ моделей объектов дорожной сцены .....	62
2.1.1. Анализ упрощенных spectroграмм .....	63
2.1.1.1. Упрощенная модель сигнала микро-Доплера пешехода .....	63
2.1.1.2. Упрощенная модель сигнала микро-Доплера автомобиля .....	65
2.2. Алгоритм выделения признака .....	67
2.3. Алгоритм принятия решений .....	69
2.4. Общая структура алгоритма .....	70
2.5. Аналитические характеристики алгоритма .....	71
2.6. Условия работоспособности алгоритма .....	73
2.7. Схема применения алгоритма в целостном радиолокационном комплексе .....	76
2.8. Выводы по главе 2 .....	76

3.	Практическая реализация и экспериментальное исследование .....	78
3.1.	Предварительная обработка экспериментальных данных.....	78
3.2.	Описание экспериментальной установки.....	79
3.3.	Описание методики проведения эксперимента .....	81
3.4.	Результаты эксперимента.....	83
3.5.	Выводы по главе 3 .....	83
	Заключение .....	85
	Список использованных источников .....	87
	ПРИЛОЖЕНИЕ А .....	98
	ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	99
	ПРИЛОЖЕНИЕ В .....	100
	ПРИЛОЖЕНИЕ Г .....	101

## Введение

**Актуальность научной работы.** В последние годы в автомобилестроении наметилась устойчивая тенденция в применении бортовых малогабаритных радиолокаторов для создания систем беспилотного транспорта. Как правило, использование радаров ориентировано на решения задач определения расстояния до мобильных и стационарных объектов, их углового положения и скорости. Но всё чаще радиолокаторы применяются для систем построения радиолокационной карты окружающего пространства в качестве составляющего элемента комплекса датчиков, обеспечивающих получение многоплановой информации о дорожной сцене. Таким образом радиолокаторы начинают входить в состав комплексной системы компьютерного зрения.

Одним из важнейших элементов беспилотного автомобиля является система предотвращения столкновений, которая функционирует на основе информации о дорожной сцене, поступающей от системы компьютерного зрения. Среди прочих участников дорожного движения, пешеходы являются объектами повышенной опасности и угрозы непредвиденного столкновения. Поэтому задаче распознавания пешеходов уделяется особое внимание.

В настоящее время задача распознавания пешеходов чаще всего решается с помощью оптических камер, главным недостатком которых является существенное ухудшение качества обнаружения и распознавания объектов в темное время суток и в сложных погодных условиях, что приводит к авариям.

Поскольку радиолокаторы не подвержены влиянию недостаточного и избыточного освещения то, к радиолокаторам входящим в состав систем компьютерного зрения беспилотных транспортных средств, предъявляются требования к обеспечению распознавания объектов дорожной сцены, в том числе пешеходов.

В современных автомобильных радиолокационных системах задача распознавания объектов дорожной сцены осуществляется по эффективной площади рассеяния цели, ее размерам и мгновенному доплеровскому спектру. Но

в таких подходах затруднительно отличать пешеходов от объектов с небольшими размерами и медленно движущихся автомобилей. Эта сложность устраняется за счет использования измерений доплеровской спектрограммы с высокой разрешающей способностью по скорости. Наличие частотных составляющих в доплеровском спектре, соответствующих периодическим возвратно-поступательным движениям рук и ног называют эффектом микро-Доплера. Микродоплеровская спектрограмма пешехода (изменение спектра во времени), является уникальной характеристикой, позволяющей отличить его от автомобиля. В данной области среди зарубежных авторов стоит отметить работы V. Chen, B. Erol, S. Z. Gurbuz. Среди отечественных исследователей стоит отметить работы А.Л. Горелика, Е. О. Евдокимовой, А.В. Кучерявенко.

В большинстве работ, связанных с распознаванием пешехода по сигналу микро-Доплера, используют алгоритмы машинного обучения и нейронные сети. Эти алгоритмы требуют больших вычислительных мощностей и непрозрачны для анализа способа принятия решений.

Поэтому данная диссертация посвящена методу автоматического распознавания пешеходов в дорожной сцене, где обработка доплеровской спектрограммы, как двумерного радиолокационного изображения, сводится к одномерному пороговому решению по критерию Неймана-Пирсона, характеристики которого хорошо изучены.

**Цель диссертационной работы.** Целью работы является разработка метода распознавания пешехода на фоне объектов дорожной сцены на основе быстрого преобразования Фурье многокомпонентной доплеровской спектрограммы отраженного сигнала, для улучшения характеристик и расширения возможностей современных радиолокационных систем беспилотного автотранспорта.

**Задачи.** Для достижения поставленной цели, в работе необходимо решить следующие задачи:

1. Рассмотреть существующие методы распознавания целей, использующиеся в радиолокационных системах.

2. Провести сравнительный анализ моделей объектов и выбрать общий информационный признак, характеризующий объекты, на основании которого в последствии осуществить распознавание.

3. Предложить алгоритм выделения информационного признака из радиолокационных данных и принятия решения о соответствии объекта одному из заданных классов.

4. Провести натурный эксперимент, подтверждающий работоспособность и улучшение характеристик распознавания разрабатываемого метода.

**Методы исследования.** В работе применялись следующие методы исследования: методы математического и логического анализа, в том числе методы многомерного анализа данных, методы математического моделирования, методы статистической радиотехники, методы цифровой обработки сигналов и натурный эксперимент.

**Научная новизна.** В диссертационной работе получен ряд новых результатов, основные из которых сводятся к следующему:

1. Разработанные модели упрощенных доплеровских спектрограмм, определяющие характерные признаки доплеровских спектрограмм пешехода и автомобиля, отличаются тем, что однозначно сопоставляют вид спектрограммы пешехода и движущегося автомобиля при одновременном наблюдении в дорожной сцене и указывают информационный признак позволяющий их различить.

2. Разработанный метод распознавания пешехода в дорожной сцене на фоне автомобилей по доплеровской спектрограмме отличается тем, что спектрограмма как двухмерное радиолокационное изображение, приводится к усредненному спектру, представленному одномерным вектором, что упрощает процедуру принятия решения при распознавании.

3. Разработанный метод отличается тем, что для распознавания предложено использовать сигнал в виде огибающей, изменяющейся во времени амплитуды, каждой частотной компоненты доплеровского спектра, с последующим применением известных методов теории обнаружения сигналов

**Теоретическая значимость полученных результатов.** Теоретическая значимость диссертационной работы обусловлена следующим:

1. Разработаны упрощенные модели доплеровских спектрограмм пешехода и автомобиля, определяющие информационный признак, необходимый для распознавания.
2. Предложен метод обработки доплеровской спектрограммы для выделения информационного признака пешехода.
3. Разработан метод распознавания пешеходов по доплеровской спектрограмме на фоне движущихся автомобилей в дорожной сцене, на основе методики обнаружения сигналов.

**Практическая значимость полученных результатов.** Практическая значимость результатов диссертации заключается в следующем:

1. Разработанный метод может быть использован как для проектирования новых радиолокационных систем беспилотного автотранспорта, так и для улучшения характеристик существующих радиолокационных методов распознавания пешеходов в дорожной сцене.
2. Предлагаемый в диссертации алгоритм цифровой обработки сигналов может быть использован в системах компьютерного зрения для анализа данных, поступающих с бортовых радиолокаторов, являющихся частью таких систем.
3. Результаты диссертационной работы использованы при создании радиолокационного комплекса для беспилотных транспортных средств в АО «Когнитив» и для разработки курса повышения квалификации «Принципы построения радиолокационных датчиков для систем активной безопасности и навигации беспилотных транспортных средств» в центре НТИ «Сенсорика».

**Достоверность.** Достоверность полученных результатов подтверждается проведенными экспериментальными исследованиями и согласованностью результатов диссертации с результатами, полученными другими авторами исследований в данном направлении.

**Научные положения, выносимые на защиту:**

1. Среднее значение частоты изменения во времени составляющих доплеровского спектра, принимаемого радиолокационного сигнала, является информационным признаком, необходимым для распознавания пешехода в дорожной сцене, содержащей автомобили и другие объекты дорожного движения.

2. Распознавание пешехода в дорожной сцене, содержащей автомобили и другие объекты дорожного движения, производится путем порогового обнаружения сигнала, в качестве которого используется усредненная огибающая изменений во времени амплитуд каждой компоненты доплеровского спектра, принимаемого радиолокационного сигнала.

3. При построении порогового обнаружителя сигнала на основе критерия Неймана-Пирсона, разработанный метод обеспечивает вероятность правильного распознавания пешехода в дорожной сцене, содержащей автомобили и другие объекты дорожной сцены, не хуже 0,9 при вероятности ложной тревоги  $10^{-5}$  при следующих условиях: отношение сигнал/шум больше 20 дБ, разрешающая способность по скорости выше минимальной установленной скорости пешехода в 4 раза, пеленг на цель не более  $\pm 60^\circ$  относительно нормали к антенне радиолокатора.

**Публикации.** В рамках диссертационного исследования опубликовано 6 работ, из них 2 статьи в журналах рецензируемых ВАК, 2 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ2 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, 2 публикации в иных сборниках и журналах.

**Личный вклад автора.** Основные результаты диссертации получены лично автором. Автор самостоятельно провел обзор литературы, разработал блок-схему алгоритма распознавания, провел экспериментальное исследование. Математическое и программное обеспечение, необходимое для функционирования радиолокатора, сбора данных с радиолокатора и обработки сигналов разработаны автором.

Вопросы цифровой обработки сигналов обсуждались с Г.О. Манохиным, вопросы статистической теории радиотехнических систем обсуждались с Е.П. Великановой. Экспериментальное исследование многокомпонентной доплеровской спектрограммы автомобиля проводилось совместно с А.А. Костаревым.

**Структура и объем работы.** Диссертация изложена на 101 страницах, состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка из 98 наименований. Работа содержит 58 рисунков, 2 таблицы и 4 приложения.

## 1. Обзор методов распознавания объектов в радиолокационных системах

### 1.1. Общая постановка проблемы

Система беспилотного управления транспортным средством выполняет множество функций в различных ситуациях. Одной из них является предотвращение столкновения транспортного средства [1] с участниками движения и объектами дорожной сцены. Далее будут рассмотрены типичные дорожные ситуации (от простой к сложной), демонстрирующие сложность реализации этой функции.

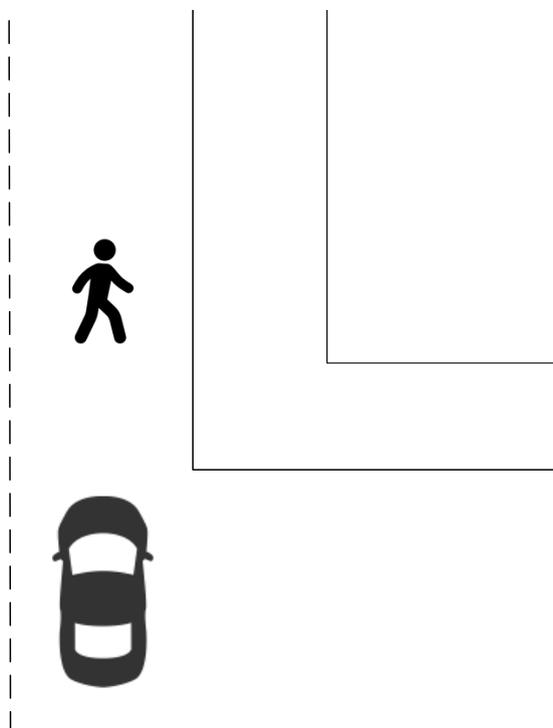


Рисунок 1.1 – Простая ситуация, в котором объект явно находится на пути движения автомобиля

На рисунке 1.1 изображена простая дорожная сцена с точки зрения принятия решений о дальнейшем движении автомобиля. На пути движения находится неподвижный объект, который заблаговременно может быть обнаружен. Вне зависимости от того, чем является препятствие: человеком, другим автомобилем или бетонным блоком, беспилотный автомобиль обязан остановиться перед объектом или совершить маневр для объезда.

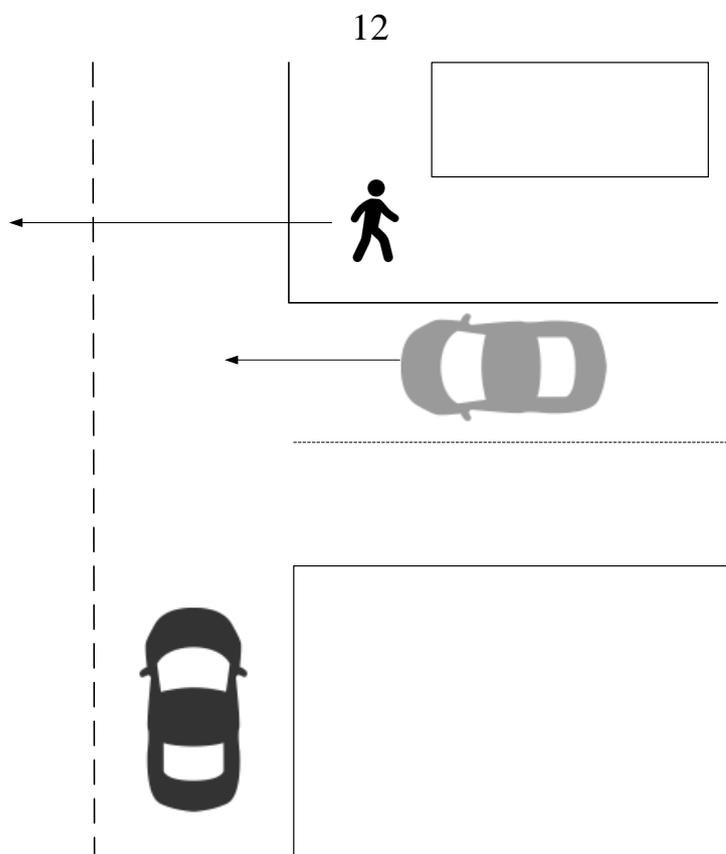


Рисунок 1.2 – Усложненная ситуация, в которой объекты не находятся на пути движения автомобиля в явном виде

На рисунке 1.2 изображена более сложная дорожная сцена. В данной сцене два объекта не находятся непосредственно в полосе движения беспилотного автомобиля, но через некоторое время войдут в эту полосу. Ситуация усложнена тем, что недостаточно просто обнаружить объекты, необходимо отследить и предсказать траекторию их движения, для предотвращения возможных столкновений.

Одна из наиболее опасных и мало предсказуемых ситуаций с участием пешехода в дорожной сцене представлена на рисунке 1.3. Пешеходу необходимо обойти непредвиденное препятствие (напр. лужа, ремонтные работы, собака и т.д.) на тротуаре с выходом на проезжую часть. Беспилотное транспортное средство должно распознать в движущейся цели пешехода и учесть возможность его неожиданных и непоследовательных действий для предотвращения столкновения. Ситуация может существенно усложняться погодными условиями: туман, дождь, снег, а также условиями недостаточного или избыточного освещения.

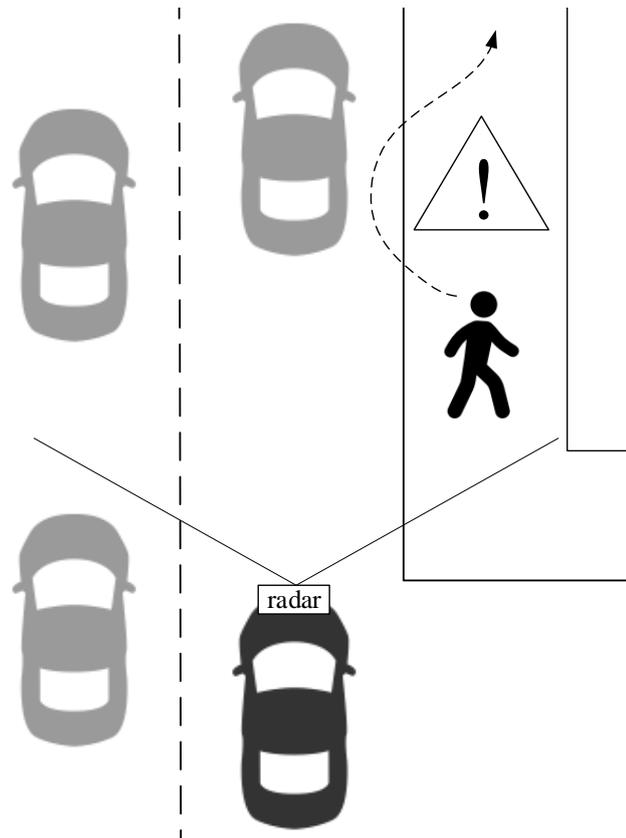


Рисунок 1.3 – Сложная ситуация, в которой пешеход непредсказуемо выходит на проезжую часть

Европейский комитет оценки безопасностей автомобилей (EURO NCAP) [50] рассматривает 4 основных класса объектов дорожной сцены: пешеход, автомобиль, велосипедист, мотоциклист. В данной работе внимание сфокусировано на распознавании пешехода при наблюдении за дорожной сценой, включающей как пешеходов, так и автомобили. Для упрощения задачи велосипедист и мотоциклист на данном этапе не рассматривались. Тем не менее, метод предполагает дальнейшее развитие для последующей реализации в комплексной системе распознавания.

## **1.2. Существующие устройства обнаружения и распознавания, используемые в беспилотных транспортных средствах**

На данный момент в индустрии автотранспорта наибольшее распространение получили 4 вида различных методов для анализа и распознавания дорожной сцены:

оптические методы регистрации изображения, оптические методы измерения дальности, радиолокационные методы, ультразвуковые методы [5].

### 1.2.1. Методы регистрации оптического изображения

Существуют аналоговые и цифровые методы регистрации оптического изображения. Основным элементом цифровых методов является цифровая светочувствительная матрица, состоящая из пикселей, сделанных на основе фотодиодов. Каждый пиксель преобразует падающий на него свет в электрический сигнал, который в последствии оцифровывается аналого-цифровым преобразователем (АЦП). Основными характеристиками таких матриц являются: светочувствительность, физический размер пикселя, разрешение. Чаще всего данные методы реализуются с помощью фото и видео камер.



Рисунок 1.4 – Сравнительные характеристики использования методов регистрации оптического изображения в индустрии автотранспорта

На рисунке 1.4 на лепестковой диаграмме приводятся сравнительные характеристики использования оптических методов регистрации в индустрии автотранспорта [5]. Характеристики оценены качественно в диапазоне от 1 до 5. Единица означает, что характеристика не достигает требуемого значения и не

может эффективно использоваться, а 5 означает, что характеристика имеет достаточный уровень для использования. Устройства, реализующие оптические методы, обладают высокой разрешающей способностью, малыми габаритами, низкой стоимостью и позволяют анализировать цвет объекта. Однако, их качество работы существенно ухудшается в условиях недостаточной и избыточной освещенности, при плохих погодных условиях, таких как снег, туман, смог, дождь. А также определение дистанции до объекта и его скорости с помощью фото и видео камер затруднено.

### **1.2.2. Методы лазерного дистанционного зондирования**

Принцип работы таких методов заключается в измерении времени, которое необходимо на распространения лазерного луча от излучателя до отражателя и обратно до приемника. Устройство реализующее обнаружение и измерение расстояния до объектов посредством лазерного излучения называется ЛИДАР (LIDAR, light detection and ranging)

На рисунке 1.5 на лепестковой диаграмме приводятся сравнительные характеристики использования методов лазерного дистанционного зондирования в индустрии автотранспорта [5]. Характеристики оценены качественно в диапазоне от 1 до 5. Единица означает, что характеристика не достигает требуемого значения и не может эффективно использоваться, а 5 означает, что характеристика имеет достаточный уровень для использования. Видно, что эти методы обладают хорошим разрешением, способны работать при низком освещении и позволяют измерить скорость объекта. При этом стоимость устройств крайне высока (75000\$ за одно устройство [51]) при обеспечении, требуемой в автомобильной промышленности, дальности, разрешения и возможности проводить трехмерное сканирование. На данный момент сканирование осуществляется механическим образом, что влечет за собой быстрый износ оборудования. Также, ввиду использования оптического диапазона, при осадках дальность действия существенно падает.



Рисунок 1.5 – Сравнительные характеристики использования методов оптического дистанционного зондирования в индустрии автотранспорта

### 1.2.3. Методы ультразвуковой локации

Принцип действия методов ультразвуковой локации основан на излучении и последующем приеме отраженной от объектов волны акустического диапазона. Типовой ультразвуковой датчик измерения расстояния состоит из передатчика и приемника. В автомобильной промышленности чаще всего используется частотный диапазон 20-70 кГц акустических волн [52].

На рисунке 1.6 приводятся сравнительные характеристики использования методов ультразвуковой локации в индустрии автотранспорта [5]. Характеристики оценены качественно от 1 до 5. При этом единица означает, что характеристика не достигает требуемого значения и не может эффективно использоваться, а 5 означает, что характеристика имеет достаточный уровень для использования. Применение ультразвуковых методов имеет низкую стоимость и позволяет устанавливать на транспортные средства множество датчиков этого типа. Также освещение и погодные условия не оказывают существенного воздействия на характеристики устройств. Но в силу специфики диапазона используемых волн эти

методы имеют низкую дальность действия и не позволяют получить высокое разрешение.



Рисунок 1.6 – Сравнительные характеристики использования методов ультразвуковой локации в индустрии автотранспорта

#### 1.2.4. Радиолокационные методы измерений

В основе радиолокационных методов лежит электромагнитное излучение. Излученный радиолокатором сигнал, отражается от объектов (целей), часть отраженного сигнала возвращается в приемник. По отраженному сигналу определяют расстояние до целей, их угловые координаты и радиальную скорость.

На рисунке 1.7 приводятся сравнительные характеристики радиолокационных методов индустрии автотранспорта [5]. Характеристики оценены качественно в диапазоне от 1 до 5. Где 1 означает, что характеристика не достигает требуемого значения и не может эффективно использоваться, а 5 означает, что характеристика имеет достаточный уровень для использования. Специфика диапазона волн позволяет работать при плохих погодных условиях даже в снег, дождь, град или туман. Недостаточное или избыточное освещение не приводит к ухудшению характеристик. Радиолокационные методы подходят для того, чтобы определять скорость объекта и дистанцию до него. Кроме того,

автомобильные радиолокаторы имеют сравнительно невысокую стоимость и малые габариты.



Рисунок 1.7 – Сравнительные характеристики использования радиолокационных методов в индустрии автотранспорта

### 1.2.5. Сравнительный анализ методов

Радиолокационные методы измерений имеют существенное преимущество перед методами регистрации оптических изображений в условиях недостаточной освещенности (темное время суток), а также в условиях недостаточной видимости (туман, смог). Но разрешающая способность радиолокаторов ниже, и отсутствует способность к цветопередаче.

Радиолокационные методы измерений имеют преимущество перед методами оптического дистанционного зондирования в плохих погодных условиях: снег, дождь, град, туман. Дальность оптических методов существенно снижается при таких условиях. Также, на текущий момент, стоимость оптических дальномеров 3х-мерного сканирования пространства на несколько порядков выше [5, 51] стоимости радиолокационных систем с такой же возможностью.

Кроме того, радиолокационные методы не позволяют идентифицировать личность человека по лицу, обеспечивая приватность личного пространства.

Таким образом, актуальность использования радара главным образом обуславливается возможностью его применения в сложных погодных условиях и условиях недостаточной видимости.

### **1.3. Радиолокационные методы распознавания в автотранспортных системах и условия их использования**

#### **1.3.1. Специфика автомобильных радиолокаторов**

Автомобильная промышленность накладывает определенные ограничения на использование радиолокационных систем.

Вес радиолокационной системы не должен приводить к деформации корпуса транспортного средства и мест крепления. Также весовые ограничения связаны с увеличением инертности автомобиля, что влияет на скоростные показатели автомобиля и в ряде случаев оказывается неприемлемым.

Габариты. Габариты радиолокационной системы и ее элементов не должны выступать за габариты транспортного средства, не должны нарушать обзор для других устройств, не должны нарушать аэродинамических свойств автомобиля. Для гражданского и коммерческого применения требование к размеру радиолокатора дополнительно основывается на необходимости предать транспортному средству достойный товарный вид.

Энергопотребление. Электрогенератор автомобиля имеет ограниченную мощность, а батареи электромобилей имеют ограниченный заряд. Так как транспорт имеет ряд более приоритетных систем, потребляющих энергию, то применение бортовой радиолокационной системы не должно приводить к дефициту электроэнергии.

Частотный диапазон. В ряде стран законодательно запрещены к использованию отдельные частотные диапазоны.

Излучаемая мощность. Максимальная излучаемая радиолокационными системами мощность законодательно ограничивается.

Условия эксплуатации требуют от радиолокационной системы водостойкость, стойкость к загрязнению и к температурным условиям. Грязь, попадающая на транспортное средство, может затвердевать, высыхать, а капли воды часто могут заледенеть под действием ветра и пониженной температуры.

Стоимость. Важным фактором, влияющим на актуальность и востребованность радиолокационных систем, устанавливаемых на транспортные средства, является их стоимость. Это обусловлено тем, что в коммерческой сфере решение о комплектации транспортного средства некоторым устройством напрямую зависит от стоимости, которую готов заплатить за него конечный потребитель.

### **1.3.2. Основные способы получения радиолокационной информации**

В этом параграфе будут рассмотрены некоторые методы измерения основных параметров[1] радиолокационных целей: дальности, скорости и углового положения.

#### **1.3.2.1. Импульсный метод оценки дальности**

Радиолокатор излучает зондирующие радиоимпульсы, сфокусированные антенной в определенном направлении. Если на пути распространения радиоимпульса находится объект, то падающая на объект волна рассеивается в разные стороны, тем самым объект становится источником вторичного излучения. Часть отраженной энергии сигнала возвращается обратно на радиолокатор и фиксируется приемником. По временной задержке  $\tau$  между излученным и принятым радиолокационными сигналами определяют дальность  $R$  [53,54]

$$R = \frac{c\tau}{2}, \quad (1.1)$$

где  $c$  – скорость света,  $\tau$  – время распространения сигнала до цели и обратно.

### Минимальная и максимальная оцениваемая дальность.

Минимальная дальность  $R_{\min}$  определяется временем восстановления антенного переключателя между приемником и передатчиком  $t_{\text{восст}}$ , а также длительностью излучаемого радиоимпульса  $\tau_u$ :

$$R_{\min} = \frac{c(\tau_u + t_{\text{восст}})}{2}. \quad (1.2)$$

Максимальная дальность  $R_{\max}$  определяется периодом следования зондирующих импульсов  $T_n$ :

$$R_{\max} = \frac{cT_n}{2}. \quad (1.3)$$

Помимо этого, основное уравнение радиолокации устанавливает связь дальности действия радиолокатора  $R_{\max}$  с его параметрами и ЭПР цели.

$$R_{\max} = \sqrt[4]{\frac{P_u G_u G_n \lambda_u^2 \sigma_c}{(4\pi)^3 P_{c.\min}}}, \quad (1.4)$$

где  $P_u$  – мощность излучаемого сигнала,  $G_u$  – коэффициент усиления передающей антенны,  $G_n$  – коэффициент усиления приемной антенны,  $\lambda_u$  – длина излучаемой волны,  $\sigma_c$  – ЭПР цели,  $P_{c.\min}$  – пороговая мощность приемника.

#### 1.3.2.2. Частотный метод оценки дальности

Радиолокатор излучает непрерывной сигнал с частотной модуляцией. В тоже самое время на радиолокаторе включен приемник. Если на пути распространения сигнала находится объект, то часть энергии сигнала отражается в направлении радиолокатора. Пока зондирующий сигнал распространяется от радиолокатора до объекта и обратно за время  $\tau$ , частота передатчика изменится. Подав сигнал с генератора и приемника на смеситель, измеряется частота биений  $f_b$ , которая пропорциональна дальности до объекта  $R$ . Соответствующая схема приведена на рисунке 1.8 [55]. На рисунке 1.8 изображены: генератор ЛЧМ сигнала, делитель мощности, малошумящий усилитель, смеситель и аналого-цифровой преобразователь.

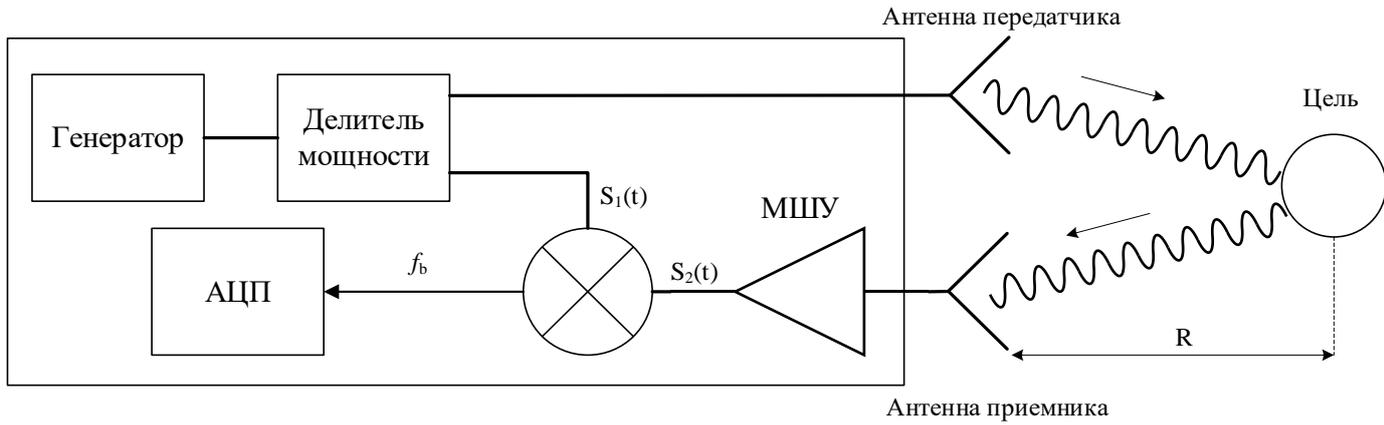


Рисунок 1.8 – Схематичное изображение основных элементов радиолокатора с частотным методом оценки дальности

График изменения частоты излучаемого сигнала и частоты принимаемого сигнала приведен на рисунке 1.9.

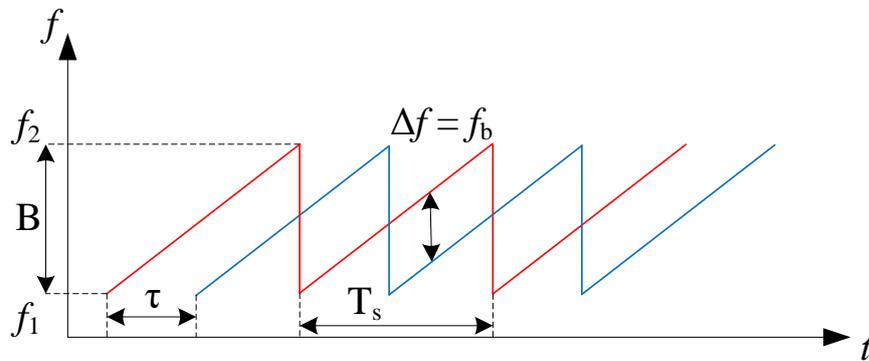


Рисунок 1.9 – Изменение частоты сигнала с пилообразной модуляцией  
Время распространения сигнала до цели и обратно такое же, как и в (1.1)

$$\tau = \frac{2R}{c}. \quad (1.5)$$

Далее выразим частоту биений  $f_b$ :

$$f_b = \frac{B}{T_s} \tau, \quad (1.6)$$

где  $B$  – полоса сигнала,  $T_s$  – длительность сигнала,  $\tau$  время распространения сигнала до цели и обратно.

$$R = \frac{cT_s}{2B} f_b. \quad (1.7)$$

Такой тип частотной модуляции, когда частота сигнала линейно изменяется от  $f_1$  до  $f_2$ , а затем быстро возвращается на частоту  $f_1$  называется пилообразным

линейным изменением частоты. Если цель движется, то к сигналу биения добавляется Доплеровское смещение частоты, что приводит к изменению оценки дальности до объекта. При таком подходе можно измерить дальность до объекта, но не его скорость. Ниже будут описаны два подхода для измерения скорости цели: по сигналу с треугольной формой изменения частоты и по пачке коротких ЛЧМ сигналов.

### Сигнал с треугольной формой изменения частоты.

При линейной частотной модуляции сигнала по треугольному закону, частота изменяется от  $f_1$  до  $f_2$ , а затем также линейно в обратную сторону до  $f_1$ , как это изображено на рисунке 1.10.

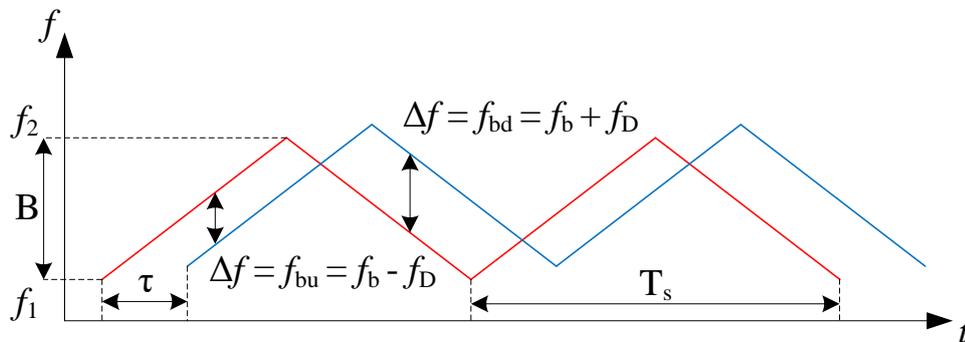


Рисунок 1.10 – Излучаемый и принимаемый сигнал радиолокатора с треугольной формой изменения частоты

Если объект движется в направлении радиолокатора, при использовании такого типа модуляции, на участке увеличения несущей частоты, доплеровское смещение  $f_D$  будет вычитаться из частоты биения  $f_b$  (1.8), а на участке уменьшения несущей частоты доплеровское смещение будет складываться с сигналом биения (1.9). Это позволяет оценить доплеровское смещение частоты, которое пропорционально радиальной скорости движения объекта относительно радиолокатора.

$$f_{bu} = f_b - f_D, \quad (1.8)$$

где  $f_{bu}$  – частота биений на восходящем (up) участке изменения частоты,  $f_b$  – частота биений,  $f_D$  – Доплеровский сдвиг частоты.

$$f_{bd} = f_b + f_D, \quad (1.9)$$

где  $f_{bd}$  – частота биений на нисходящем (down) участке изменения частоты,  $f_b$  – частота биений,  $f_D$  – Доплеровский сдвиг частоты.

Соответственно можно выразить дальность до цели

$$R = \frac{cT_s}{4B}(f_{bd} + f_{bu}). \quad (1.10)$$

А радиальная составляющая скорости цели определяется выражением

$$v_r = \frac{\lambda_0}{4}(f_{bd} - f_{bu}), \quad (1.11)$$

где  $\lambda_0$  – длина волны сигнала.

### **Определение дальности и скорости объекта по последовательности ЛЧМ импульсов.**

В современных моделях радиолокаторов Texas Instruments (TI) [56], Infineon [57], STMicroelectronics (ST) [58], чаще всего используется комбинированный тип сигнала: ЛЧМ сигнал с импульсной модуляцией, где обработка происходит по кадру, состоящему из последовательности коротких ЛЧМ сигналов. Такой метод в зарубежной литературе называют Fast-Ramp FMCW [1,14,59].

Дальность до объекта оценивается по сигналу биений также, как и в частотном методе, описанном выше.

Изменение расстояния от цели до радиолокатора приводит к пропорциональному изменению фазы принимаемых сигналов, измерить радиальную скорость можно по пачке когерентных радиоимпульсов на интервале обработки. Интервал обработки также называется длительностью кадра  $T_F$ . Скорость изменения фазы для одной и той же временной точки сигнала биений вдоль всей пачки импульсов будет пропорциональна частоте Доплера. Частотой дискретизации доплеровского смещения является частота следования импульсов в кадре, это определяет максимальную однозначную измеряемую скорость объекта. Длительность кадра влияет на разрешающую способность по частоте Доплера.

На рисунке 1.11 схематично изображен процесс получения данных по непрерывному ЛЧМ сигналу с импульсной модуляцией.

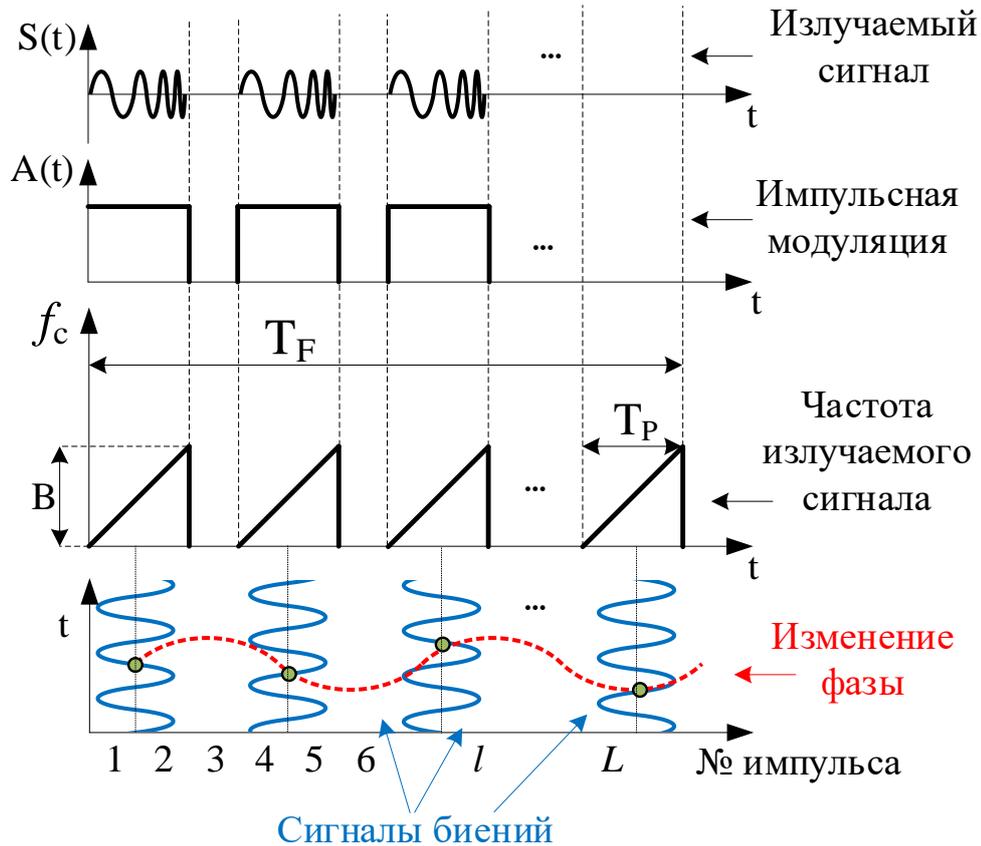


Рисунок 1.11 – Принцип измерений в методе fast-ramp

На рисунке 1.12 представлена схема, показывающая основные элементы радиолокатора, реализующего метод измерений fast-ramp-FMCW. На схеме изображены: генератор синхронизирующих импульсов (ГСИ), модулятор (Мод.), генератор пилообразного напряжения (ГПН), генератор управляемый напряжением (ГУН), усилитель мощности (УМ), усилитель промежуточной частоты (УПЧ). I и Q обозначают синфазный и квадратурный (соответственно) сигнал генератора, подаваемый на смеситель. Квадратурный сигнал отличается по фазе на 90 градусов относительно синфазного. В тракте приемника приветствуют фильтры высоких частот (ФВЧ) и фильтры низки частот (ФНЧ). АЦП оцифровывает сигнал биений и записывает в буфер данных для последующей обработки. Излучаемые радиоимпульсы когерентны между собой, за счет этого возможно измерять разницу фаз между сигналами биений, которая возникает в случае движения цели, тем самым измеряя ее скорость. Кроме этого появляется возможность измерять доплеровский спектр цели, для анализа скорости составных частей этой цели.

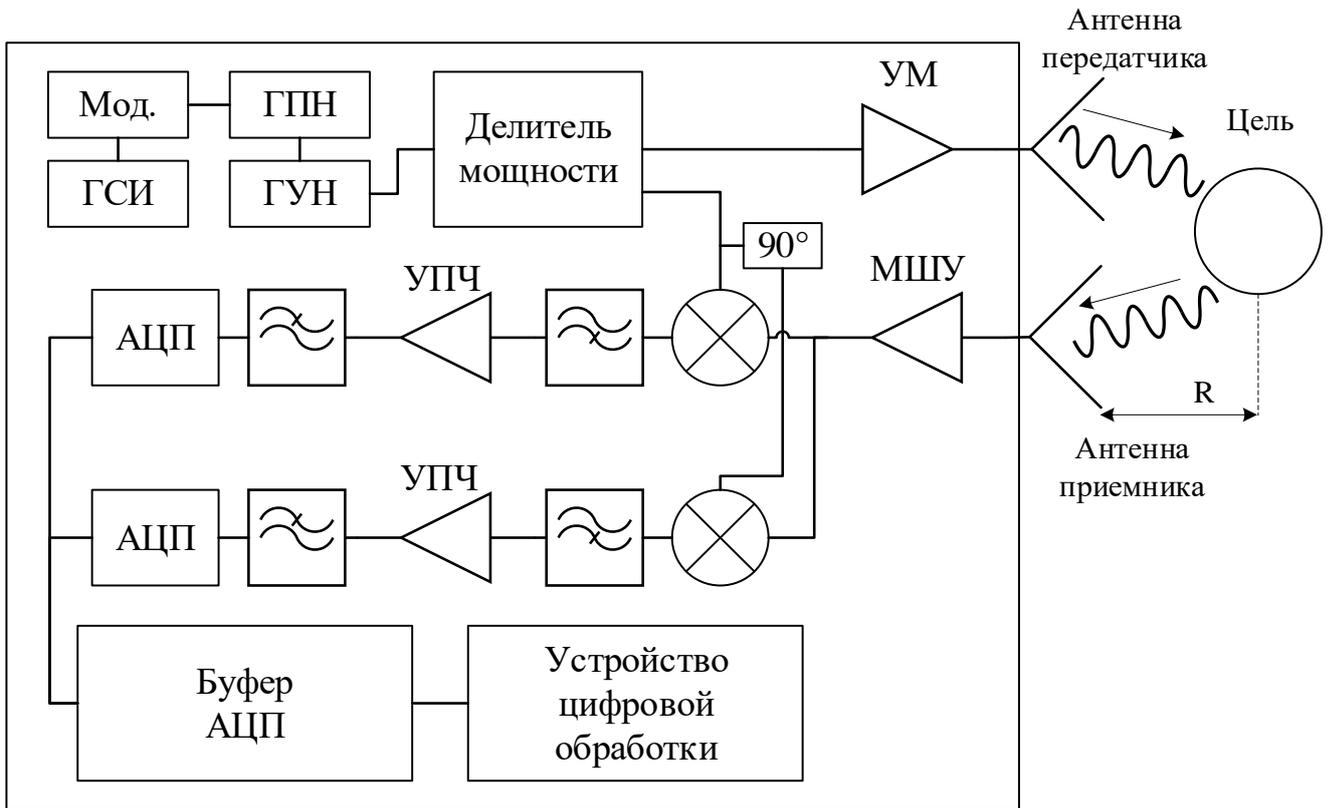


Рисунок 1.12 – Схема радиолокатора для измерений по методу fast-ramp  
Разрешающая способность по скорости определяется выражением

$$\delta v = \frac{c}{T_F 2f_c}, \quad (1.12)$$

где,  $T_F$  – длительность кадра,  $f_c$  – несущая частота.

Математически этот метод можно описать следующим образом. Пусть  $s_1(t)$  – сигнал, поступающий на передающую антенну, а  $s_2(t)$  – принятый сигнал, отраженный от цели и задержанный на  $\tau$ .

$$s_1(t) = a(t)e\left(j2\pi f_c t + j\pi \frac{B}{T} t^2\right), \quad (1.13)$$

$$s_2(t) = a(t)e\left(j2\pi f_c (t - \tau) + j\pi \frac{B}{T} (t - \tau)^2\right), \quad (1.14)$$

где  $\tau$  – время распространения сигнала до цели и обратно.

Сигнал биений, получаемый после смесителя, записывается:

$$y(t) = s_1(t)\hat{s}_2(t) = a(t)e\left(j2\pi f_c \tau + j2\pi f_b t - j\pi \frac{B}{T} \tau^2\right). \quad (1.15)$$

Задержка сигнала  $\tau$  в общем случае зависит от времени, что учитывает эффект Доплера

$$\tau(t) = \frac{2R(t)}{c}. \quad (1.16)$$

Выражение (14) можно упростить [60], заменив  $a(t)$  на  $a_0(t)$ , для того, чтобы вынести из  $y(t)$  постоянные величины

$$a_0(t) = a(t)e(j2\pi f_c \tau - j\pi \frac{B}{T} \tau^2). \quad (1.17)$$

Также сигнал биений (1.15) можно записать в виде функции от двух переменных,  $t$  и  $l$ , где  $l$  обозначает номер импульса в кадре, а  $t$  будет обозначать быстрое время – время оцифровки сигнала биений. В результате получим:

$$y(t, l) = a_0(t)e(j2\pi f_b t)e(j2\pi f_D l T_F), \quad (1.18)$$

где  $f_b$  – частота сигнала биений,  $f_D$  – частота Доплера,  $l$  – номер импульса.

Оцифрованные сигналы биений  $y(t, l)$ , получаемые по каждому излучаемому ЛЧМ импульсу, представляют в виде матрицы данных. Устройство цифровой обработки сигналов, указанное на 1.12 выполняет быстрое преобразование Фурье.

Преобразование Фурье от  $y(t, l)$  по переменной  $t$  означает вычисление спектра сигнала биений, полученного по  $l$ -тому импульсу. Спектр сигнала биений вычисляется для каждого  $l$ -того излученного ЛЧМ импульса и записывается в общую матрицу данных, как показано на рисунке 1.13. Спектр сигнала биений, где частота пересчитана в дальность, называют спектром дальности. Он показывает мощность сигнала, отраженного от цели, находящейся на определенном расстоянии.

Последующее преобразование Фурье по переменной  $l$  покажет изменение фазы сигналов биений, вызванное изменением дальности, которое пересчитывается в доплеровскую частоту целей, как это показано на рисунке 1.13. Доплеровская частота в последствии пересчитывается в скорость  $v = (f_D c) / (2f_c)$ .

Основным принципом при измерении скорости в этом подходе является то, что фаза сигнала биений изменяется линейно от импульса к импульсу при наличии доплеровского сдвига частоты (1.18).

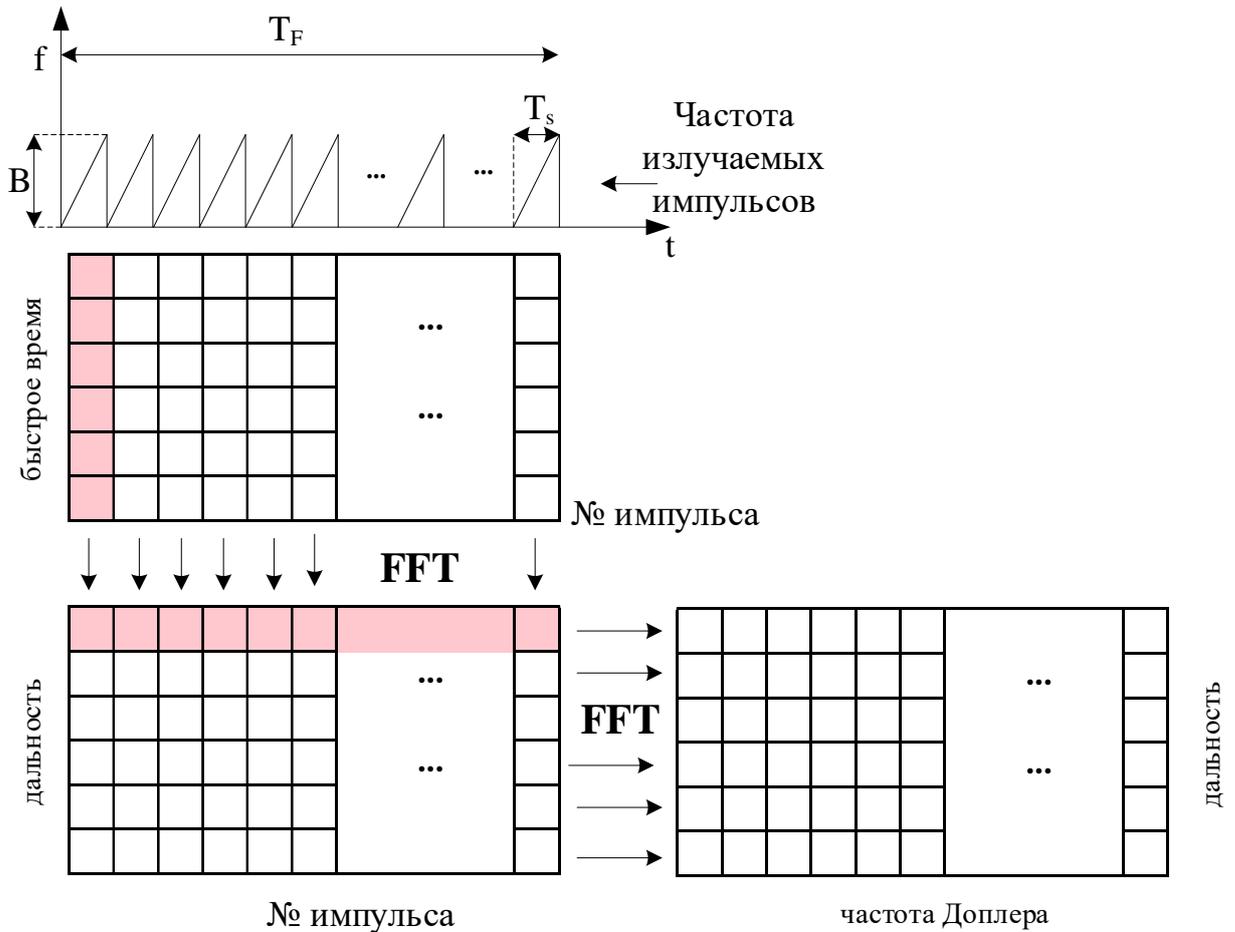


Рисунок 1.13 – Схема цифровой обработки сигналов в методе fast-ramp, показывающая преобразование данных на каждом этапе обработки.

В результате обработки получается радиолокационное изображение, показывающее дальность и скорость целей.

### 1.3.2.3. Оценка угла прихода сигнала

Оценка углового положения объекта относительно радиолокатора возможна, при приеме сигнала на несколько антенн [61].

Если объект находится в дальней зоне на линии визирования радиолокатора, то плоский фронт волны, отражённой от объекта, одновременно поступает на все антенны приемника. Если цель смещена относительно центральной линии антенны радиолокатора, то плоский фронт отраженной волны приходит на приемные антенны не одновременно, создавая фазовый сдвиг  $\Delta\Phi$  пропорциональный углу отклонения цели  $\theta$  и зависящий от расстояния между антенными элементами  $d$ .

$$\theta = \arcsin\left(\frac{\lambda\Delta\Phi}{2\pi d}\right), \quad (1.19)$$

где  $\theta$  – угол прихода сигнала,  $\lambda$  – длина волны сигнала,  $\Delta\Phi$  – разность фаз между приемными антеннами,  $d$  – расстояние между приемными антеннами.

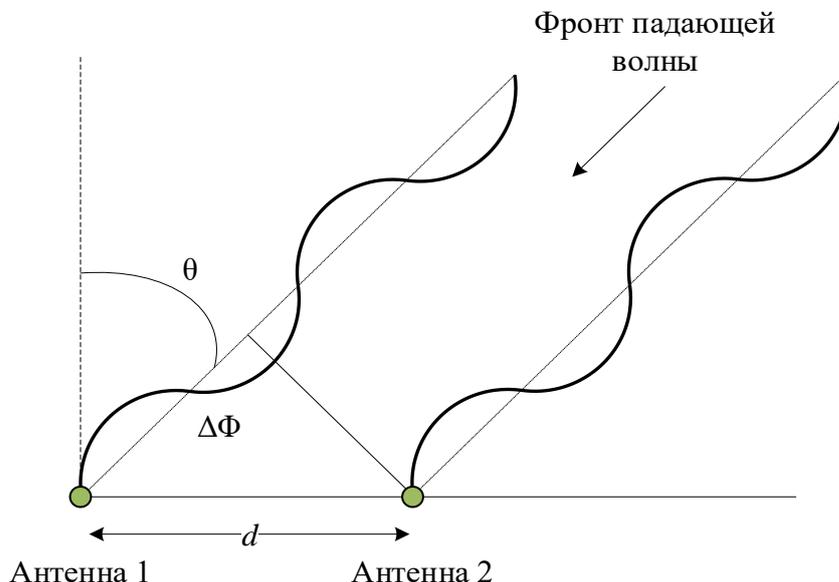


Рисунок 1.14 – Изображение плоского фронта падающей волны и возникновения разности фаз

В современных радиолокационных системах такой способ оценки углового положения комбинируется с методом измерения дальности и скорости по последовательности ЛЧМ сигналов с импульсной модуляцией. Запись сигналов биений осуществляется отдельно с каждого приемного канала, подобно рисунку 1.13, но уже в 3х мерную матрицу. Оценка угла осуществляется с помощью преобразования Фурье по сигналам биений вдоль размерности, отвечающей за нумерацию приемных каналов [1].

### 1.3.3. Основные требования к разрабатываемым методам обработки сигналов

Минимальные требования к автомобильным радиолокаторам включают в себя измерения расстояния до объекта, его углового положения и скорости. При этом координаты объекта часто нужно представлять не в полярной или сферической системе координат, а в декартовой.

Востребованность метода, в том числе, определяется возможностью встроить его в современные существующие радиолокационные системы. Методы, которые потребуют значительного изменения существующий радиолокационных систем влекут за собой дополнительные экономические издержки, что в свою очередь снижает востребованность метода.

#### **1.4. Обзор принципов распознавания цели с помощью радиолокатора**

Для однозначного понимания терминов и понятий, использующихся для описания задачи распознавания, дадим определение двум из них, наиболее важным в диссертации:

**Распознавание объектов** – отнесение предъявляемого объекта к определенным классам, используя заранее известные правила классификации [62].

**Классификация объектов** – это логическая операция деления заданного множества объектов по определенному основанию (информационному признаку), при которой исходное множество объектов делится на непересекающиеся подмножества (классы) [62]. При этом информационные признаки описывают сходство и различие объектов. Более подробно классификация и правила классификации рассматриваются в [63].

**Радиолокационной целью** называют **объект**, который отражает (рассеивает) электромагнитные волны и физически является вторичным источником излучения [61].

В современной литературе и информационных источниках термин «Классификация» может объединять в себе понятия «распознавание» (отнесение объекта к классу) и «классификация» (логическую операцию деления), не разделяя их на разные задачи. Часто можно встретить словосочетание «Классифицировать объект», имеющее смысл отнесения объекта к определенному классу. В данной диссертационной работе в отношении к радиолокационным целям автор употребляет термины «распознавание» и «классификация» в определениях, заданных выше (в начале параграфа 1.4).

Существуют различные классификации методов распознавания. В зависимости от области применения основания классификаций меняются [64]. Так, в [65] предлагается деление подходов к распознаванию на два типа.

Детерминистский подход - когда объекты однозначно определяются конечным набором признаков, границы классов точно описываются, а сами классы не пересекаются. При этом степень неопределенности можно считать минимальной, а задачу распознавания решать без учета неопределенности данных.

Статистический подход – соответствует решению задач распознавания в условиях неопределенности. Неопределенность может проявиться как на этапе выбора информативных признаков, так и на этапе описания (определения границ классов), это означает появление неопределенности при принятии решений.

Далее в работе будет использоваться вероятностный подход для описания неопределенности.

В целом классификация подходов к распознаванию и методов, используемых для распознавания, оказывается очень сложной. Разные подходы могут приводить к одним и тем же алгоритмам, а некоторые алгоритмы можно применять для различных подходов [66]. Поэтому в диссертации подходы к задаче распознавания и соответствующие алгоритмы будут разобраны в следующем порядке:

В параграфе 1.4.1-1.4.2 будет рассмотрена постановка задачи и общепринятый для области радиолокации статистический подход.

В параграфе 1.4.3 будут разобраны некоторые методы машинного обучения, которые находят применение для распознавания в различных областях в том числе применимых в радиолокации.

#### **1.4.1. Общий подход к задаче распознавания**

Математически задача распознавания ставится следующим образом [67]. Допустим, имеется множество объектов  $b = \{b_1, b_2 \dots b_n\}$  и составлен алфавит возможных классов  $A = \{A_1, A_2, \dots A_m\}$ , к которым относятся объекты  $b$ . Составлен словарь признаков  $x = \{x_1, x_2 \dots x_k\}$ , которыми можно описать объекты  $b$ . В

соответствии с введёнными терминами операция распознавания есть функция  $F$ , которая относит предъявляемый объект  $b_i$  по его признакам  $x$  к одному из заранее определенных классов  $A$

$$A_i = F(b_j | x = (x_1, x_2 \dots x_k)), i = 1..M \quad (1.20)$$

Общий алгоритм работы системы распознавания можно описать как последовательность действий:

- 1) Измерение параметров радиолокационного сигнала, отраженного от объекта  $\underline{b}$ ;
- 2) Выделение признака  $\underline{x}$  характерного для объекта, из информации, полученной при измерении;
- 3) Принятие решения, на основании выделенного признака  $\underline{x}$ , об отнесении объекта  $\underline{b}$  к некоторому классу  $\underline{A}$ .

Общий подход к проектированию системы распознавания можно разделить на 3 этапа в соответствии с [67]:

- 1) Анализ объектов и их свойств. Анализ путей использования информации об объектах, составление алфавита классов и ситуаций, подлежащих распознаванию;
- 2) Выделение признаков классов и уточнение алфавита с учетом реальных возможностей радиолокатора;
- 3) Выбор алгоритмов принятия решения для обеспечения максимальной эффективности распознавания в условиях ограниченного времени и информационных возможностей радиолокатора.

## 1.4.2. Принятие решений

### 1.4.2.1. Описание задачи принятия решений

Задача обнаружения сигналов и распознавания целей может быть рассмотрена с точки зрения теории статистических решений [67,68].

В диссертационной работе рассматривается принятие решений о соответствии цели классу «пешеход», обозначенный  $A_1$ . Тогда в общем случае существует 4 возможных решения.

1) Цель **является** пешеходом, принимается решение, что цель «пешеход». Данное решение правильное, также его называют «правильным обнаружением» (сигнала, цели);

2) Цель **является** пешеходом, принимается решение, что цель «**не пешеход**». Данное решение ошибочное, его называют «пропуском» [61] (сигнала, цели) или ошибкой 2-ого рода;

3) Цель **не является** пешеходом, принимается решение что цель «пешеход». Данное решение ошибочное, его называют «ложной тревогой» [68] или ошибкой 1-ого рода;

4) Цель **не является** пешеходом, принимается решение, что цель «**не пешеход**». Данное решение правильное.

В [67] описано, что качество решения и задачи обнаружения и задачи распознавания может быть описано вероятностью правильного обнаружения  $P_D$  и вероятностью ложной тревоги  $P_F$ . Правильному обнаружению соответствует решение о том, что цель относится к классу  $A_i$ , если цель действительно относится к этому классу. Поскольку термин «правильное обнаружение» встречается чаще в литературе посвященной радиолокации [54,61,67,68], в диссертации используется именно он. Термин «правильное распознавание» используется там, где необходимо подчеркнуть отличие операции обнаружение от распознавания.

Для принятия решений часто рассматривается три критерия [67,68]. Критерий Байеса требует задать статистические характеристики всех величин (функции распределения, априорные вероятности). Минимаксный критерий требует задание только функций распределения плотности вероятности. Критерий Неймана-Пирсона наиболее часто применяется на практике [61,67]. При использовании данного критерия обеспечивается максимальная вероятность правильного обнаружения  $P_D$  при заданной постоянной вероятности ложной тревоги  $P_F$ .

### 1.4.2.2. Качество обнаружения сигналов

Качество обнаружения описывают кривыми обнаружения – семейством кривых, показывающих зависимость вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум при различных значениях вероятности ложной тревоги [61]. Кривые обнаружения сигнала со случайной начальной фазой и сигнала со случайными амплитудой и начальной фазой приведены на рисунках 1.15 и 1.16 соответственно.

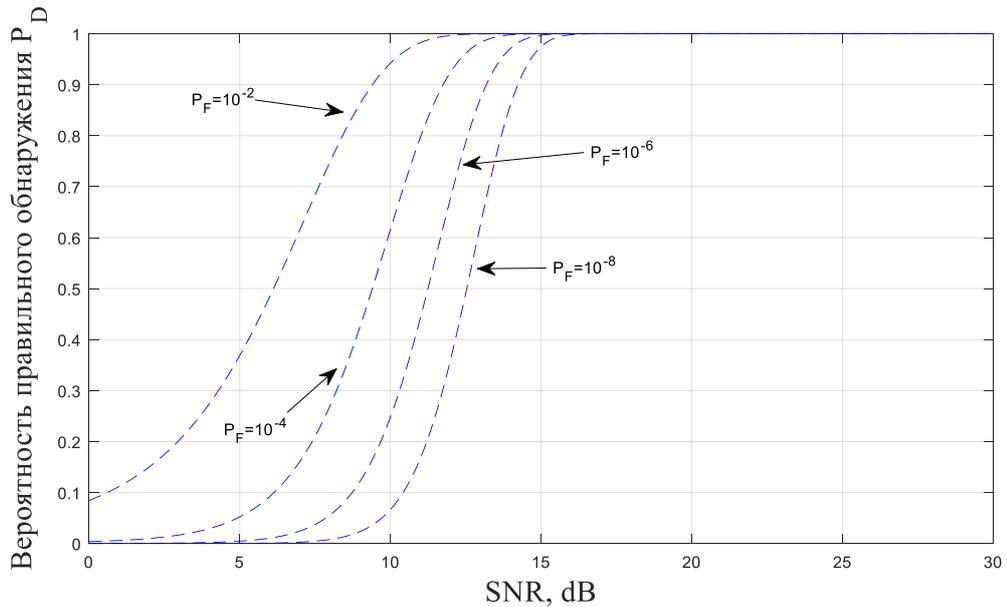


Рисунок 1.15 – Кривые обнаружения сигнала со случайной начальной фазой

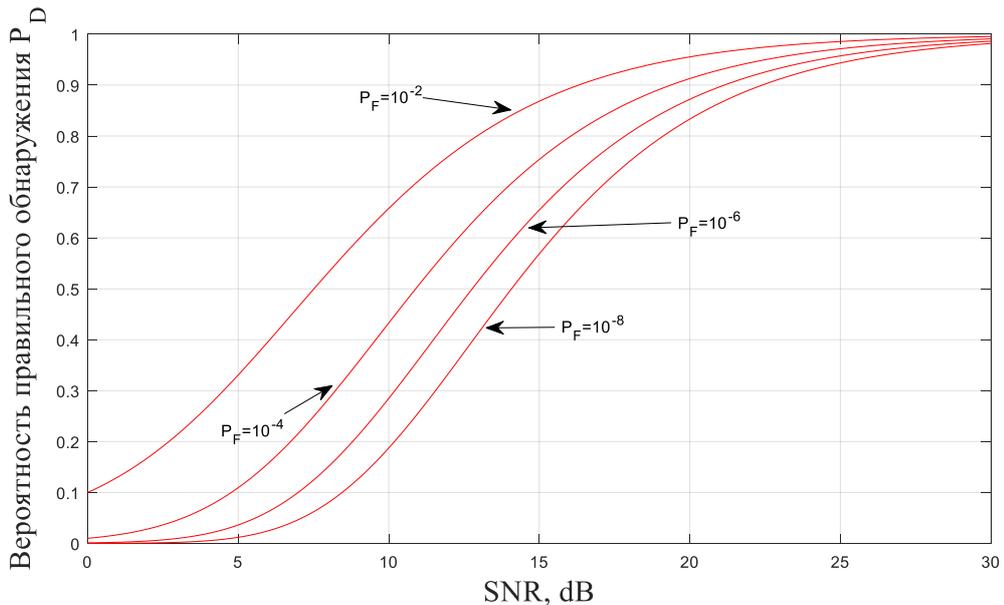


Рисунок 1.16 – Кривые обнаружения сигнала со случайными амплитудой и начальной фазой

### 1.4.3. Обзор методов машинного обучения

В данном параграфе будут рассмотрены несколько разнородных методов, применяющихся для распознавания и классификации, которые представляют альтернативный подход в сравнении со статистическим подходом, рассмотренным выше.

В качестве алгоритмов машинного обучения: рассматриваются: метод ближайшего среднего (как наиболее простейший) и метод опорных векторов (как наиболее часто встречающийся).

#### 1.4.3.1. Метод ближайшего среднего

Алгоритм классификации заключается в группировке эталонных данных класса с использованием вектора математического ожидания класса (среднего значения) [69].

Предположим, что каждая эталонная точка  $x$  состоит из двух значений  $\{x_1, x_2\}$ , которые в общем случае можно назвать переменными. Имеется  $N$  измерений точек  $x$ . Тогда для каждой переменной можно рассчитать математическое ожидание по формуле:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{i,j}, \quad (1.21)$$

где индекс  $i$  отвечает за номер переменной или признака, индекс  $j$  отвечает за номер измерения.

На рисунке 1.17 представлен набор измерений точек  $x = \{x_1, x_2\}$  для двух классов. Точки класса 1 обозначены знаком  $x$ , класса 2 обозначен знаком  $o$ . В случае, если расстояние между средними значениями, характеризующими классы, большое, а дисперсия значений не велика, то данный метод позволяет различать классы без ошибок. Решение о принадлежности к классу принимается исходя из наименьшего расстояния от предъявляемой точки до средних значений каждого класса.

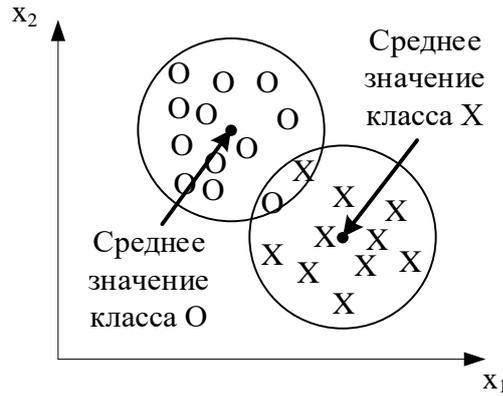


Рисунок 1.17 – Разделение классов по среднему значению

Данный метод можно улучшить, дополнительно оценивая дисперсию, а также описывая класс несколькими средними значениями.

### 1.4.3.2. Метод опорных векторов

Метод опорных векторов (англ. Support Vector Machine, SVM) является линейными классификатором [70]. Предположим, имеется множество объектов  $X$ . Имеется множество ответов  $Y$ , о соответствии  $X$  заданному классу. Необходимо составить функцию  $a: X \rightarrow Y$  во всем пространстве  $X$  по обучающей выборке  $X^L$

$X$  принадлежит множеству  $R$ .  $Y$  принадлежит  $\{-1, 1\}$ .  $X = \mathbb{R}^n, Y = \{-1, +1\}$ .

Функция  $a$  определяется следующим выражением:

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{j=1}^n w_j x^j - w_0 \right) = \text{sign}(\langle w, x \rangle - w_0) \quad (1.22)$$

где  $x = (x^1, \dots, x^n)$  вектор признаков, описывающий объект, вектор  $w = (w^1, \dots, w^n) \in \mathbb{R}^n$  и скалярный порог  $w_0 \in R$  являются параметрами алгоритма. Уравнение  $\langle w, x \rangle = w_0$  описывает гиперплоскость, разделяющую классы в пространстве  $R$ .

Предположим, что выборка линейно разделима. Тогда существуют такие значения параметров  $w$  и  $w_0$  при которых функция потерь принимает нулевое значение.

$$Q(w, w_0) = \sum_{i=1}^L [y_i (\langle w, x_i \rangle - w_0) < 0] \quad (1.23)$$

Здесь выражение  $\langle w, x_i \rangle - w_0$  это ответ о соответствии объекта  $x_i$  заданному классу. Если ответ верный, то выражение  $y_i(\langle w, x_i \rangle - w_0)$  равняется  $y_i^2$  и равняется единице. Если ответ неверный, то это же выражение равняется  $-1$ .

Но таких параметров  $w$  и  $w_0$  может быть разное количество. Оптимальной плоскостью является та, ширина разделяющей полосы которой имеет максимальное значение.

На рисунке 1.18 слева и справа изображены две ситуации. Схематично показаны разделяющая плоскость и точки для двух классов: класс 1 – круги, класс 2 – квадраты. Между классами точек проведена разделяющая гиперплоскость и опорные вектора. Левый рисунок показывает неоптимальную разделяющую плоскость с узкой полосой. Слева плоскость разделяет точки, но ширину полосы можно увеличить. Справа классы разделяет оптимальная разделяющая плоскость с максимальной шириной полосы.

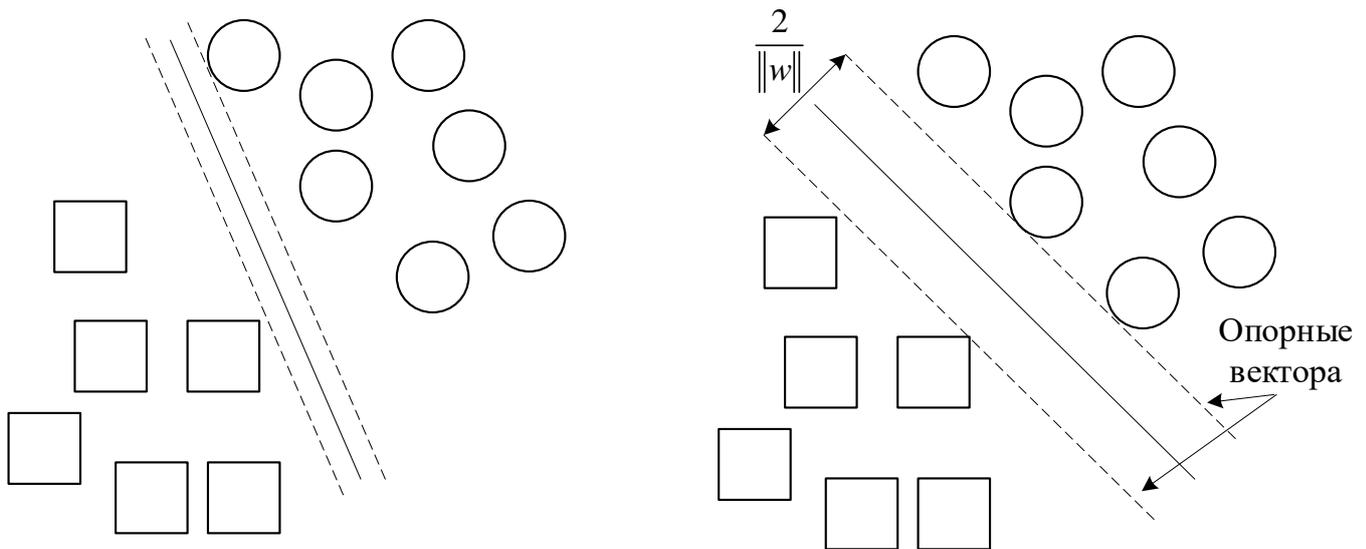


Рисунок 1.18 – Разделение классов. Неоптимальная плоскость (слева), оптимальная плоскость (справа)

Ширина полосы определяется следующим образом:

$$\left\langle (x_+ - x_-), \frac{w}{\|w\|} \right\rangle = \frac{\langle w, x_+ \rangle - \langle w, x_- \rangle}{\|w\|} = \frac{(w_0 + 1) - (w_0 - 1)}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (1.24)$$

где  $x_+$  и  $x_-$  это точки двух разных классов, лежащие на границе полосы.  $\|w\|$  норме вектора  $w$ .

### 1.4.3.3. Нейронные сети

Искусственная нейронная сеть (ИНС), далее в тексте нейронная сеть (НС) – это математическая модель, в том числе ее программная или аппаратная реализация, построенная по принципу функционирования биологической нейронной сети головного мозга человека.

Одно из центральных понятий в области НС это нейрон. Математическая модель нейрона основана на строении нервной клетки – нейрона.

На рисунке представлено упрощенное изображение нейрона. По дендритам в ядро приходят электрические импульсы от других нейронов или рецепторов. С точки зрения модели дендриты это вход нейрона. Ядро клетки активируется и генерирует электрический импульс, если суммарный входной электрический заряд на дендритах достигает определенного уровня. Есть различные функции активации, наиболее часто рассматривают монотонную нелинейную логистическую функцию вида  $\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$ , которую называют сигмовидной функцией. Сгенерированный импульс распространяется по аксону к другим нейронам. Аксон является выходом нейрона. За величину передаваемого импульса отвечают синапсы. Синапс ослабляет электрический импульс на определенную величину и в модели обозначается весовым коэффициентом.

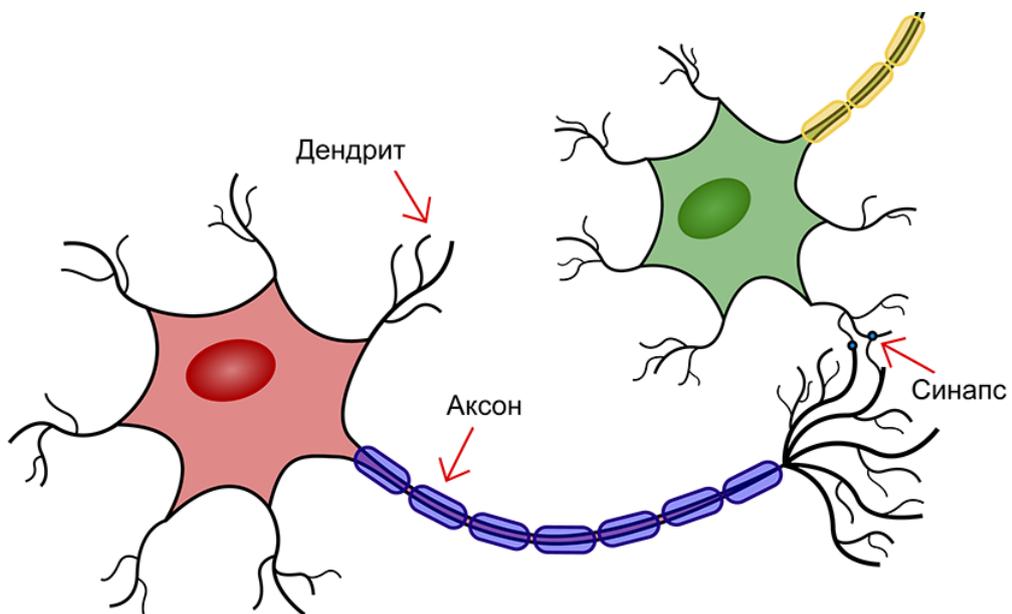


Рисунок 1.19 – Схематичное изображение нейрона

В 1958 Ф. Розенблат в своей работе «The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain» [71] представил модель, показанную на рисунке 1.20. Входные значения  $x_i$  умножаются весовой коэффициент  $w_i$ , затем результат суммируется, и от суммы берется логистическая функция. Выход такой модели определяется выражением

$$y = \sigma \left( \sum_{i=1}^N x_i w_i \right) \quad (1.25)$$

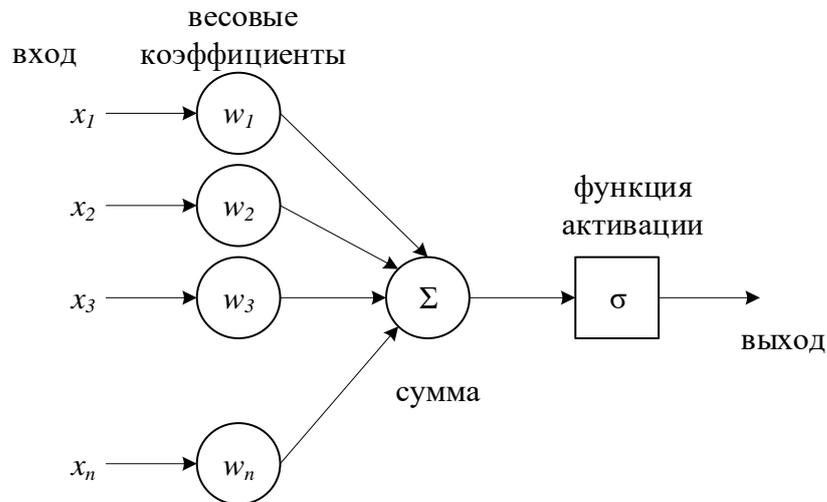


Рисунок 1.20 – Перцептрон Розенблатта

Данная модель используется автором в работе [72] и, несмотря на свою простоту, позволяет добиться существенных результатов в рассмотренной задаче.

Эта модель является основой (элементарной единицей) для построения нейронных сетей различных видов.

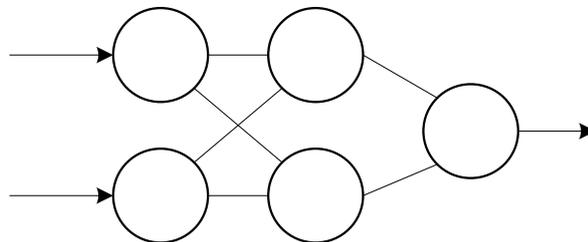


Рисунок 1.21 – Простая однослойная нейронная сеть прямого распространения

По типу входной информации нейронные сети разделяют на двоичные и аналоговые. По характеру обучения: с учителем и без учителя. По количеству слоев: однослойные и многослойные. Также нейронные сети разделяют по типу

функции активации, например: тождественная, ступенчатая, логистическая, гауссова и т.д.

Одним из важных аспектов построения нейронных сетей является их топология. Далее представлены некоторые часто используемые топологии [73] На рисунке 1.22 изображена топология автоэнкодера. Средний – скрытый слой нейронной сети имеет меньшее количество нейронов, чем на входе.

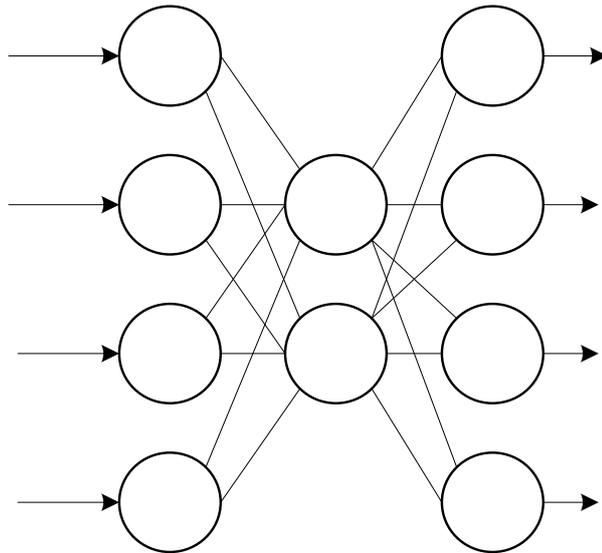


Рисунок 1.22 – Нейронная сеть автоэнкодер

На рисунке 1.23 изображена топология рекуррентной нейронной сети. Нейроны скрытого слоя имеют обратную связь.

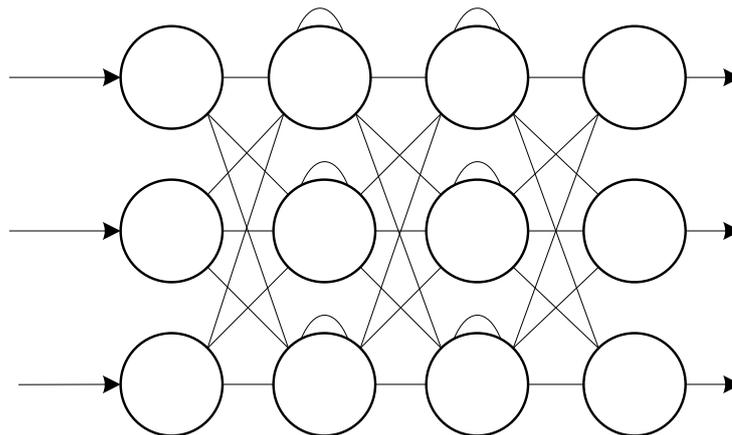


Рисунок 1.23 – Рекуррентная нейронная сеть

Топология сверточной нейронной сети показана на рисунке 1.24 слева. В сверточной нейронной сети количество нейронов последовательно уменьшается от слоя к слою. Разверточная нейронная сеть изображена на рисунке 1.24 справа. Количество нейронов в скрытых слоях последовательно увеличивается.

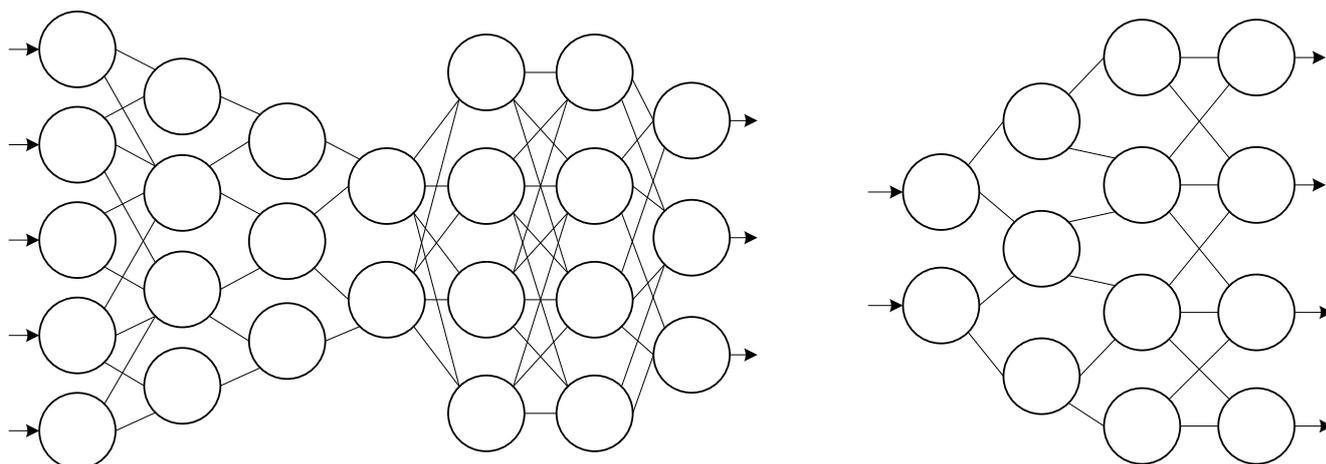


Рисунок 1.24– Сверточная (слева) и разверточная(справа) нейронные сети.

Методы обучения нейронных сетей играют важнейшую роль в области алгоритмов такого рода.

В 1974, когда П. Вербос представил алгоритм обратного распространения ошибки (Backpropagation) [74], появилась возможность быстрого автоматического вычисления коэффициентов связи между нейронами – тем самым выполняя обучения нейронной сети.

Кратко, метод обратного распространения ошибки заключается в следующем: имеется нейрон с двумя входами  $x_1$ ,  $x_2$  и весовыми коэффициентами  $w_1$  и  $w_2$  соответственно, изображенный на рисунке 1.25. Выход нейрона обозначен как  $y$ , а функция активации  $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$  – сигмоида, рассмотренная ранее. Нейрон обучается на опорное значение  $y_{ref}$ . Расчет значений для корректировки весовых коэффициентов осуществляется методов градиентного спуска. Опустив вывод формул, запишем выражение для новых весовых коэффициентов.

$$w_i' = w_i + x_i f'(x) \delta \eta \quad (1.26)$$

где  $\delta = (y_{ref} - y)$ ,  $\eta$  – коэффициент скорости обучения, имеющий значение от 0 до 1, а производная функции  $f'(x) = y(1 - y)$ , в связи с ее видом.

Коэффициент скорости обучения нейронной сети может постепенно уменьшатся при обучении. Высокая скорость обучения необходима для более быстрого обучения на начальном этапе. Низкая скорость необходима, для устойчивости нейронной на поздних этапах обучения.

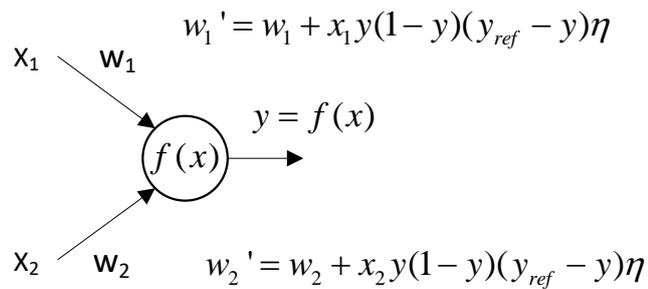


Рисунок 1.25 – Функциональная схема нейрона

Такой способ коррекции весов применим для любых нейронов, находящихся в составе сети. Коррекция выполняется от последнего слоя в направлении первого, поэтому метод получил название «обратного» распространения.

Существуют и другие более сложные методы обучения нейронных сетей.

#### 1.4.4. Информационные параметры распознаваемого объекта, доступные для измерения в радиолокационных системах

В данном тексте термины «информационные параметры» объекта и «признаки» объекта не разделяются и считаются синонимами. Как написано в параграфе 1.4.1, под признаком объекта понимается такая величина  $x$  или вектор значений  $x = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$ , который связан с объектом  $b$ , и используется для его описания.

Признаки  $x$  могут быть существенными и не существенными. Существенные признаки отличают класс  $A$  от всех других классов. Имея ввиду задачу распознавания, наибольший интерес представляют существенные признаки. В контексте активной радиолокации признаки — это величины, полученные по прямым или косвенным измерениям, отраженной от цели, электромагнитной волны.

В [67] признаки разделяются следующим образом.

По характеру используемой информации: сигнальные и траекторные. Сигнальные – признаки, выделяемые из радиолокационного сигнала. Траекторные – признаки, связанные с траекторией движения цели.

По способу обработки: дифференциальные, интегральные. Дифференциальные – признаки, полученные по отдельным отсчетам сигнала. Интегральные – признаки, выделенные интегральными преобразованиями сигнала.

Также признаки можно разделить по типу измерения: энергетические, поляризационные и признаки на основе эффекта Доплера.

#### 1.4.4.1. Энергетические признаки

Эффективной площадью рассеяния цели (ЭПР)  $\sigma_y$  называют площадь поперечного сечения такого воображаемого объекта, который рассеивает всю падающую на него мощность изотропно, т.е. равномерно во все стороны, и при этом создает в месте расположения приемной антенны такой же сигнал, как и реальная цель.[61]

ЭПР определяется выражением

$$\sigma_y = 4\pi D^2 \frac{P_2}{P_1}, \quad (1.27)$$

где  $D$  это расстояние до объекта.  $P_1$  -плотность потока мощности волны, которая падает на цель,  $P_2$  - плотность потока мощности отраженного сигнала у антенны радиолокатора

ЭПР зависит от формы объекта, угла под которым объект облучается, а также от диэлектрической и магнитной проницаемости материала, из которого состоит объект [67].

Такие признаки не лежат в основе метода, предлагаемого в диссертации, по причине того, что ЭПР существенно зависит от угла облучения цели и формы цели, а в дорожной сцене автомобили имеют множество металлических отражающих поверхностей разной формы и могут появиться под любым углом относительно радиолокатора. Это приводит к тому, что измеряемое радаром значение мощности отраженного сигнала изменяется в широком диапазоне и довольно сложно составить алфавит с непересекающимися классами на основе энергетических признаков.

### 1.4.4.2. Признаки на основе размеров объекта

Измеряемые размеры объекта также могут служить признаками для распознавания [6]. На рисунке 1.26 схематично указаны линейные размеры объекта  $D$  и  $d$  при дальности  $R$  и азимуте  $\theta$ .

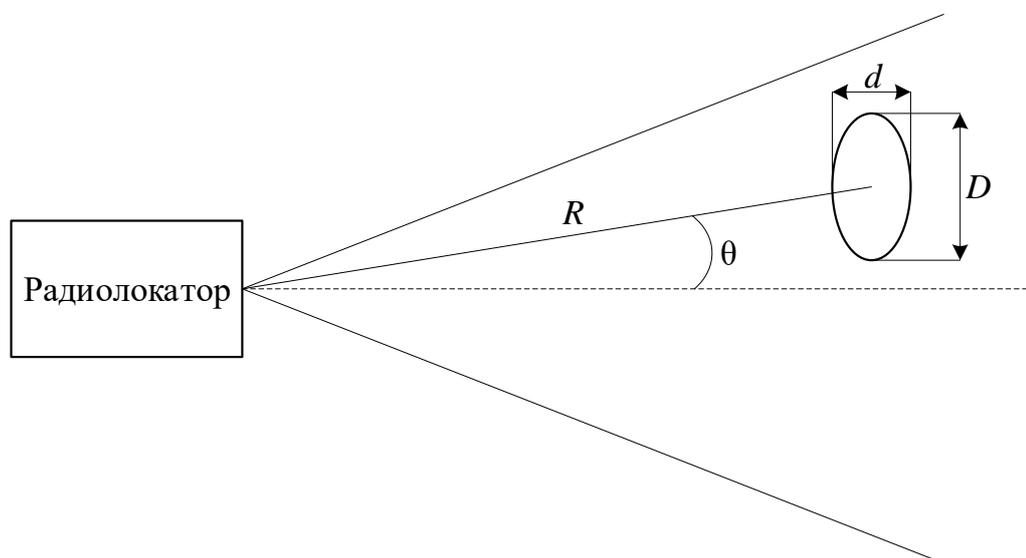


Рисунок 1.26 – Схематичное изображение признаков на основе размеров объекта

### 1.4.4.3. Признаки на основе эффекта Доплера

Методы измерения доплеровского смещения частоты в простом случае дают спектр Доплера с одной доминирующей составляющей или одной частотой [6], но в общем случае спектр Доплера может иметь разное количество составляющих.

Анализ этих составляющих, при измерениях с высокой разрешающей способностью по скорости (1.12), позволяет использовать признаки, связанные с характером движения составных частей цели.

Известно, что частота Доплера пропорциональна несущей частоте  $f_c$  и скорости объекта  $v$ ,  $f_D = \frac{2vf_c}{c}$ , это значит, что при одной и той же скорости объекта, увеличение несущей частоты ведет к увеличению доплеровского смещения.

Важным аспектом использования высоких несущих частот является то, что даже при небольшой длительности интервала обработки сигнала или времени кадра, можно получить высокую разрешающую способность по скорости.

Например, при измерениях по методу fast-ramp для несущей частоты  $f_c = 79$  ГГц, длительности кадра  $T_F = 40$  мс, разрешающая способность по скорости  $\delta v$ , вычисленная по (1.12), будет составлять 0.047 м/с или 0.169 км/ч.

На такой несущей частоте, при обеспечении критически важных характеристик, таких как измерение дальности и основной скорости цели, становится возможным анализировать составляющие доплеровского спектра, полученные от движения различных частей тела человека – ступней, коленей, туловища, кистей, предплечий и т.д., тем самым вводя новые признаки для распознавания. Это является одной из причин по которой метод, рассматриваемый в диссертации, основан на признаке данного рода. Другой причиной является то, что использование доплеровских признаков не требует конструктивных изменений в радиолокационной системе, а их получение уже частично реализуется в ходе получения другой требуемой радиолокационной информации.

#### 1.4.4.4. Поляризационные признаки объекта

Отраженный от объектов сигнал формируется довольно сложным образом, так как на это влияют несколько взаимосвязанных факторов. Один из таких факторов – это поляризация. Предположим, что падающая волна  $E_1$  содержит горизонтальную и вертикальную поляризационные компоненты  $E_{e1}$  и  $E_{s1}$ , тогда при отражении от объекта происходит изменение поляризационной структуры волны. Отраженная волна  $E_2$  с горизонтально и вертикально поляризованными компонентами  $E_{e2}$  и  $E_{s2}$  описывается через поляризационную матрицу рассеяния цели  $C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix}$  [61]

$$C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} \quad [61]$$

$$\begin{bmatrix} E_{e2} \\ E_{s2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} E_{e1} \\ E_{s1} \end{bmatrix}. \quad (1.28)$$

Учитывая поляризационные характеристики и ЭПР, запишем матрицу

$$\sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix}, \quad \sigma_{11} = 4\pi D^2 \frac{P_{2e}}{P_{1e}}, \quad \sigma_{12} = 4\pi D^2 \frac{P_{2s}}{P_{1e}}, \quad \sigma_{21} = 4\pi D^2 \frac{P_{2e}}{P_{1s}}, \quad \sigma_{22} = 4\pi D^2 \frac{P_{2s}}{P_{1s}},$$

где  $D$  это расстояние до объекта;  $P_1$  -плотность потока мощности волны, которая падает на цель;  $P_2$  - плотность потока мощности отраженного сигнала у антенны радиолокатора, а индексы « $g$ » и « $v$ » обозначают горизонтальную и вертикальную поляризационную составляющую соответственно. [61].

Элементы поляризационной матрицы рассеяния можно измерять при различных условиях, например для некоторого диапазона углов облучения объекта. Это позволяет составить большой набор признаков, описывающих объекты и составить на основе этих признаков алфавит [67].

Работа с такими признаками требует использования специальной антенной системы или поляризационного приемника, настроенного на поляризацию определённого вида: линейной, круговой или эллиптической [75]. Это увеличивает стоимость радиолокационной системы усложняет процесс измерений. Поэтому в связи с требованиями, описанными в параграфе 1.3.1, поляризационные признаки не используются в диссертационной работе.

#### **1.4.5. Анализ существующих методов распознавания радиолокационных целей**

Существует множество методов распознавания объектов в радиолокационных системах. В литературе [67], посвященной методам распознавания радиолокационных целей, для анализа метода выделяются следующие составляющие:

1. Описание объектов и ситуаций подлежащих к распознаванию.
2. Описание математических методов выделения признаков из радиолокационной информации.
3. Критерии принятия решений о соответствии предъявляемого объекта некоторому классу на основании полученных признаков.

Описание объектов и ситуаций для диссертационной работы частично рассмотрено в параграфе 1.1. Основные критерии принятия решений переведены в параграфе 1.4.2. Характерные для области способы получения радиолокационной

информации рассмотрены в 1.3.2. Описание признаков рассмотрено в 1.4.4. Также рассмотрены некоторые методы машинного обучения в параграфе 1.4.3.

Далее будут рассмотрены основные способы распознавания, базирующиеся на описанных выше информационных признаках.

Распознавание человека и автомобиля по ЭПР рассматривается на основе источника [7]. В работе приводятся плотности распределения ЭПР для человека и автомобиля. Показано, что мощность отраженного сигнала от пешехода существенно меньше, чем мощность сигнала, отраженного от автомобиля. Для несущей частоты 77 ГГц ЭПР человека составляет  $1.8 \text{ м}^2$ , а ЭПР автомобиля составляет  $11 \text{ м}^2$ . Такое отличие позволяет добиться высокого качества распознавания за короткое время наблюдения.

Тем не менее, в реальной дорожной сцене, наблюдается множество объектов, таких как столбы, различные ограждения, скамейки, ЭПР которых сравнима с ЭПР пешехода. Поэтому требуются подходы, анализирующие другие информационные признаки.

Распознавание по размерам цели рассматривается на основе источника [6]. Как показано на рисунке 1.26, анализируются длина и ширина цели. В [6] в качестве признака используют количество элементов разрешения, занимаемых целью. Поскольку радиолокатор измеряет параметры цели в полярной системе координат, то на большом расстоянии и угловом положении сложно сопоставлять размеры объектов. Недостатком данного подхода является то, что в дорожной сцене наблюдается множество объектов, имеющих схожие размеры с человеком. Тем не менее такой подход позволяет отличать человека от крупногабаритных объектов.

Распознавание по поляризационным признакам рассмотрено на основе источника [67]. В таком подходе предварительно, составляют набор поляризационных матриц для разных углов наблюдения объекта. Набор матриц является основным словарем признаков. При наблюдении объекта, полученные при измерениях матрицы значения, сравнивают со словарем, осуществляя операцию распознавания.

Распознавание по спектру Доплера рассматривается на основе источника [6]. Одним из простейших информационных признаков в таких подходах является ширина полосы доплеровского спектра цели. Также информацию получают, анализируя отдельные спектральные составляющие в спектре, и мощность в определенных полосах.

Основным отличием пешехода от неподвижных объектов является ширина доплеровского спектра. За счет движения рук и ног, в доплеровском спектре, помимо основной компоненты, показывающей скорость движения пешехода, появляются дополнительные компоненты. Даже если пешеход движется относительно автомобиля в перпендикулярном направлении, ширина доплеровского спектра позволяет его распознать на фоне статических объектов.

В [6] рассматриваются возможности и перспективы выделения и обработки сигнальных признаков для распознавания пешеходов без применения алгоритмов машинного обучения. Рассматривается совместное применение различных признаков, повышающее качество распознавания пешеходов в реальной дорожной сцене. Для принятия решения используется функция принадлежности (англ. Membership function) нечеткого множества (англ. Fuzzy set).

Экспериментальные данные, полученные в ходе диссертационного исследования, показывают, что на небольших расстояниях (10-20 м) при наблюдении дисков автомобиля, движущегося с невысокой скоростью (5-20 км/ч), в доплеровском спектре наблюдаются компоненты соответствующие скорости вращения дисков. Это приводит к тому, что ширина доплеровского спектра автомобиля становится сравнимой с шириной полосы доплеровского спектра пешехода, что затрудняет распознавание по ширине доплеровского спектра. Спектральные составляющие, показывающие вращение колес, изображены на рисунке 1.27 сверху и снизу от центральной составляющей, соответствующей основной скорости автомобиля. Спектрограмма, представленная на рисунке 1.27 измерена по методике fast-ramp с разрешающей способностью по скорости 0.17 км/ч при частоте следования кадров 25 Гц.

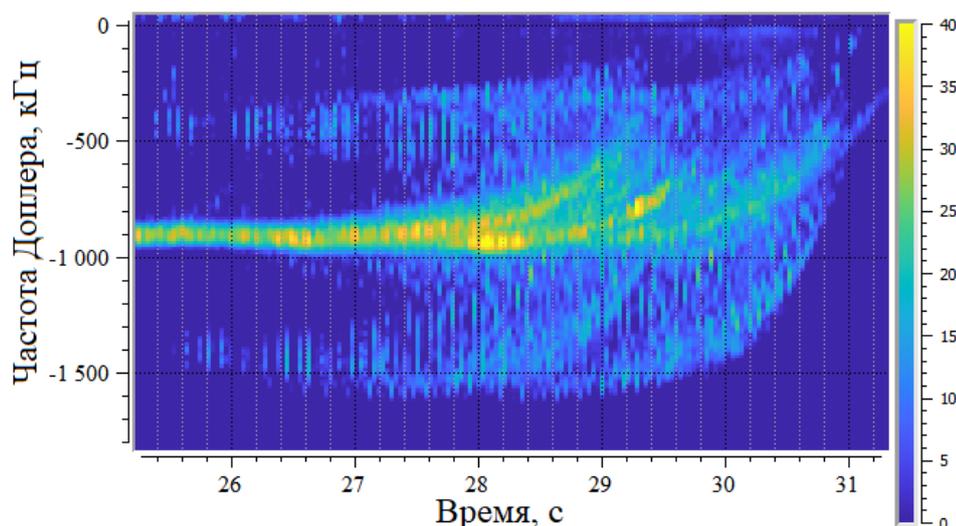


Рисунок 1.27 – Спектрограмма Доплера, полученная от автомобиля

В последнее время, ввиду широкой доступности для измерений, стали доступны информационные признаки, получаемые из доплеровской спектрограммы, полученной с высоким разрешением по скорости, на которой видны спектральные компоненты, отображающие скорость движения отдельных частей цели. Дальнейшее исследование посвящено именно таким информационным признакам.

### 1.5. Использование доплеровской спектрограммы для распознавания

Рассмотрим некоторые сценарии движения целей и соответствующие им зависимости изменения частоты Доплера во времени. В качестве цели рассмотрим металлическую сферу в вакууме, не имеющую подстилающей поверхности.

На рисунке 1.28 цель имеет ненулевую начальную скорость и прямолинейно удаляется от радиолокатора



Рисунок 1.28 – Изменение частоты Доплера во времени для равномерно движущейся цели

На рисунке 1.29 цель имеет нулевую начальную скорость, и начинает с равномерным ускорением прямолинейно удаляться от радиолокатора

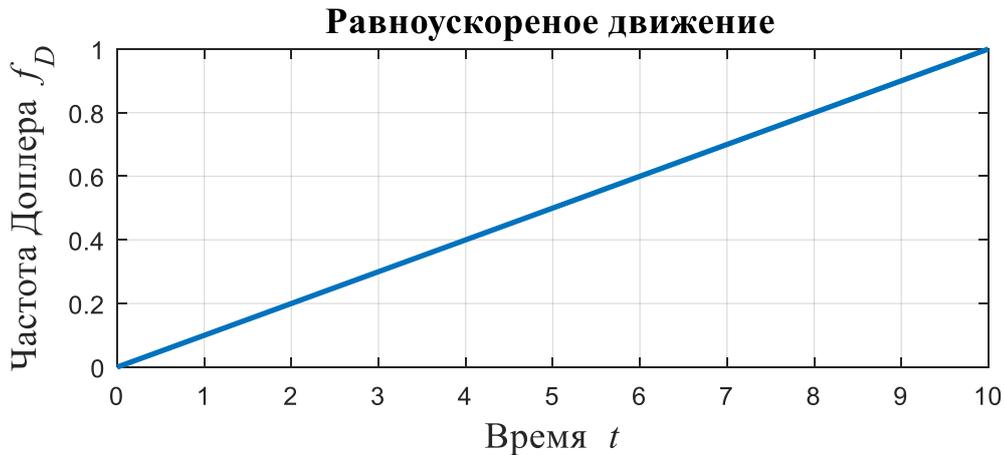


Рисунок 1.29 – Изменение частоты Доплера во времени для цели с равноускоренным движением

На рисунке 1.30 цель имеет нулевую начальную скорость. Цель начинает удаляться прямолинейно от радиолокатора, увеличивая скорость. После момента времени  $t=0.5$  цель начинает замедляться и затем останавливается.

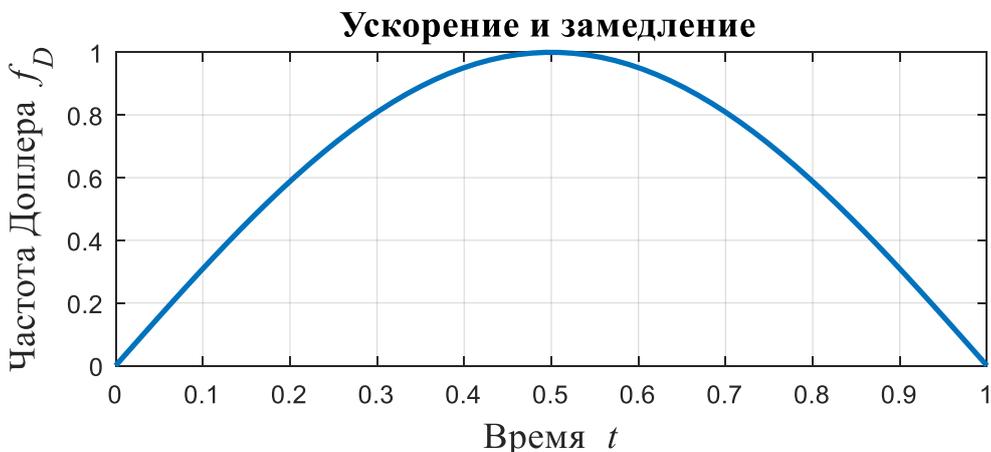


Рисунок 1.30 – Изменение частоты Доплера во времени для цели с ускорением и замедлением

На рисунке 1.31 ситуация, рассмотренная ранее на рисунке 1.30, получает дальнейшее развитие. До момента времени  $t=0.5$  цель удалялась от радиолокатора, после этого момента цель начинает набирать скорость в направлении радиолокатора и приближается к нему, затем замедляется и останавливается. Так выглядит зависимость частоты сигнала Доплера от времени для цели, совершающей поступательное движение.

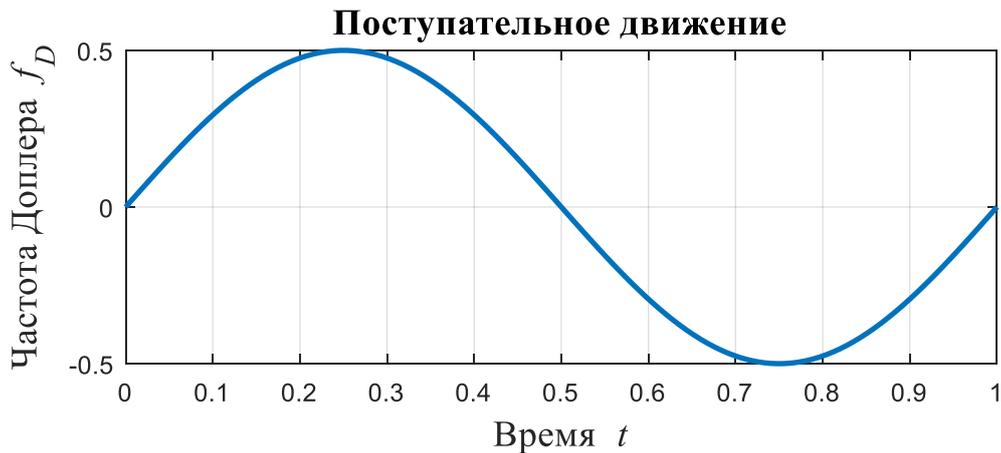


Рисунок 1.31 – Изменение частоты Доплера во времени для цели, совершающей поступательное движение

### 1.5.1. Эффект микро-Доплера

Если точечная цель движется прямолинейно и равномерно, то доплеровский спектр, измеренный по отраженной от цели волне, будет иметь одну составляющую. В более сложном случае, когда цель имеет сложную структуру и состоит из различных частей, которые могут совершать различные движения, помимо основного движения цели, на отраженный сигнал накладывается дополнительная модуляция и спектр сигнала Доплера уже будет состоять из нескольких составляющих. В связи с тем, что в реальности множество целей имеют сложный состав, и некоторые части цели могут совершать поступательные движения – возникает понятие, выделяющее такую модуляцию сигнала Доплера.

**Эффект микро-Доплера** – дополнительная модуляция отраженного сигнала, вызванная вибрацией, вращением или движением частей объекта, помимо основного движения цели [76]. **Сигналом микро-Доплера** называют — доплеровскую spectroграмму, отображающую модуляцию отраженного сигнала ввиду эффекта микро-Доплера [11,45].

В Советской и Российской литературе данное понятие известно, как турбинная модуляция, пропеллерная модуляция, турбинный эффект, пропеллерный эффект. Название возникло из-за того, что данный эффект в 80х годах прошлого столетия можно было наблюдать только на объектах, имеющих

части вращающихся со сравнительно большой скоростью относительно основной скорости цели: на пропеллерах самолетов или лопастях вертолетов. Развитие элементной базы позволяет использовать более высокие несущие частоты и тем самым существенно увеличить разрешающую способность по скорости, не изменяя длительность сигнала. На несущей частоте 77 ГГц и длительности сигнала 50 мс, разрешающая способность составляет 0.038 м/с (1.12). С такой разрешающей способностью можно различать движения частей цели во многих случаях. **Термин микро-Доплер** указывает на то, что измерения производятся с высокой разрешающей способностью, а на спектрограмме Доплера видны компоненты, которые показывают периодическое изменение скорости составных частей цели. Кроме того, в российской научной литературе используют понятие **микродоплеровский сигнал** и **микродоплеровская сигнатура** [77,78]

Доплеровский спектр, а затем спектрограмму в современных автомобильных радиолокационных системах получают по методу Fast-Ramp. Такая спектрограмма изображена на рисунке 1.32. Доплеровская спектрограмма показывает изменение доплеровского спектра по времени и фактически состоит из мгновенных доплеровских спектров, получаемых при измерениях.

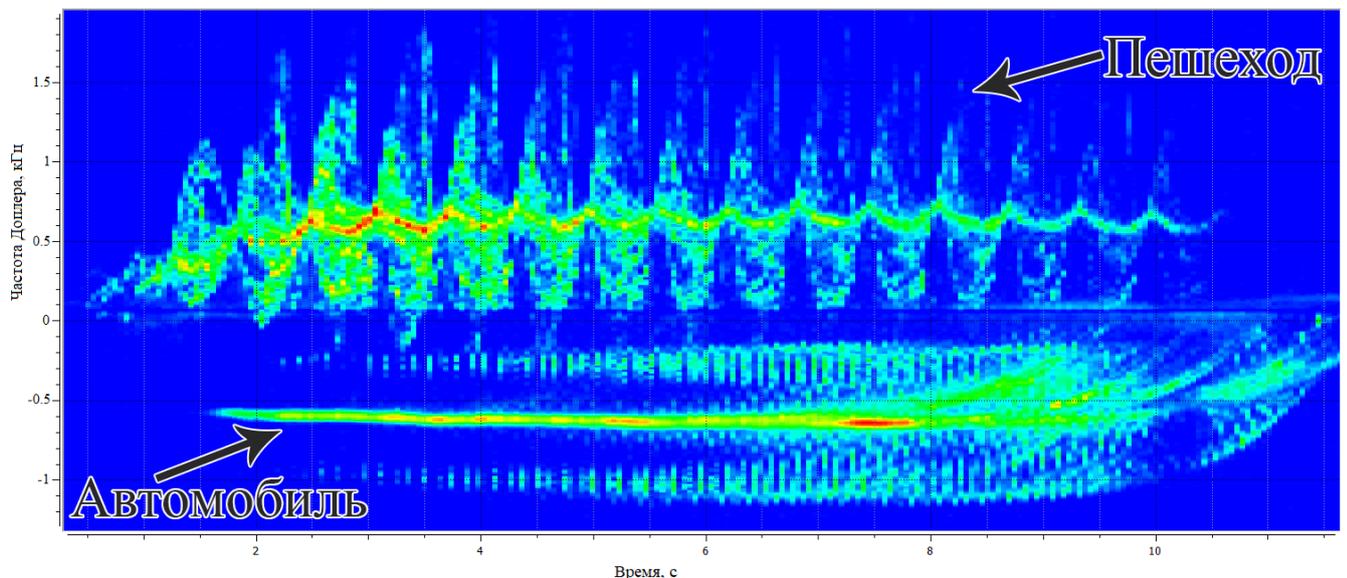


Рисунок 1.32 – Доплеровская спектрограмма

На рисунке 1.32 ось абсцисс обозначает время, ось ординат обозначает частоту Доплера, а цветом обозначена амплитуда спектральной составляющей.

Для описания спектрограммы микро-Доплера используют следующие характеристики: энергия сигнала, усредненная частота Доплера, полная полоса сигнала микро-Доплера, полоса без сигнала микро-Доплера, среднеквадратичное отклонение верхней и нижней огибающих [11,45].

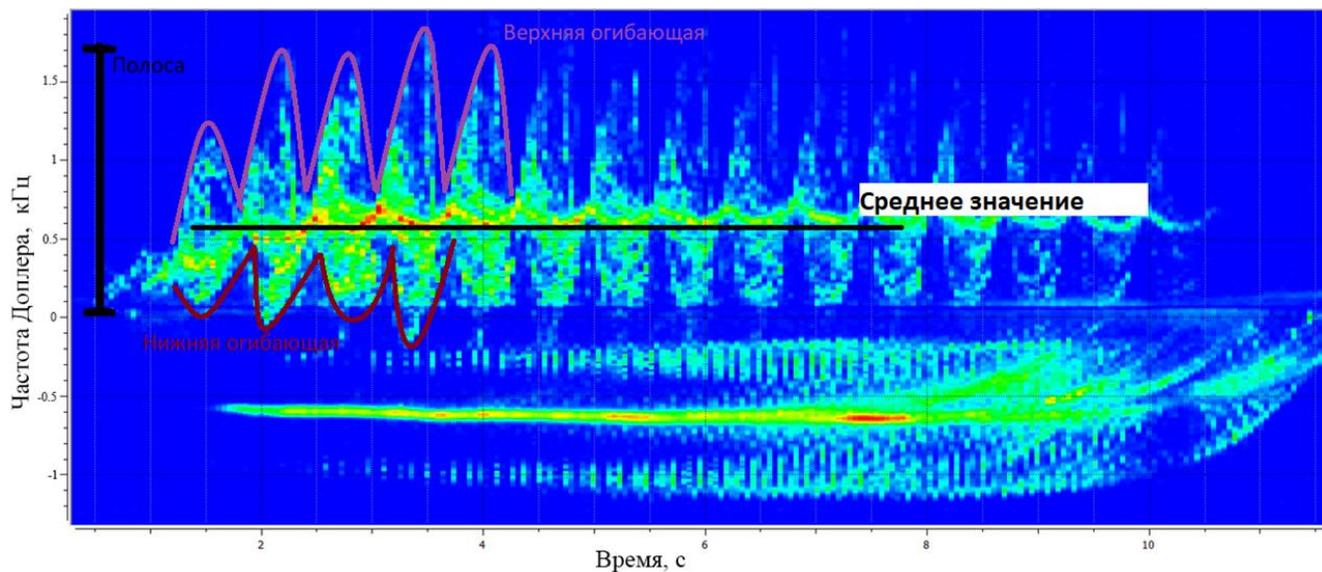


Рисунок 1.33 – Характеристики сигнала микро-Доплера.

Такой анализ позволяет выделить медленно изменяющиеся характеристики, уникальные для разных классов целей и затем осуществить операцию распознавания. Далее рассмотрим, какие модели объектов рассматривают для анализа сигнала микро-Доплера.

### 1.5.2. Существующие модели исследуемых объектов

Модели и экспериментальные исследования микродоплеровского сигнала различных активностей человека, включая ходьбу широко доступны и подробно представлены в публикациях [11,79-82]. В [80,81,83] представлены модели и экспериментальные исследования велосипедиста. В [81,85] представлены модели, позволяющие предсказать форму доплеровской спектрограммы колесных и гусеничных транспортных средств. В [86] имеются экспериментальные данные о виде сигнала микро-Доплера пешехода, велосипедиста и автомобиля на одном изображении.

### 1.5.2.1. Модель сигнала микро-Доплера пешехода

В [80] человека представляют совокупностью отражателей, находящихся на основных движущихся частях тела: голова, левый локоть, правый локоть, туловище, левая кисть, правая кисть, левое колено, правое колено, левая ступня, правая ступня.

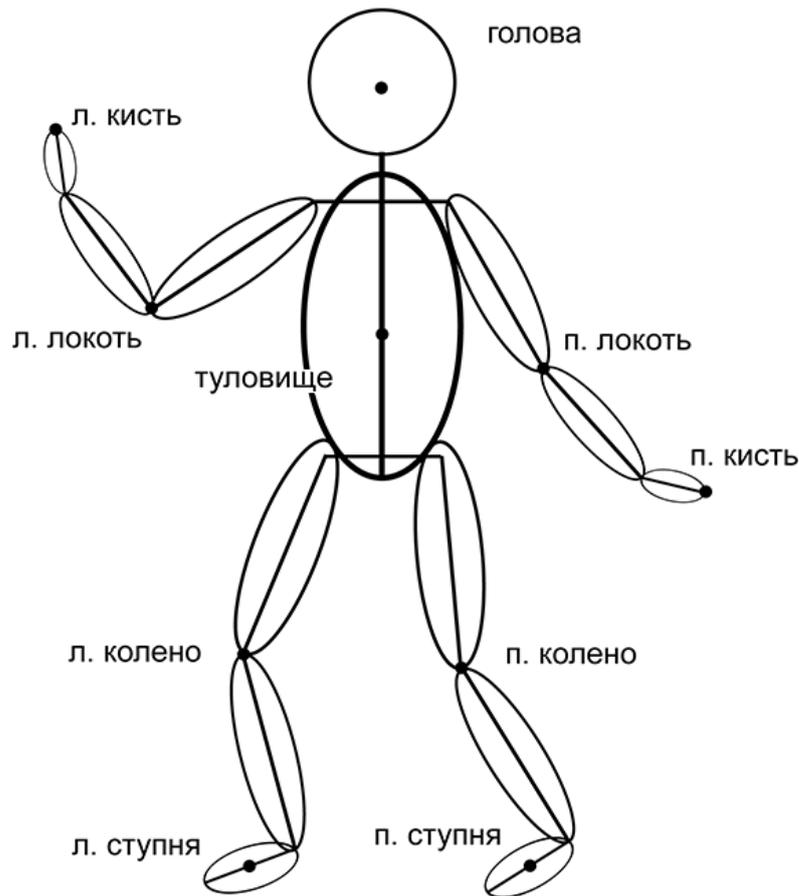


Рисунок 1.34 – Модель пешехода

Для представленных на рисунке 1.34 отражателей записывают профили скорости с помощью оптической камеры. В [80] представлены такие профили. В таблицу 1.1 перенесены данные этих профилей.

Таблица 1.1 – Значение профилей скорости движения разных конечностей человека.

Время, с	Скорость, м/с						туловище
	л. кисть	п. кисть	л. колено	л. ступня	п. колено	п. ступня	
0,00	1,25	1,25	1,25	1,00	0,88	0,01	1,13
0,06	1,63	1,13	1,25	0,13	1,25	0,01	1,33

0,13	1,88	0,88	1,00	0,01	2,13	0,01	1,13
0,19	2,25	0,50	0,50	0,01	2,50	2,00	1,06
0,25	2,38	0,25	0,25	0,01	2,25	3,25	1,00
0,31	2,13	0,25	0,13	0,01	2,00	3,88	1,00
0,38	2,00	0,25	0,25	0,01	1,63	4,25	1,00
0,44	1,50	0,25	0,50	0,01	1,00	3,88	1,06
0,50	1,25	0,50	0,63	0,01	1,00	2,88	1,13
0,56	1,00	0,88	0,88	0,01	1,25	1,00	1,25
0,63	1,00	1,25	1,25	0,01	1,25	0,88	1,38
0,69	1,00	1,63	2,00	0,25	0,88	0,13	1,30
0,75	0,75	2,00	2,50	1,50	0,50	0,01	1,20
0,81	0,38	2,50	2,25	3,38	0,25	0,01	1,06
0,88	0,25	2,50	2,00	4,00	0,25	0,01	1,00
0,94	0,38	2,25	1,50	4,25	0,38	0,01	1,00
1,00	0,50	2,00	1,13	4,00	0,50	0,01	1,00
1,06	0,88	1,63	1,13	2,50	0,50	0,01	1,13
1,13	1,38	1,38	1,25	1,00	1,00	0,01	1,25
1,19	1,75	1,00	1,00	0,63	1,50	0,01	1,38
1,25	2,00	1,00	0,50	0,13	2,38	0,13	1,25
1,31	2,38	0,88	0,38	0,01	2,50	2,25	1,13
1,38	2,38	0,63	0,25	0,01	2,38	3,50	1,00
1,44	2,25	0,50	0,25	0,01	2,00	4,00	1,00
1,50	2,00	0,50	0,50	0,01	1,50	4,13	1,00

На рисунке 1.35 отображены профили скорости, построенные по таблице 1.1. Видно, что скорость ступни, выносимой вперед, в два раза выше, чем скорость кистей и колен. Движение кистей и колен происходит в фазе. Скорость движения туловища изменяется слабо. Явно видно, что изменение скорости конечностей имеет периодический характер.

Такие профили скорости позволяют рассчитать сложный отраженный сигнал от распределенной цели – пешехода. Также по этому профилю скорости можно вычислить доплеровскую spectroграмму, представленную на рисунке 1.36. По каждому отдельному профилю рассчитано изменение доплеровской частоты в сигналах, затем сигналы просуммированы.

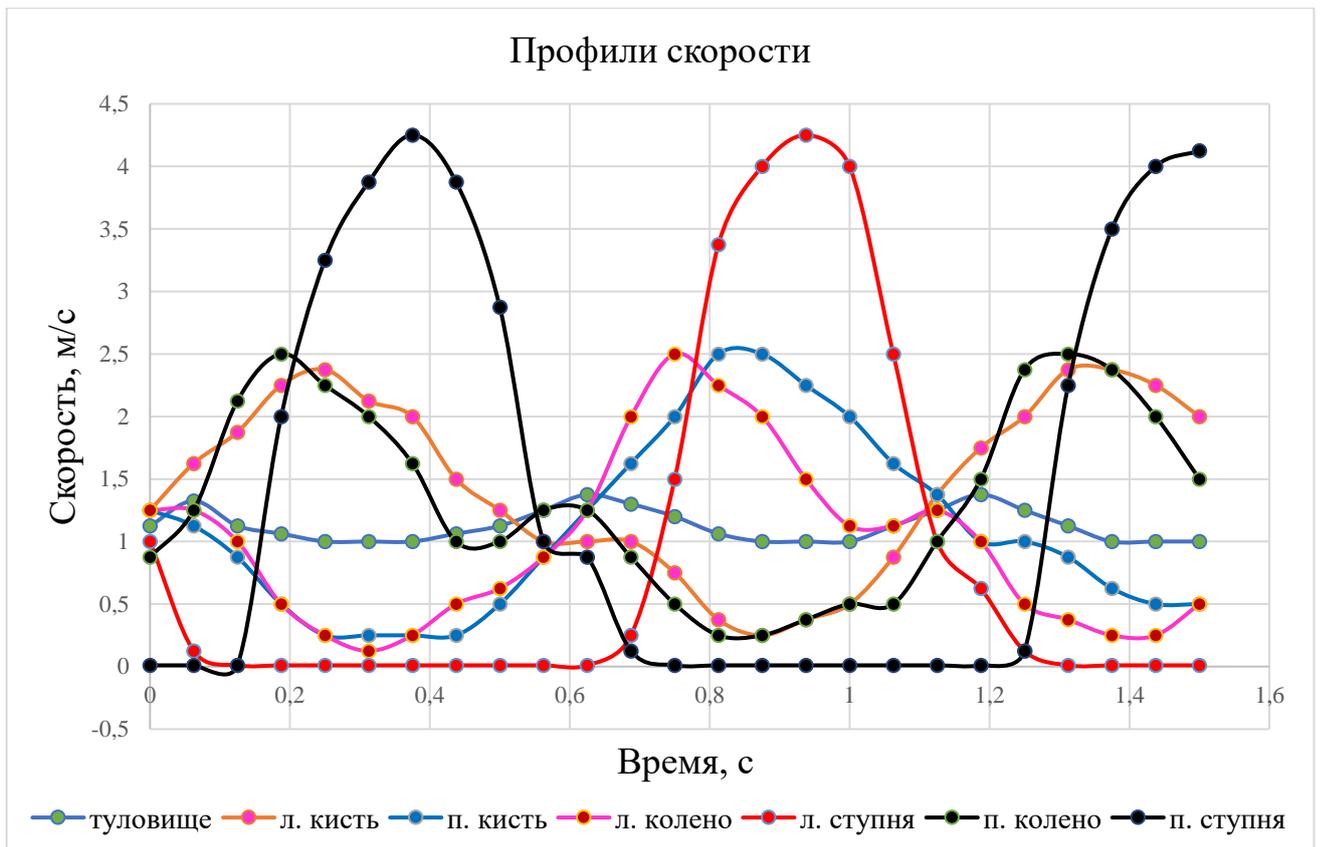


Рисунок 1.35 – Профили скорости движения отдельных точек тела человека при ходьбе

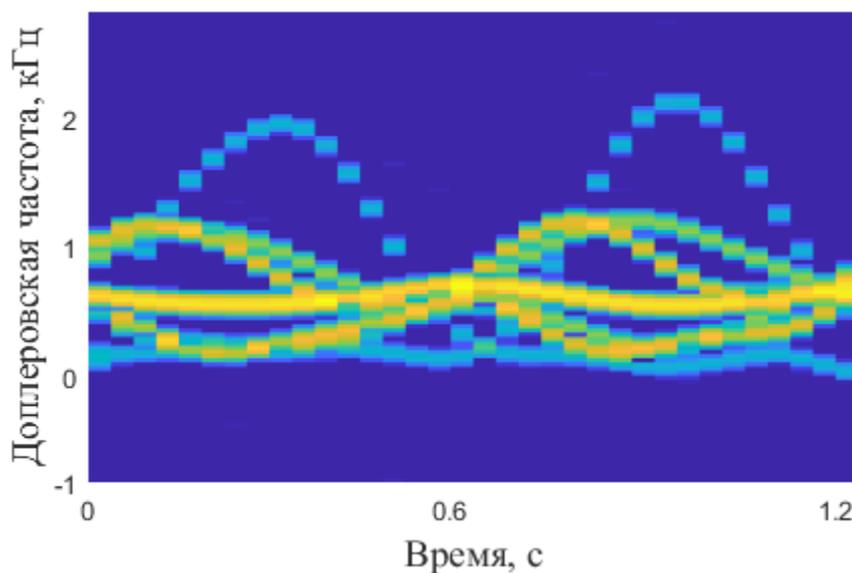


Рисунок 1.36 – Спектрограмма, рассчитанная по профилю скорости

### 1.5.2.2. Модель сигнала микро-Доплера автомобиля

В [85] описывается состав спектра Доплера различных транспортных средств. Но формирование спектра Доплера колесного транспортного средства,

требует дополнительного рассмотрения для описания спектрограмм, полученных в рамках диссертационного исследования.

На рисунке приведено схематичное изображение колеса с радиусом  $R$ , автомобиля, движущегося со скоростью  $v_A$ . Относительно земли центральная точка колеса движется со скоростью автомобиля. Верхняя точка колеса движется со скоростью  $2v_A$ , а нижняя точка имеет скорость равную нулю.

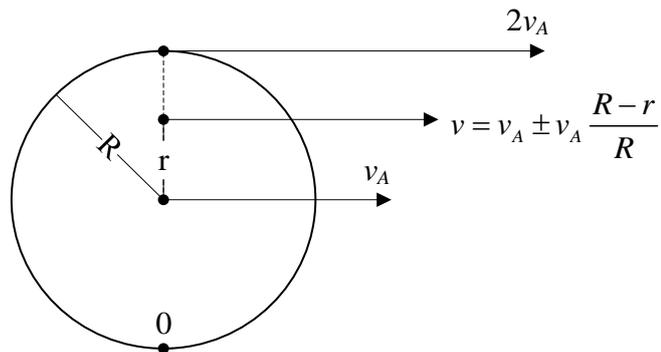


Рисунок 1.37 – Модель колеса автомобиля

Скорость точки, находящейся между центральной и крайней точками на расстоянии  $r$ , можно вычислить по формуле

$$v = v_A \pm \frac{R-r}{R} v_A. \quad (1.29)$$

Экспериментальные данные, подтверждающие модель представлены на рисунке 1.38.

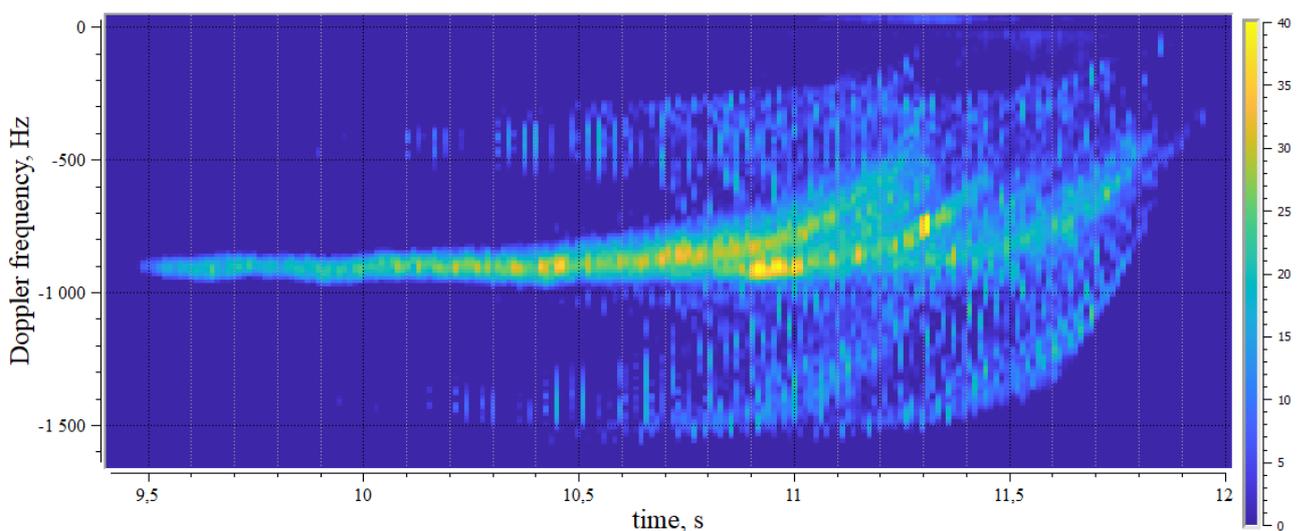


Рисунок 1.38 – Доплеровская спектрограмма автомобиля, со спектральными составляющими, полученными от вращающихся колес

Спектральная составляющая в центре спектрограммы указывает на основную скорость автомобиля. Спектральные составляющие сверху и снизу от центральной, проявляющиеся после отметки по времени 10с, показывают скорость вращения дисков.

### **1.5.3. Методы анализа спектрограммы сигнала микро-Доплера**

#### **1.5.3.1. Методы перехода в другое пространство**

Помимо непосредственной оценки параметров спектрограммы микро-Доплера, применяются различные методы и преобразования для выделения признаков. Дискретное косинусное преобразование (DCT) [10,17,23], преобразование Радона (Radon transform) [16,32], Каденсная диаграмма скоростей (cadence velocity diagram) [22-27], метод псевдомоментов Зерника (Pseudo-Zernike moments) [86], логарифмический фильтр Габора (Log-Gabor filtering) [19], Метод мел-кепстральных коэффициентов (Mel-frequency cepstral coefficient, MFCC) [17].

Данные методы осуществляют разложение исходных данных на компоненты или фильтрацию по частотам. Также используются двухмерные варианты методов, такие 2D-DCT, 2D-FFT [90], 2D-MFCC и т.д.

#### **1.5.3.2. Методы перехода к другим переменным**

Также используются методы перехода к другим переменным или уменьшения размерности, такие как: метод главных компонентов (Principal Component Analysis, PCA) [87], метод независимых компонентов (Independent Component Analysis, ICA) [88], метод нулевых компонент (Zero Component Analysis, ZCA).

В основе этих методов лежит анализ собственных значений (англ. eigenvalues) и собственных векторов (англ. eigenvector) матрицы входных данных.

#### 1.5.4. Методы распознавания по сигналу микро-Доплера

Для распознавания пешеходов на фоне других объектов дорожной сцены по одному кадру используют два основных подхода, основанных на доплеровских признаках [6] и энергетических характеристиках цели [7]. Особенностью этих способов является получение результата распознавания за короткое время (единицы и десятки мс).

Помимо этого, существуют подходы, которые выделяют дополнительную информацию из медленно изменяющихся характеристик сигнала при высокоточных измерениях на основе эффекта микро-Доплера [9-49]. Это позволяет расширить условия применения методов распознавания, с учетом различий доплеровского спектра движущихся объектов, и улучшить характеристики распознавания целей в целом.

Использование бортовых радиолокационных датчиков в системах беспилотного транспорта предполагает применение известных методов обработки радиолокационных сигналов, а также использование устоявшейся терминологии. Так, для задач обнаружения сигнала от цели на фоне мешающих воздействий используются следующие базовые понятия: вероятность правильного обнаружения  $P_D$ , вероятность ложной тревоги  $P_F$  и отношение сигнал/шум (SNR). Функциональная зависимость между вероятностями  $P_D$  и  $P_F$  традиционно представлена кривыми обнаружения [68].

В значительном перечне публикаций [9-49] для задач распознавания в системах компьютерного зрения используются алгоритмы машинного обучения и нейронные сети. При этом качество работы алгоритмов определяется точностью (accuracy [17,18,21,23,26,30,33,35]), долей правильных ответов (correct classification rate [19,29]) и матрицей ошибок (confusion matrix) полученной в эксперименте. Т.е. понятие доля правильных ответов является специфической (базовой) характеристикой при решении задач данного типа.

Следует отметить, что для ряда подходов [9-49], доля правильных ответов высока и достигает значений порядка 99% [18]. Однако зависимость доли

правильных ответов и вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум при различных вероятностях ложной тревоги  $P_F$  изучена недостаточно подробно и требует дополнительных исследований.

## 1.6. Выводы по главе 1

В главе рассмотрены современные устройства получения информации об окружающем пространстве, используемые в индустрии беспилотного автотранспорта. Основным преимуществом радиолокационных устройств получения информации является то, что их качество работы не зависит от освещения, по сравнению с устройствами получения оптического изображения (видеокамер). А габариты и стоимость существенно ниже, чем у оптических дальномеров (ЛИДАРов). За счет этого радиолокаторы становятся неотъемлемой частью системы компьютерного зрения беспилотных автомобилей.

Из обзора литературы следует, что методы, различающие пешехода и автомобиль по ширине доплеровского спектра, не учитывают доплеровское смещение частоты, создаваемое колесами, которое делает полосу доплеровского спектра автомобиля сравнимой с полосой спектра пешехода. Экспериментальные данные, предварительно полученные автором, подтверждают наблюдение составляющих в доплеровском спектре, соответствующих вращению колес.

Для разработки метода распознавания пешеходов, решено использовать доплеровские признаки, ввиду большей устойчивости к искажениям, доступности измерений и достаточной информативности. Многокомпонентная доплеровская спектрограмма позволяет выделить медленно изменяющиеся характеристики радиолокационных целей, таких как пешеход и автомобиль, и отличить их друг от друга.

Обзор литературы показал, что несмотря на большой рост интереса к применению методов машинного обучения и нейронных сетей в области, применение известных пороговых решений остается актуальным и востребованным.

Поэтому в данной работе для распознавания пешехода в дорожной сцене, обработка спектрограммы, как двумерного радиолокационного изображения, сводится к одномерному пороговому решению по критерию Неймана-Пирсона, характеристики которого хорошо изучены.

## **2. Алгоритм распознавания пешеходов по многокомпонентной доплеровской спектрограмме**

В соответствии с [67] разработка методов радиолокационного распознавания целей состоит из трех этапов: выбор объектов и ситуаций, подлежащих распознаванию; выбор метода выделения признака и методики измерений; выбор критерия принятия решений.

Дорожные ситуации, подлежащие распознаванию, описаны в начале главы 1 и представлены на рисунке 1. Коротко говоря, это ситуация в городской местности, в которой пешеход идет вдоль тротуара. Существующие модели рассматриваемых объектов дорожной сцены представлены в разделе 1.5.2. Далее будет проведен сравнительный анализ исследуемых объектов дорожной сцены с целью выделения характерных признаков этих объектов из сигнала микро-Доплера.

### **2.1. Сравнительный анализ моделей объектов дорожной сцены.**

Форма сигнала микро-Доплера пешехода имеет сложный вид. В формировании отраженного сигнала участвует множество точек, имеющих разные вектора скорости в пространстве. Аналитическое решение задачи требует четкой формулировки отличий между объектами. Поэтому предлагается рассмотреть упрощенные спектрограммы [90] для улучшения наглядного восприятия и последующего анализа. При этом, упрощение не ведет к потере информации, важной для анализа и реального использования. Далее будут рассмотрены: сигнал микро-Доплера пешехода, сигнал микро-Доплера машины.

Стоит отметить, что форма сигнала микро-Доплера полученного от статических объектов малого размера, таких как столбы, будет представлена полосой на изображении спектрограммы и не будет иметь периодического характера. Поэтому спектрограммы Доплера, полученные от статических объектов, в диссертации не рассматриваются.

### 2.1.1. Анализ упрощенных спектрограмм

В данном параграфе спектрограммы Доплера будут представлены в виде схематичных изображений из отдельных прямоугольников. Каждый прямоугольник на изображении показывают наличие доплеровской частоты в соответствующий момент времени.

#### 2.1.1.1. Упрощенная модель сигнала микро-Доплера пешехода

Упрощенная модель спектрограммы  
Доплера пешехода

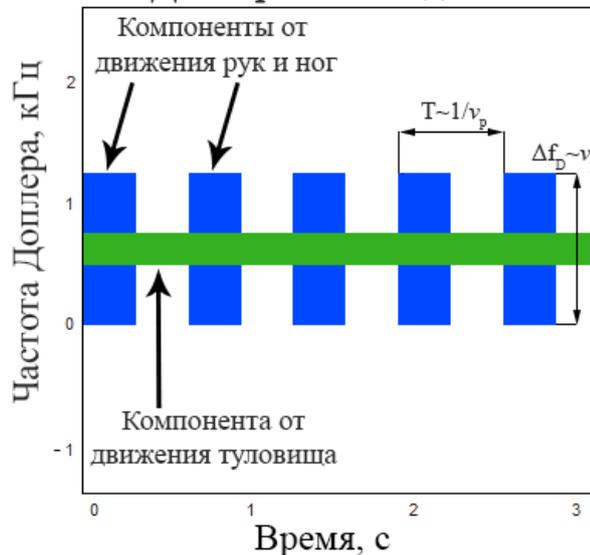


Рисунок 2.1 – Упрощенная модель сигнала микро-Доплера пешехода, движущегося прямолинейно, равномерно. Структурный состав спектрограммы

На рисунке 2.1 представлена упрощенная модель сигнала-Доплера пешехода. Горизонтальная зеленая линия в центре представляет модуляцию частоты Доплера, вызванную движением туловища: плечи, грудь, живот, таз. Для этих частей тела характерна небольшая амплитуда движений, не изменяющаяся существенно при ускорении движения.

Вертикальными синими линиями обозначены составляющие, сформированные суммарным движением рук: кисти, предплечья, локти и движением ног: бедра, колени, голени, стопы. Левая нога движется в противофазе с правой рукой, а правая нога движется в противофазе с левой рукой. Самую

большую скорость движения, а соответственно и частоту Доплера, имеет ступня, выносимая вперед во время движения. Скорость движений рук и коленей примерно сопоставимы. Таким образом создается плотное периодическое заполнение спектрограммы вертикальными составляющими.

Рисунок 2.1 показывает связь скорости движения пешехода и формы спектрограммы. Период следования вертикальных составляющих обратно пропорционален скорости. Чем быстрее человек движется, тем чаще он машет руками. Однако, эта зависимость нелинейна [90]. Ширина полосы частоты Доплера, которую занимают вертикальные составляющие, прямо пропорциональна скорости движения: чем быстрее движется человек, тем быстрее движутся его конечности. Эта зависимость тоже нелинейна, потому что при увеличении скорости движения, человек не только начинает двигать конечностями быстрее, но и изменяется характер движения: изменяется угол сгибания колена, угол поворота плеча и т.д. [91].

На рисунке 2.2 показано, как меняется вид спектрограммы Доплера, если пешеход движется с ускорением. У центральной горизонтальной составляющей появляется наклон, пропорциональный ускорению. Но у вертикальных составляющих наклона не появляется, так как движения рук и ног остаются синхронными даже при изменении скорости. При изменении скорости, будет меняться период следования составляющих.

Упрощенная модель спектрограммы

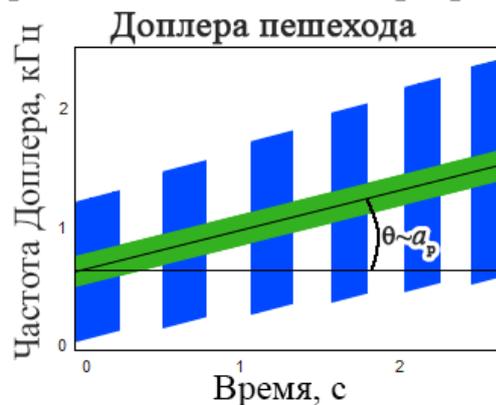


Рисунок 2.2 – Упрощенная модель сигнала микро-Доплера пешехода, движущегося прямолинейно, равноускорено. Зависимость формы изображения от ускорения пешехода

### 2.1.1.2. Упрощенная модель сигнала микро-Доплера автомобиля

На рисунке 2.3 изображен сигнал микро-Доплера автомобиля, движущегося равномерно. Центральная составляющая показывает основную скорость движения автомобиля  $v_A$ . Ширина этой полосы не зависит от скорости автомобиля. Также ширина этой полосы не изменяется во времени при движении автомобиля, так как большинство отражающих точек автомобиля имеют одинаковый вектор скорости и движутся синхронно.

Сверху и снизу от центральной составляющей, при облучении автомобиля под углом, можно увидеть составляющие, полученные по отражению от колес автомобиля. Эти составляющие появляются, из-за того, что, скорость движения отражающих точек колеса отличается от скорости движения точек корпуса автомобиля.

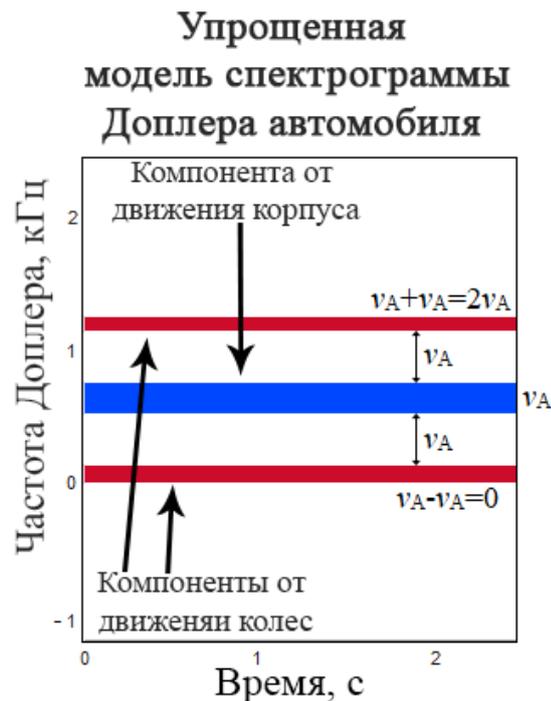


Рисунок 2.3 – Упрощенная модель сигнала микро-Доплера автомобиля, движущегося прямолинейно, равномерно. Структурный состав спектрограммы

Как показано на правой части рисунка 2.3, относительно земли верхняя точка колеса движется со скоростью  $2v_A$ , а нижняя точка колеса имеет скорость  $0$  м/с, этим и определяется максимальная амплитуда составляющих, полученных от колес.  $v_A$ .

Но в реальной ситуации, поскольку покрышка отражает радиоволну слабее, чем металлический диск, то амплитуда верхней и нижней составляющей будет меньше чем  $v_A$ . Аналитически это можно представить следующим выражением

$$v_{в,н} = v_A \pm v_A \frac{R_k - h_n}{R_k}, \quad (2.1)$$

где  $v_{в,н}$  - амплитудное значение скорости верхней и нижней составляющей.  $v_A$  - скорость автомобиля,  $R_k$  - радиус колеса,  $h_n$  - высота покрышки.

Вид сигнала микро-Доплера зависит от формы дисков. Точное описание изменение формы верхней и нижней составляющих представить довольно сложно. Однако, наблюдается общая тенденция изменения составляющих от колес: чем ближе автомобиль к радару, тем они шире (рисунок 1.32).

При ускорении автомобиля, центральная составляющая спектрограммы наклоняется на угол  $\theta$ , пропорциональный ускорению  $a_A$ . Вид спектрограммы представлен на рисунке 2.4. Нижняя составляющая всегда остается прямой, верхняя составляющая наклоняется на больший угол. Соотношение скорости автомобиля и амплитуды полос сохраняется и при ускорении.

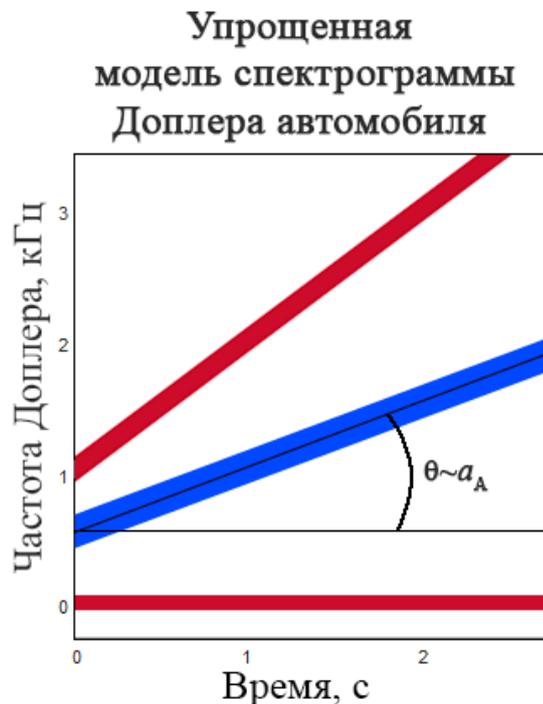


Рисунок 2.4 – Зависимость формы сигнала микро-Доплера автомобиля от ускорения. Автомобиль движется равноускоренно

## 2.2. Алгоритм выделения признака

В [90] автор рассматривает выделение признака с помощью двухмерного быстрого преобразования Фурье. Но в ходе исследования выяснилось, что алгоритм обработки можно упростить до преобразования Фурье по одной размерности с последующим усреднением. При этом исследуемый информационный признак сохраняется, а двухмерное изображение явно приводится к одномерному вектору, это упрощает процедуру принятия решения.

Разработанный алгоритм распознавания пешехода сводится к трем основным шагам [92].

### Шаг 1.

На рисунке 2.5 спектрограмма представлена в виде матрицы данных, где каждая клетка обозначает отсчет спектрограммы. На этом выделяется частота изменения амплитуды во времени каждой составляющей доплеровского спектра в многокомпонентной доплеровской спектрограмме. Частоту изменения амплитуды спектральной составляющей называют **каденсной частотой** [93].

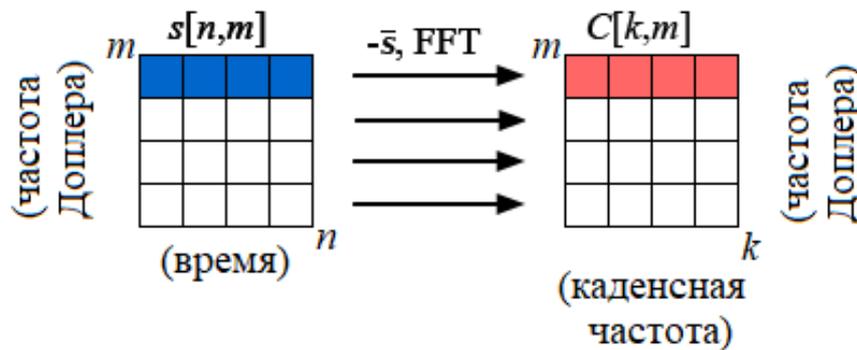


Рисунок 2.5 – Шаг 1: преобразование Фурье каждого среза частоты Доплера  $n$  – время,  $m$  – частота Доплера,  $k$  – каденсная частота

Из каждого среза частоты Доплера  $m$  спектрограммы  $s[n,m]$  вычитается среднее значение, а затем производится быстрое преобразование Фурье (FFT) в направлении времени  $n$ . Результирующее изображение  $C[k,m]$  называется каденсной диаграммой. Способ обработки, представленный шагом 1, рассматривается в научных публикациях [93] с последующим применением алгоритмов машинного обучения для распознавания.

**Шаг 2.**

Если учесть, что характер движения рук и ног симметричный, что подтверждается экспериментальными результатами и научными публикациями [90] в советующей области, то каденсную диаграмму можно усреднить по каждому срезу каденсной частоты  $k$ .

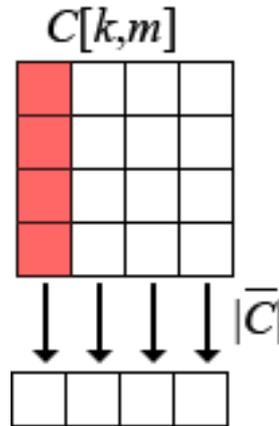


Рисунок 2.6 – Шаг 2: Усреднение каденсной диаграммы по каждому срезу каденсной частоты,  $k$  – каденсная частота,  $m$  – частота Доплера

При скорости движения пешехода 1 км/ч частота махов рук, составляет 0.5 Гц, а при скорости 7 км/ч частота в среднем составляет 1.25 Гц для каждой руки [91]. На рисунке 2.7 визуализирована зависимость частоты махов руками от скорости движения в виде графика, а в таблице 1 приведены соответствующие данные.

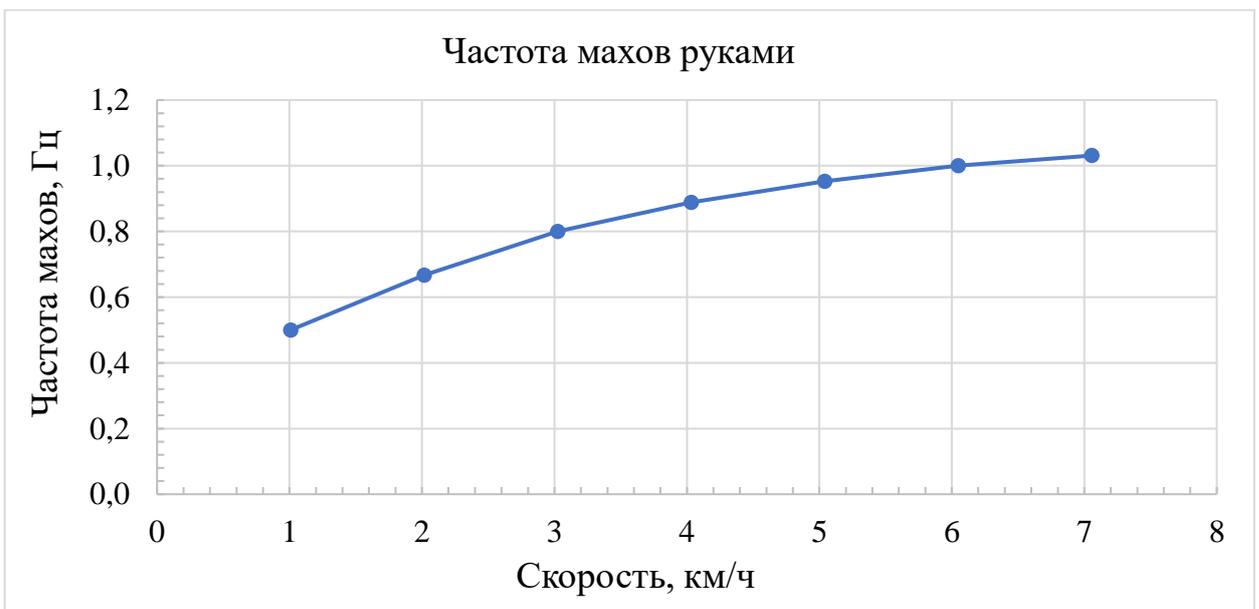


Рисунок 2.7 – График зависимости частоты махов руками от скорости движения

Таблица 2.1 – зависимость частоты махов руками от скорости движения

Скорость движения, км/ч	1,01	2,02	3,02	4,03	5,04	6,05	7,06
Частота махов руками, Гц	0,5	0,67	0,8	0,89	0,95	1	1,03

В спектрограмме наблюдаются махи обеих рук, поэтому частота махов будет удвоенная: 1 Гц и 2.5 Гц соответственно. Это означает, что окно наблюдения должно быть не меньше 1с.

В результате выполнения шага 1 и 2 получается спектр каденсной частоты. При скорости движения пешехода от 1 км/ч до 7км/ч, каденсная частота будет лежать в диапазоне от 1 Гц до 2.5 Гц соответственно. Наличие советующей спектральной компоненты является основным информационным признаком, на основании которого, осуществляется распознавание.

### 2.3. Алгоритм принятия решений

#### Шаг 3.

К полученному одномерному вектору применяется пороговое решение, как это проиллюстрировано на рисунке 2.8. В общем случае величина порога, может быть задана различными способами, но в диссертации рассчитывается по критерию Неймана-Пирсона. Величина порогового уровня  $h$  определяется вероятностью ложной тревоги  $P_F$

$$h = \sqrt{-2LnP_F}, \quad (2.2)$$

где  $P_F$  – заданная вероятность ложной тревоги.

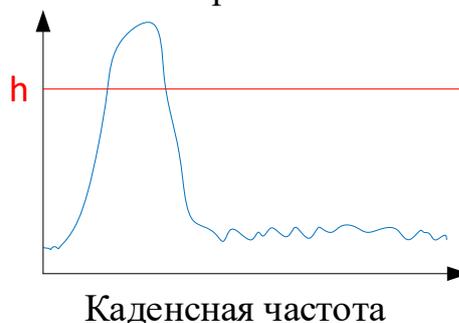


Рисунок 2.8 – Одномерный вектор, полученный в результате усреднения каденсной диаграммы, где  $h$  это заданный пороговый уровень

Далее вероятность правильного обнаружения  $P_D$  будет определять корректность отнесения цели  $b_j$  к классу  $A_I$  - «пешеход», если цель действительно является пешеходом. Другими словами,  $P_D$  обозначает вероятность правильного распознавания.

Если спектрограмма получена от пешехода, то в одномерном спектре будет присутствовать отклик на частотах от 1 до 2.5 Гц.

## 2.4. Общая структура алгоритма

Блок схема алгоритма, объединяющая последовательность всех действий представлена на рисунке 2.9.

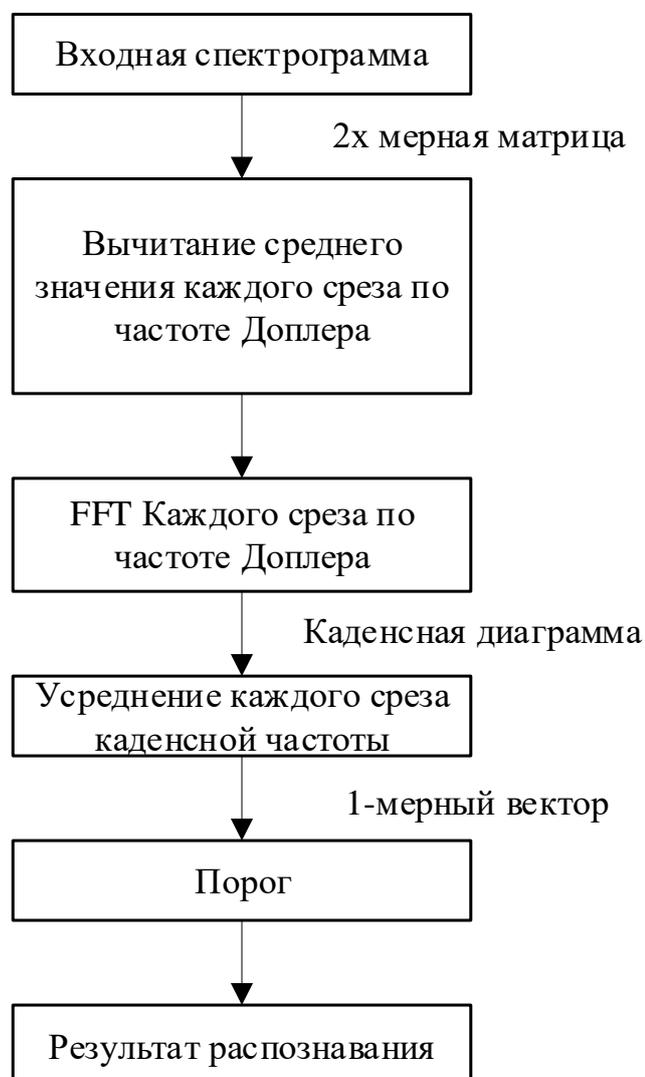


Рисунок 2.9 – Блок схема алгоритма распознавания

Решение будет принято по любой спектрограмме, поступившей на вход алгоритма. В блок схеме не зафиксирован алгоритм накопления спектрограммы. Это делает алгоритм универсальным и не зависящим от способа накопления спектрограммы. Автором предлагается использовать алгоритм в режиме скользящего окна, когда при каждом новом измерении доплеровского спектра, окно смещается на 1 кадр и производится операция распознавания.

В результате выполнения алгоритма по блок-схеме, представленной рисунком 2.9, для распознавания пешехода в дорожной сцене, обработка спектрограммы, как двумерного радиолокационного изображения, последовательно сводится к одномерному пороговому решению.

## 2.5. Аналитические характеристики алгоритма

Известно [67], что вероятность правильного обнаружения сигнала со случайной амплитудой и начальной фазой на фоне шума аналитически определяется следующим выражением:

$$P_D = P_F^{\frac{1}{1+q^2}}, \quad (2.3)$$

где  $P_F$  – заданная вероятность ложной тревоги,  $q = \sqrt{2E/N}$  – параметр обнаружения, а  $E/N$  – отношение сигнал/шум в размах.

Вычисление отношения сигнал/шум в децибелах, из параметра обнаружения  $q$ , для сопоставления с результатами эксперимента, осуществляется по формуле

$$SNR_{dB} = 10 \lg \left( \frac{q^2}{2} \right), \quad (2.4)$$

Кривая, рассчитанная по формуле (2.3) при вероятности ложной тревоги  $10^{-5}$  приведена на рисунке 2.10 сплошной линией. В формулу (2.3) последовательно подставлялся ряд значений параметра обнаружения  $q$  для вычисления  $P_D$ , затем параметр  $q$  пересчитывался в отношение сигнал/шум выраженное в децибелах.

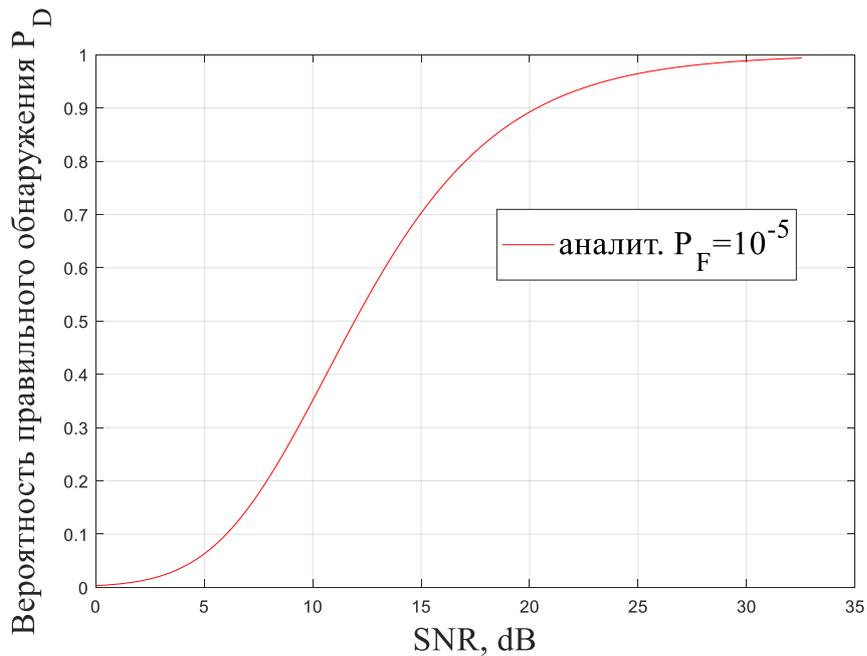


Рисунок 2.10 – Предполагаемая характеристика помехоустойчивости разработанного метода. Сплошная линия –  $P_D$  рассчитана по формуле (2.3),  $P_F = 10^{-5}$

Проведено сравнение предполагаемой характеристики помехоустойчивости разработанного алгоритма распознавания с алгоритмами, предлагаемыми в работах в других авторов. Сравнение приведено в виде графика на рисунке 2.11.

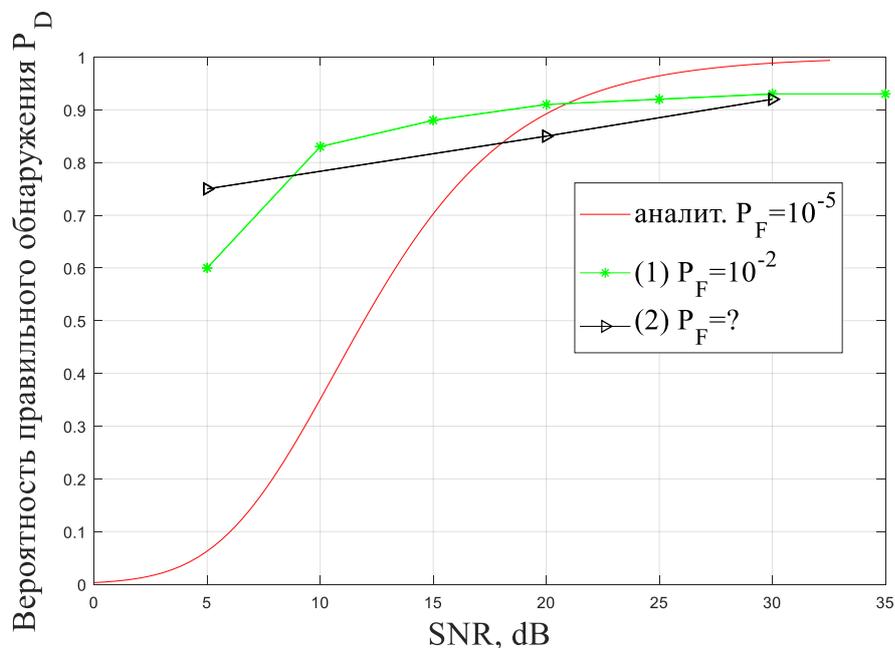


Рисунок 2.11 – Сравнение предполагаемой помехоустойчивости метода, представленного в диссертации, с методами других авторов

На рисунке 2.11 использованы характеристики из следующих работ, соответственно указанных в легенде графика:

- 1) Erol B. Hyperbolically-warped cepstral coefficients for improved micro-Doppler classification // 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf). – IEEE, 2016. – С. 1-6.
- 2) Gurbuz S. Z. Operational assessment and adaptive selection of micro-Doppler features // IET Radar, Sonar & Navigation. – 2015. – Т. 9. – №. 9. – С. 1196-1204.

Из рисунка видно, что метод должен обеспечивать лучшую  $P_D$  при SNR больше 20дБ.

## 2.6. Условия работоспособности алгоритма

Поскольку для распознавания пешехода используется периодичность изменения частоты Доплера, обусловленное движением рук и ног, то важнейшим параметром, определяющим возможность применения метода, является разрешающая способность радиолокатора по скорости (1.12).

Разрешающая способность по скорости должна быть достаточной для того, чтобы отличить движения конечностей от туловища. Скорость движения рук и ног примерно равняется удвоенной скорости туловища. Это видно на профилях скорости в [80] и на рисунке 1.35. Поэтому, разрешающая способность должна быть не меньше минимальной установленной скорости пешехода (например  $v_{P.min} = 1 \text{ км/ч}$ ,  $\delta v < 1 \text{ км/ч}$ ).

Уровень мощности сигнала, отраженного от конечностей в среднем на 15-20 дБ ниже, чем от туловища, поэтому требуется дополнительное увеличение разрешающей способности еще в 2 раза, для того чтобы наблюдать отклик.

Для формирования спектрограммы измеряется радиальная составляющая скорости цели. Радиальная скорость связана со скоростью  $v_r = v \cos \theta$ . В строгом смысле  $\theta$  это угол между вектором скорости цели и радиус-вектором до радиолокатора, но в случае, если цель движется параллельно нормали

радиолокатора,  $\theta$  равняется углу прихода сигнала. При уменьшении радиальной скорости цели в 2 раза относительно полного вектора скорости, разрешающую способность необходимо увеличить еще в 2 раза.

Поскольку наблюдение (накопление информации) длится 1-2 секунды, то при опережении, обгоне или встречном движении, резкое изменение угла визирования цели приведет к существенному изменению формы спектрограммы.

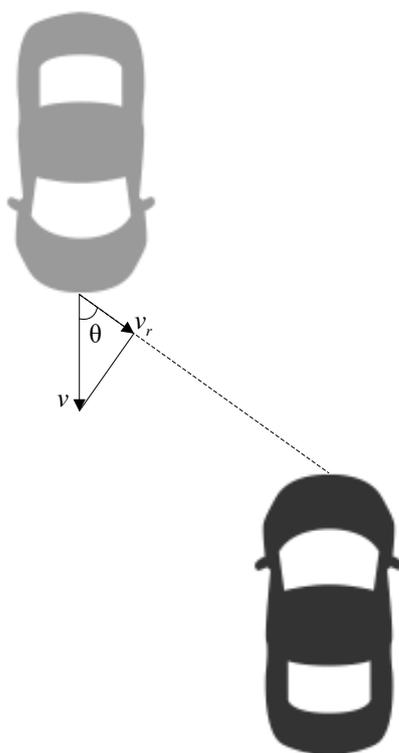


Рисунок 2.12 – Типичная дорожная сцена, когда автомобили движется на встречу друг другу

На рисунке 2.12 показана ситуация, в которой при встречном движении, радиальная скорость автомобиля уменьшается и становится равной нулю в момент пересечения плоскости антенны радиолокатора. Фактически, в этот момент, наблюдается радиальное ускорение. Поскольку автомобиль является распределённой целью, то изменение радиальной скорости для отдельных частей автомобиля происходит не одновременно. Это хорошо видно на рисунке 2.13, как последовательно одна за другой, уменьшается радиальная скорость передней, средней и задней частей автомобиля соответственно.

На рисунке 2.13 видно, что спектрограмма автомобиля, корпус которого последовательно пересекает плоскость апертуры антенны, имеет периодический

характер на отрезке 27-29 с. При этом в двухмерном спектре сигнала микро-Доплера будет присутствовать горизонтальная компонента, также, как и для спектра человека. Это неизбежно приводит к ошибочному решению. Поэтому диапазон углов целей, для которого разрешено подавать доплеровскую spectroграмму на вход алгоритм распознавания, необходимо ограничить. В [90] рассматривается связь ускорения цели, доплеровской spectroграммы и результата 2D FFT.

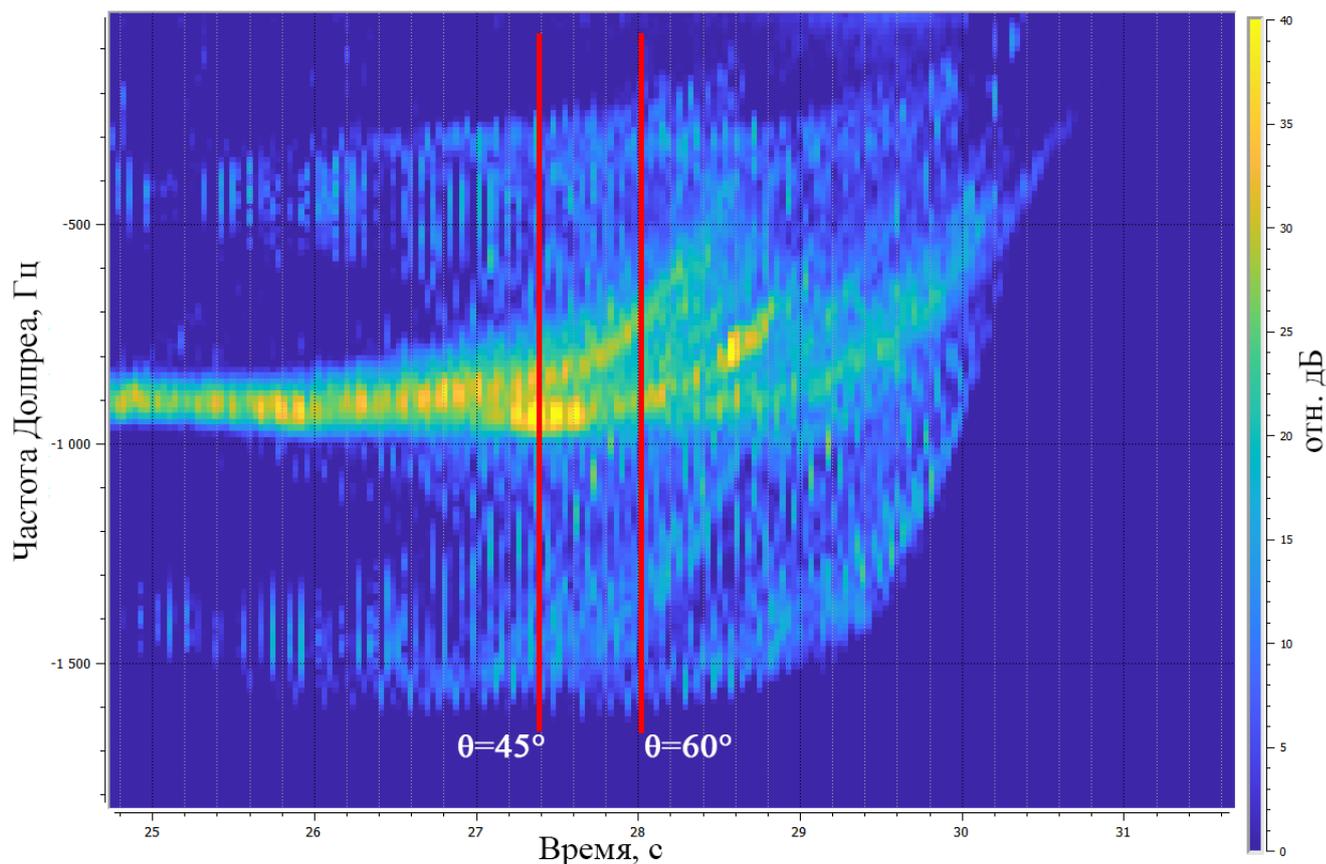


Рисунок 2.13 – Spectrogram автомобиля, пересекающего плоскость апертуры антенны. Красными линиями отмечен угол  $\theta$ , показывающий угол прихода сигнала от передней части автомобиля в разные моменты времени

На основе изложенного можно сформулировать требования к условиям использования метода: 1) разрешающая способность бортовой радиолокационной системы должна быть в 4 раза выше минимального значения установленной скорости целей -  $\delta v < \frac{1}{4} v_{\min}$  2) Рабочий диапазон изменения азимута цели необходимо ограничить значениями  $0^\circ < \theta < 60^\circ$ , где изменение функции косинуса имеет характер близкий к линейному.

## 2.7. Схема применения алгоритма в целостном радиолокационном комплексе

Как показано на рисунке 2.14, для того чтобы осуществить операцию распознавания в реальном радиолокационном комплексе, сначала необходимо произвести обнаружение целей, затем используя алгоритм трекинга необходимо накопить спектрограмму Доплера для каждой цели. После чего, доплеровская спектрограмма поступает на вход разработанного алгоритма.

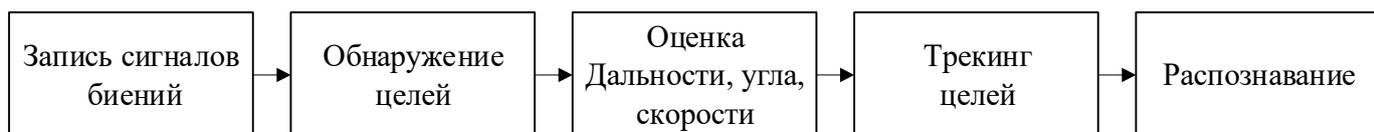


Рисунок 2.14 – Общая схема обработки сигналов

Разработанный алгоритм распознавания может быть внедрен в существующие радиолокационные системы, если они осуществляют измерение доплеровского спектра с необходимой разрешающей способностью.

## 2.8. Выводы по главе 2

Проведен сравнительный анализ моделей многокомпонентных доплеровских спектрограмм. Выявлено, что отличительным признаком многокомпонентной доплеровской спектрограммы пешехода является то, что она имеет периодический характер вдоль оси времени. Это обусловлено поступательными движениями рук и ног. Доплеровская спектрограмма автомобиля не имеет периодической структуры вдоль оси времени.

Разработаны упрощенные модели многокомпонентных доплеровских спектрограмм пешехода и автомобиля, явно обозначающие периодическую структуру спектрограмм.

В качестве методов математического анализа для выделения периодичности доплеровской спектрограммы по каждой оси (время, частота Доплера) исследовались двумерное косинусное преобразование и двумерное быстрое преобразование Фурье. Исследование показало, что двумерный спектр,

полученный с помощью двухмерного преобразования Фурье, действительно показывает различия доплеровских спектрограмм пешехода и автомобиля.

В ходе исследования выявлено, что для выделения существенного информационного признака, необходимого для распознавания пешехода, не является необходимым применение двухмерного преобразования Фурье. Для выделения существенного информационного признака достаточно выполнить преобразование Фурье вдоль оси времени доплеровской спектрограммы, а полученную матрицу усреднить по оси каденсной частоты.

В результате разработан алгоритм, в котором при обработке доплеровской спектрограммы, как двухмерного яркостного изображения, последовательно получается одномерный вектор. К этому вектору в последствии, допустимо применить порог, рассчитанный по критерию Неймана-Пирсона.

### 3. Практическая реализация и экспериментальное исследование

#### 3.1. Предварительная обработка экспериментальных данных

Для получения спектрограммы Доплера использован алгоритм, представленный на рисунке. 3.1. Сигналы биений, полученные при каждом излучении ЛЧМ импульса, последовательно записываются в матрицу данных. Из каждого среза по медленному времени вычитается его среднее значение для удаления статического фона, затем выполняется FFT для оценки доплеровского спектра. В полученной матрице усредняется каждый срез по частоте Доплера. В результате получается мгновенный доплеровский спектр для формирования спектрограммы. Разрешение по дальности в таком алгоритме обработки отсутствует, но в лабораторных условиях это допустимо ввиду существенного упрощения алгоритма предобработки сигналов. Поэтому во всех экспериментальных сценариях все цели обязательно разрешаются по скорости.

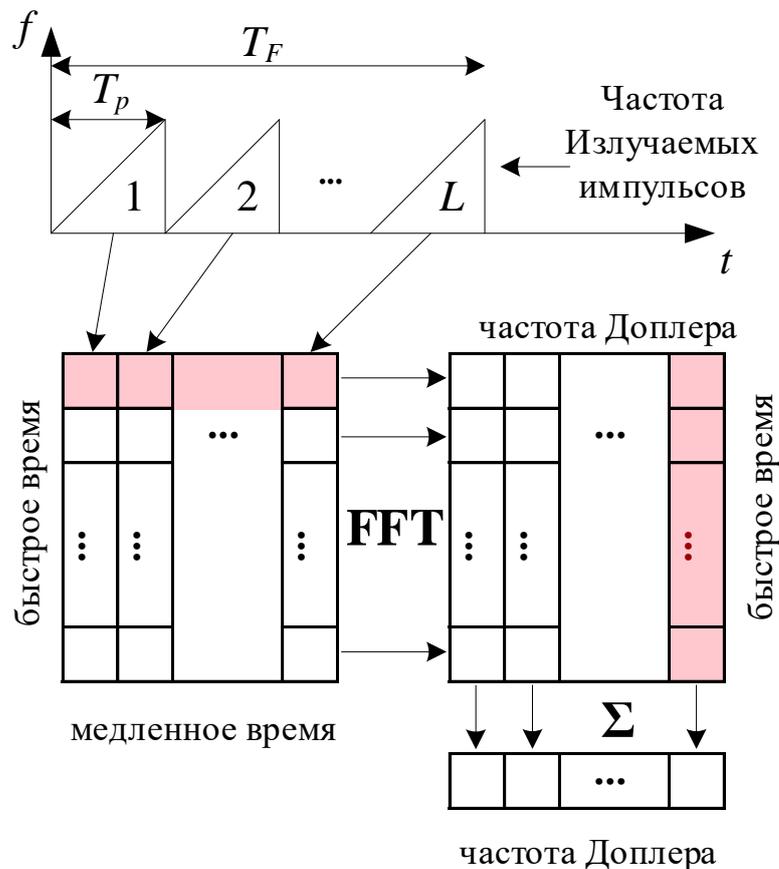


Рисунок 3.1 – Алгоритм обработки сигнала радиолокатора для получения спектрограммы Доплера

### 3.2. Описание экспериментальной установки

Модель радиолокатора: Texas Instruments AWR1243BOOST, техническое описание представлено в [94]. Параметры сигнала: тип сигнала – последовательности коротких ЛЧМ сигналов с импульсной модуляцией (FMCW Fast-Ramp), несущая частота 77 ГГц, полоса ЛЧМ сигнала 4 ГГц (77-81 ГГц), длительность одного импульса  $T_p=39$  мкс, период повторения импульсов 156 мкс, количество импульсов в пачке  $L=256$ , общая длительность пачки  $T_F=40$  мс, количество отсчетов АЦП на один импульс 256, АЦП квадратурный, частота оцифровки 5 МГц, частота следования пачек 25 кадров в секунду.

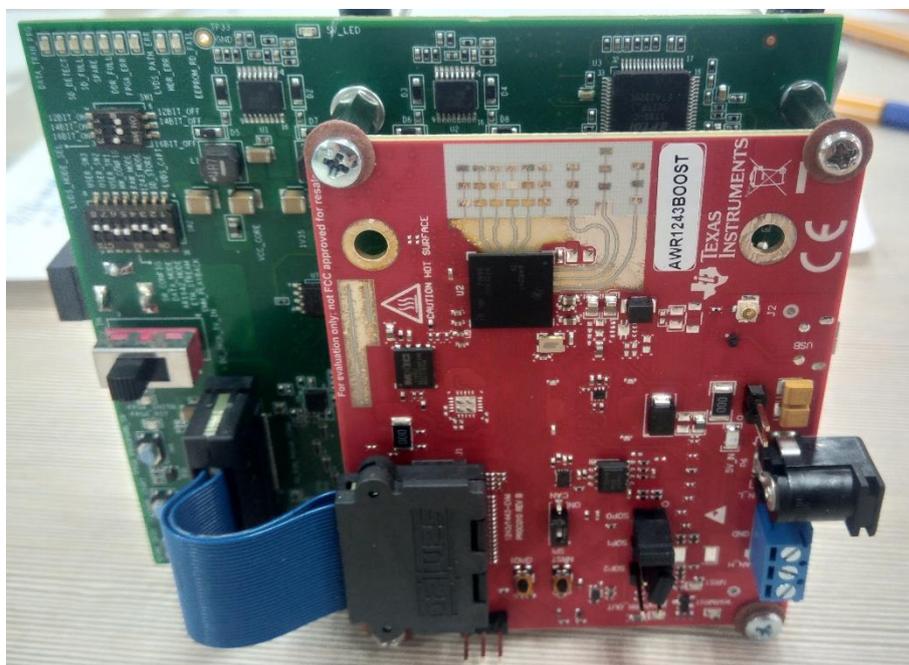


Рисунок 3.2 – Фотография радиолокатора AWR1243BOOST, использованного в экспериментах

На рисунке 3.2 передняя красная плата это AWR1243BOOST, на которой в верхней части расположена интегральная микросхема AWR1243, имеющая в своем составе аналоговую подсистему формирования и приема радиосигналов, а также цифровую подсистему для оцифровки сигналов биений, записи данных в буфер с последующей передачей по интерфейсу LVDS на внешнее устройство для обработки. На заднем плане расположена плата DCA1000EVM [95], осуществляющая прием оцифрованных сигналов биений по интерфейсу LVDS с

последующей передачей этих данных по интерфейсу ethernet на персональный компьютер. Возможная калибровка радиочастотного тракта обсуждалась в [96].

На рисунке 3.3 показан экспериментальный макет, использовавшийся для проведения измерений. Макет состоит из радиолокатора, штатива для крепления радиолокатора, аккумуляторной батареи 12 В, инвертора, источника питания радиолокатора. В состав входит ноутбук, через который осуществляется настройка радиолокатора, запись радиолокационных данных и запись видео. Также в состав установки входят портативные уголкового отражатели, используемые для юстировки радиолокатора и проверки режима работы.



Рисунок 3.3 – Фотография экспериментальной установки

В ходе диссертационной работы разработано программное обеспечение для ПК «Программа обработки радиолокационных данных и выделения сигнала микро-Доплера» [97]. Основным функционалом программы является: прием оцифрованных сигналов биений от радиолокатора, первичная обработка данных в реальном времени в виде векторного усреднения, вычитания статического фона, построение радиолокационных изображений дальность-угол, дальность-скорость, а также доплеровского спектра и доплеровской спектрограммы. Программа позволяет записывать сигналы биений на жесткий диск без обработки и считывать записанные данные с жесткого диска с проведением обработки. Также программа позволяет вести запись оптических изображений с usb-камеры синхронно с записью радиолокационных данных.

### 3.3. Описание методики проведения эксперимента

В эксперименте исследовались два типа объектов пешеход (рисунок 3.4) и автомобиль (рисунок 3.5). Пешеход, передвигался прямолинейно вдоль главной оси антенны радиолокатора с тремя разными скоростями, примерно разными 3, 4.5 и 6 км/ч. Исследовалось два типа ходьбы: обычный с естественными махами руками, и без махов руками, когда руки прижаты к корпусу. Пешеход начинал движение вне зоны видимости радиолокатора.

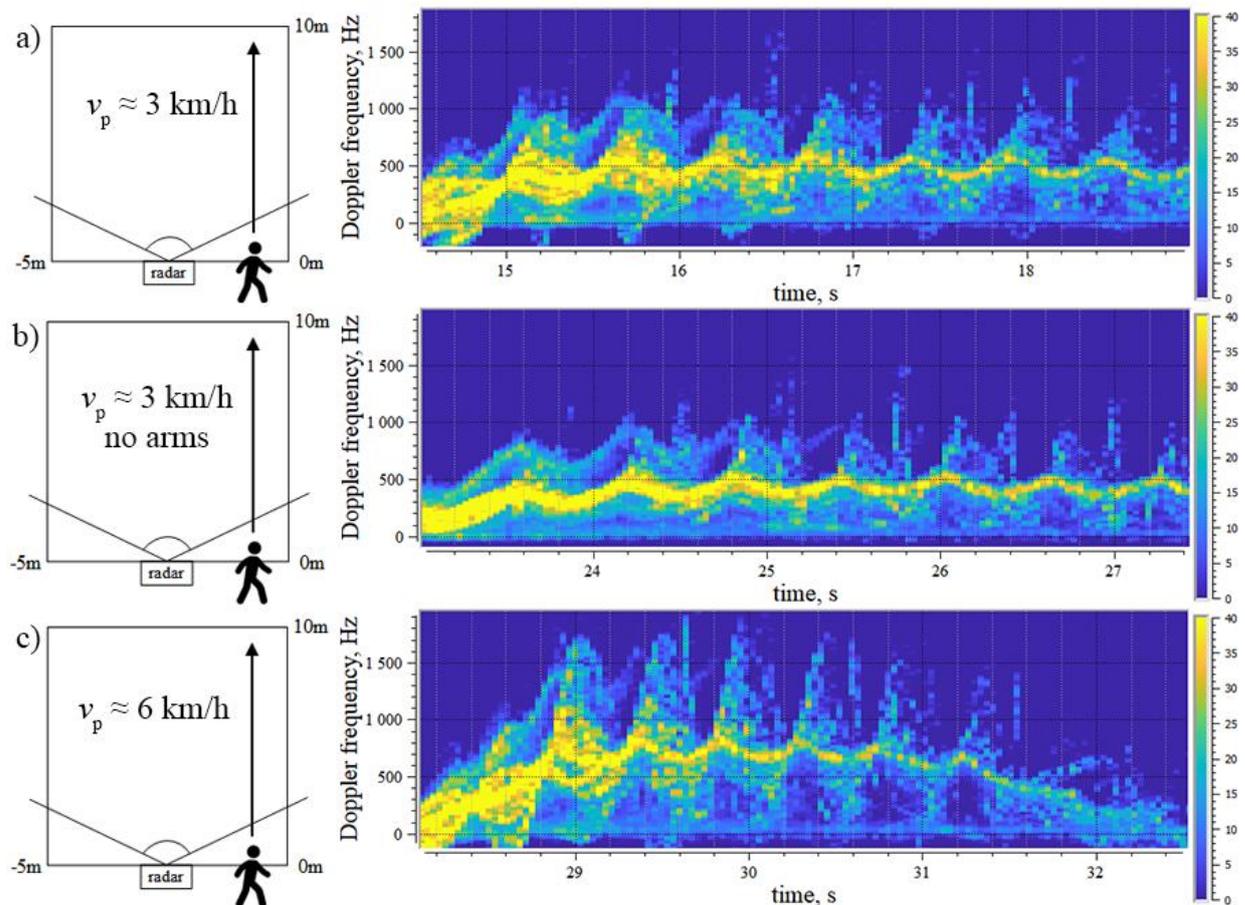


Рисунок 3.4 Сценарии эксперимента для полученных данных

На рисунке 3.4 (б) видно, что даже при отсутствии движения рук, спектрограмма имеет периодический характер вдоль оси времени, формируемый движением ног, что позволяет применять метод в условиях, когда человек несет сумки и не машет руками.

Автомобиль в эксперименте тоже двигался прямолинейно вдоль линии визирования радиолокатора с различными скоростями 5 (рисунок 3.5 а), 10 (рисунок 3.5 б) и 20 км/ч. Автомобиль начинал движение перед радиолокатором в

пределах его зоны действия, двигался навстречу радиолокатору и затем выезжал из зоны видимости радиолокатора.

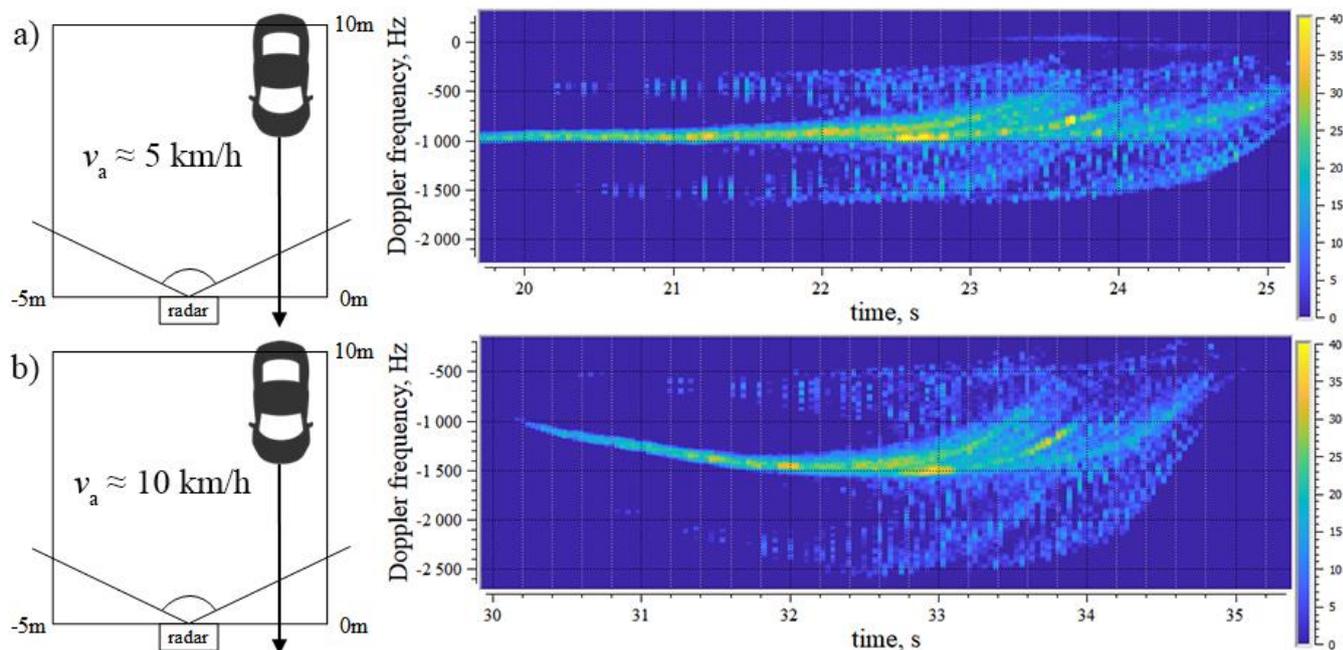


Рисунок 3.5 Сценарии эксперимента для полученных данных

Обработка экспериментальных данных осуществлялась применением разработанного алгоритма распознавания к записанным спектрограммам [98]. Алгоритм распознавания реализован в соответствии с блок схемой, приведенной на рисунке 2.9. Применение разработанного алгоритма осуществлялось в режиме скользящего окна. Это значит, что по каждому кадру радиолокационных данных, занимающему 40 мс, вычисляется мгновенный доплеровский спектр, в соответствии со схемой на рисунке 3.1. Мгновенный спектр записывается в буфер для накопления спектрограммы. Как только в буфере накапливается спектрограмма длительностью 1 с, начинает выполняться алгоритм распознавание. Режим скользящего окна заключается в том, при поступлении нового мгновенного доплеровского спектра в буфер, последний спектр удаляется, смещая отрезок спектрограммы в буфере на 1 кадр. Операция распознавания осуществляется после каждого нового кадра. Это означает, что частота выполнения операции распознавания составляет 25 Гц. Размер окна по доплеровской частоте составляет 2 кГц. Другими словами, окно размером 1 с на 2 кГц скользит по спектрограмме вдоль оси времени, выполняя операцию распознавания на каждый кадр данных.

### 3.4. Результаты эксперимента

На рисунке 3.6 представлены значения вероятности правильного обнаружения, полученные при обработке экспериментальных данных.

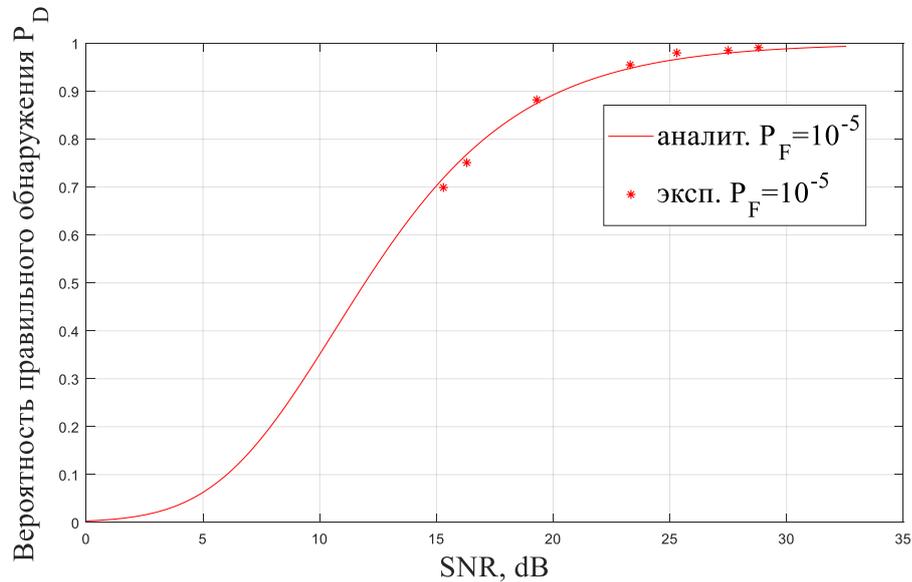


Рисунок 3.6 – Кривая обнаружения, полученная по формуле (2.3). Вероятности правильного обнаружения, полученные при эксперименте – звездочки SNR для экспериментальных данных, вычислялось как отношение среднего значения SNR всех точек, относящихся к полезному сигналу, к среднему значению точек, относящихся к шуму.

### 3.5. Выводы по главе 3

Разработано программное обеспечение, обеспечивающее настройку параметров радиолокатора (тип сигнала, несущая частота, полоса, длительность, количество импульсов и т.д.), и передачу данных на ПК. Разработано программное обеспечение для ПК, обеспечивающее прием радиолокационных данных – сигналов биений с АЦП, первичную обработку данных в реальном времени: вычисление дальности, скорости, углового положения целей, когерентное усреднение, вычитание статического фона; построение радиолокационных изображений: дальность-азимут, дальность-скорость, доплеровской spectroграммы. Разработано программное обеспечение для вторичной обработки:

выполнения разработанного алгоритма распознавания по полученной Доплеровской спектрограмме.

Проведена серия измерений для разных сценариев, описываемых разной скоростью движения целей, направлением движения и типом движений. Измерения проводились как внутри помещения, так и снаружи. При измерениях на жесткий диск ПК синхронно записывались сигналы биений с четырех приемных каналов радиолокатора и изображение с видеокамеры.

Вероятности правильного обнаружения, полученные экспериментально, совпадают с кривой, рассчитанной по аналитическому выражению. Это дает основания полагать, что характеристики предлагаемого подхода определяются по формуле (2.3).

## Заключение

В диссертационной работе проведен анализ различных методов получения информации об окружающем пространстве, применяемых в индустрии беспилотного автотранспорта, и показана необходимость использования радиолокаторов для распознавания объектов дорожной сцены.

Рассмотрен способ измерения доплеровского спектра и доплеровской spectroграммы целей на основе излучения последовательности коротких ЛЧМ импульсов, называемый в зарубежной литературе fast-ramp FMCW. Такой метод позволяет при единообразной обработке сигналов биений с помощью быстрого преобразования Фурье измерять дальность, угловое положение, скорость и доплеровский спектр целей.

При рассмотрении информационных признаков для распознавания целей выявлено, наиболее доступным и информативным является использование доплеровского спектра и доплеровской spectroграммы, измеряемых с высокой разрешающей способностью по скорости.

В диссертации рассмотрен эффект микро-Доплера – определяющий форму многокомпонентной доплеровской spectroграммы, полученной при высокой разрешающей способности по скорости от целей, имеющих в своем составе части, осуществляющие возвратно-поступательные движения.

Изучены существующие модели сигналов микро-Доплера от пешеходов и автомобилей, проведен их сравнительный анализ. Изучены методы обработки сигналов микро-Доплера.

Предложены упрощенные модели многокомпонентных доплеровских spectroграмм пешехода и автомобиля, явно указывающие на их различия. Различие заключается в том, что составляющие доплеровского спектра пешехода имеют периодический характер изменения амплитуды в течении времени. Это явно видно на доплеровской spectroграмме. В качестве метода для выделения периодичности изменения амплитуды компонент доплеровского спектра выбрано быстрое преобразование Фурье.

В результате синтезирован алгоритм распознавания, преобразующий доплеровскую spectrogramму к одномерному вектору с последующим применением порога, рассчитанного по критерию Неймана-Пирсона.

Диссертационная работа развивает методику анализа многокомпонентных доплеровских spectrogramм. Разработанный алгоритм улучшает характеристики существующих методов распознавания пешеходов, расширяет область применения радиолокационных систем распознавания, и укрепляет роль радиолокаторов среди других датчиков в системах компьютерного зрения. Предложенный алгоритм распознавания может быть использован в радиолокационных системах беспилотного транспорта и системах помощи водителю.

В качестве рекомендаций по улучшению разработанного метода, может выступить использование адаптивных пороговых алгоритмов для принятия решений. Разработанный метод распознавания построен на основе быстрого преобразования Фурье, что позволяет использовать аппаратные ускорители.

Перспективой развития предложенной методики распознавания является разработка комплексного метода распознавания для 4х классов объектов дорожной сцены: пешеходы, автомобили, велосипедисты мотоциклисты.

**СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Automotive radars: A review of signal processing techniques / S. M. Patole, M. Torlak, D. Wang, M. Ali // *IEEE Signal Processing Magazine*. – 2017. – Vol. 34. – №. 2. – PP. 22–35.
2. Hasch J. Driving towards 2020: Automotive radar technology trends // 2015 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM). – IEEE, 2015. – PP. 1–4.
3. Kim J. Radar and vision sensor fusion for object detection in autonomous vehicle surroundings / J. Kim, D. S. Han, B. Senouci // 2018 Tenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). – IEEE, 2018. – PP. 76–78.
4. Steinbaeck Next generation radar sensors in automotive sensor fusion systems / J. Steinbaeck, C. Steger, G. Holweg, N. Druml // 2017 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF). – IEEE, 2017. – PP. 1–6.
5. Новостной технологический портал UnitedLex [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.unitedlex.com/news/from-google-to-tesla-its-a-war-of-lidar-or-radar> (дата обращения: 10.02.2019)
6. Bartsch A. Pedestrian recognition using automotive radar sensors / A. Bartsch, F. Fitzek, R. H. Rasshofer // *Advances in Radio Science*. – 2012. – Vol. 10. – №. B. 2. – PP. 45–55.
7. Human–vehicle classification using feature-based SVM in 77-GHz automotive FMCW radar / S. Lee, Y. J. Yoon, J. E. Lee, S. C. Kim // *IET Radar, Sonar & Navigation*. – 2017. – Vol. 11. – №. 10. – PP. 1589–1596.
8. Nanzer J. A. Bayesian classification of humans and vehicles using micro-Doppler signals from a scanning-beam radar / J. A. Nanzer, R. L. Rogers // *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*. – 2009. – Vol. 19. – №. 5. – PP. 338–340.
9. Mesloub A. Ground moving target classification based on micro-Doppler signature using novel spectral information features / A. Mesloub, K. Abed-Meraim, A. Belouchrani // 2017 European Radar Conference (EURAD). – IEEE, 2017. – PP. 255–258.

10. Operational assessment and adaptive selection of micro-Doppler features / S. Z. Gurbuz, B. Erol, B. Cagliyan, B. Tekeli // IET Radar, Sonar & Navigation. – 2015. – Vol. 9. – №. 9. – PP. 1196–1204.
11. Zenaldin M. Radar micro-Doppler based human activity classification for indoor and outdoor environments / M. Zenaldin, R. M. Narayanan // Radar Sensor Technology XX. – International Society for Optics and Photonics, 2016. – Vol. 9829. – PP. 1–10.
12. Radar micro-Doppler signal detection and extraction via short-time sparse fractional fourier transform / X. Chen, Y. Huang, J. Guan, Y. He // International Conference on Radar Systems (Radar 2017). – IET, 2017. – PP. 1–4.
13. Zhang W. Detection of multiple micro-drones via cadence velocity diagram analysis / W. Zhang, G. Li // Electronics Letters. – 2018. – Vol. 54. – №. 7. – PP. 441–443.
14. Hyun E. A pedestrian detection scheme using a coherent phase difference method based on 2D range-Doppler FMCW radar / E. Hyun, Y. S. Jin, J. H. Lee // Sensors. – 2016. – Vol. 16. – №. 1. – PP. 124–137.
15. Nanzer J. A. A review of microwave wireless techniques for human presence detection and classification //IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2017. – Vol. 65. – №. 5. – PP. 1780–1794.
16. Li W. An enhancing normalized inverse radon transform for parameter extraction of micro-Doppler / W. Li, B. Xiong, G. Kuang // 2017 2nd International Conference on Frontiers of Sensors Technologies (ICFST). – IEEE, 2017. – PP. 354–357.
17. Erol B. Automatic data-driven frequency-warped cepstral feature design for micro-Doppler classification / B. Erol, M. G. Amin, S. Z. Gurbuz // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2018. – Vol. 54. – №. 4. – PP. 1724–1738.
18. Cao P. Classification of Ground Targets Based on Radar Micro-Doppler Signatures Using Deep Learning and Conventional Supervised Learning Methods / P. Cao, W. Xia, Y. Li // Radioengineering. – 2018. – Vol. 27. – №. 3. – PP. 835.
19. Tivive F. H. C. Classification of micro-Doppler signatures of human motions using log-Gabor filters / F. H. C. Tivive, S. L. Phung, A. Bouzerdoun // IET Radar, Sonar & Navigation. – 2015. – Vol. 9. – №. 9. – PP. 1188–1195.

20. Vishwakarma S. Classification of multiple targets based on disaggregation of micro-doppler signatures / S. Vishwakarma, S. S. Ram // 2016 Asia-Pacific Microwave Conference (APMC). – IEEE, 2016. – PP. 1–4.
21. Seyfioglu M. S. Deep neural network initialization methods for micro-Doppler classification with low training sample support / M. S. Seyfioglu, S. Z. Gurbuz // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2017. – Vol. 14. – №. 12. – PP. 2462–2466.
22. Zhang W. Detection of multiple micro-drones via cadence velocity diagram analysis / W. Zhang, G. Li // Electronics Letters. – 2018. – Vol. 54. – №. 7. – PP. 441–443.
23. Vishwakarma S. Dictionary learning with low computational complexity for classification of human micro-Dopplers across multiple carrier frequencies / S. Vishwakarma, S. S. Ram // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – PP. 29793–29805.
24. Gesture classification with handcrafted micro-Doppler features using a FMCW radar / Y. Sun, T. Fei, F. Schliep, N. Pohl // 2018 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM). – IEEE, 2018. – PP. 1–4.
25. Chen X. High resolution extraction of radar micro-Doppler signature using sparse time-frequency distribution / X. Chen, J. Guan, Y. He // 2017 XXXIInd General Assembly and Scientific Symposium of the International Union of Radio Science (URSI GASS). – IEEE, 2017. – PP. 1–4.
26. Kim Y. Human detection and activity classification based on micro-Doppler signatures using deep convolutional neural networks / Y. Kim, T. Moon // IEEE geoscience and remote sensing letters. – 2015. – Vol. 13. – №. 1. – PP. 8–12.
27. Human Micro-Doppler Frequency Estimation Approach for Doppler Radar / Y. Ding, C. Lei, X. Xu, K. Sun, L. Wang // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – PP. 6149–6159.
28. Human micro-Doppler signature extraction in the foliage-penetration environment / J. Zhang, T. Jin, Y. He, L. Qiu, Z. Zhou // 2016 21st International Conference on Microwave, Radar and Wireless Communications (MIKON). – IEEE, 2016. – PP. 1–5.
29. Erol B. Hyperbolically-warped cepstral coefficients for improved micro-Doppler classification / B. Erol, S. Z. Gurbuz // 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf). – IEEE, 2016. – PP. 1–6.

30. Fan Y. Identification of Pedestrian and Bicyclist through Range Micro Doppler Signatures / Y. Fan, R. Du, J. Wang // *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*. – 2018. – Vol. 101. – №. 2. – PP. 552–555.
31. Heuel S. Pedestrian Recognition Based on 24 GHz Radar Sensors / S. Heuel, H. Rohling, R. S. Thoma // *Ultra-Wideband Radio Technologies for Communications, Localization and Sensor Applications*. – InTech, 2013. – PP. 241–256.
32. Inverse radon transform-based micro-Doppler analysis from a reduced set of observations / L. Stankovic, M. Dakovic, T. Thayaparan, V. Popovic-Bugarin // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2015. – Vol. 51. – №. 2. – PP. 1155–1169.
33. Label Consistent K-SVD for sparse micro-Doppler classification / F. K. Coutts, D. Gaglione, C. Clemente, G. Li, I. K. Proudler, J. J. Soraghan // *2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*. – IEEE, 2015. – PP. 90–94.
34. Micro Doppler signature of pedestrian walking on spot at low-terahertz frequencies / R. Du, E. Marchetti, F. Norouzian, M. Gashinova, M. Cherniakov // *International Conference on Radar Systems (Radar 2017)*. – IET, 2017. – PP. 1–4.
35. Bjorklund S. Micro-Doppler classification with boosting in perimeter protection / S. Bjorklund, J. Rydell // *International Conference on Radar Systems (Radar 2017)*. – IET, 2017. – PP. 1–6.
36. Micro-Doppler parameter estimation via multiple measurement vector model / Q. F. He, Q. Zhang, Y. Luo, Q. Y. Liu // *2017 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*. – IEEE, 2017. – PP. 1–4.
37. Micro-Doppler-based in-home aided and unaided walking recognition with multiple radar and sonar systems / S. Z. Gurbuz, C. Clemente, A. Balleri, J. J. Soraghan // *IET Radar, Sonar & Navigation*. – 2016. – Vol. 11. – №. 1. – PP. 107–115.
38. Prokopenko I. Moving objects recognition by micro-Doppler spectrum / I. Prokopenko, K. Prokopenko, I. Martynchuk // *2015 16th International Radar Symposium (IRS)*. – IEEE, 2015. – PP. 186–190.

39. Multi-aspect angle classification of human radar signatures / C. Karabacak, S. Z. Gurbuz, M. B. Guldogan, A. C. Gurbuz // Active and Passive Signatures IV. – International Society for Optics and Photonics, 2013. – Vol. 8734. – PP. 1–10.
40. Multiple walking human recognition based on radar micro-Doppler signatures / Z. Sun, J. Wang, Y. Zhang, J. Sun, C. Yuan, Y. Bi // Science China Information Sciences. – 2015. – Vol. 58. – №. 12. – PP. 1–13.
41. Folster F. Observation of a walking pedestrian with a 24GHz automotive radar sensor / F. Folster, H. Rohling, H. Ritter // German Microwave Conf., Karlsruhe, Germany. – 2006. – PP. 1–4.
42. Overlapping Laser Micro-Doppler Feature Extraction and Separation of Weak Vibration Targets / Y. Hu, L. Guo, X. Dong, S. Xu // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2018. – Vol. 15. – №. 6. – PP. 952–956.
43. Parameter estimation method of walking human based on radar micro-Doppler / Z. Sun, J. Wang, J. Sun, P. Lei // 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf). – IEEE, 2017. – PP. 567–570.
44. Du R. Pedestrian and Bicyclist Identification Through Micro Doppler Signature With Different Approaching Aspect Angles / R. Du, Y. Fan, J. Wang // IEEE Sensors Journal. – 2018. – Vol. 18. – №. 9. – PP. 3827–3835.
45. Narayanan R. M. Radar micro-Doppler signatures of various human activities / R. M. Narayanan, M. Zenaldin // IET Radar, Sonar & Navigation. – 2015. – Vol. 9. – №. 9. – PP. 1205–1215.
46. Radar-Based Analysis of Pedestrian Micro-Doppler Signatures Using Motion Capture Sensors / P. Held, D. Steinhauser, A. Kamann, T. Holdgrün, I. Doric, A. Koch, T. Brandmeier // 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2018. – PP. 787–793.
47. Short-time state-space method for micro-Doppler identification of walking subject using UWB impulse Doppler radar / L. Ren, N. Tran, F. Foroughian, K. Naishadham, J. E. Piou, O. Kilic, A. E. Fathy // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 2018. – Vol. 66. – №. 7. – PP. 3521–3534.

48. Signal Comparing Normalized Generalized Levenshtein Distance-Based Searching Method for Modulation Period of Micro-Doppler Signal / Y. Dai, H. Zhang, Y. Song, H. Du, T. Jin // IEEE Sensors Journal. – 2018. – Vol. 18. – №. 15. – PP. 6254–6262.
49. Li W. Target classification and recognition based on micro-Doppler radar signatures / W. Li, B. Xiong, G. Kuang // 2017 Progress in Electromagnetics Research Symposium-Fall (PIERS-FALL). – IEEE, 2017. – PP. 1679–1684.
50. Официальный веб-сайт европейской программы оценки новых автомобилей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.euroncap.com> (дата обращения: 14.08.2018)
51. Официальный сайт компании Velodyne Lidar [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://velodynelidar.com/> (дата обращения: 2.09.2018)
52. Электронный ресурс для инженеров разработчиков электроники Electronics Technology [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.newelectronics.co.uk/electronics-technology/an-introduction-to-ultrasonic-sensors-for-vehicle-parking/24966/> (дата обращения: 15.08.2018)
53. Вольф К. Основы радиолокации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.radartutorial.eu> (дата обращения: 11.03.2018)
54. Денисов В. П. Радиотехнические системы: учебное пособие / В. П. Денисов, Б. П. Дудко. – Томск: Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2012. – 334с.
55. Симуляция FMCW радиолокатора [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.emagtech.com/wiki/index.php/RF\\_Tutorial\\_Lesson\\_17:\\_Simulating\\_a\\_Frequency-Modulated\\_Continuous-Wave\\_\(FMCW\)\\_Radar\\_System](http://www.emagtech.com/wiki/index.php/RF_Tutorial_Lesson_17:_Simulating_a_Frequency-Modulated_Continuous-Wave_(FMCW)_Radar_System) (дата обращения: 11.03.2018)
56. Официальный сайт компании Texas Instruments [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ti.com/> (дата обращения: 10.06.2018)
57. Официальный сайт компании Infineon [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.infineon.com/cms/en/> (дата обращения: 10.06.2018)

58. Официальный сайт компании STMicroelectronics [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://www.st.com/content/st\\_com/en.html](https://www.st.com/content/st_com/en.html) (дата обращения: 10.06.2018)
59. Hyun E. Parallel and pipelined hardware implementation of radar signal processing for an FMCW multi-channel radar //Elektronika ir Elektrotechnika. – 2015. – Vol. 21. – №. 2. – PP. 65–71.
60. A Low-Complexity FMCW Surveillance Radar Algorithm Using Two Random Beat Signals / B. S. Kim, Y. Jin, S. Kim, J. Lee // Sensors. – 2019. – Vol. 19. – №. 3. – PP. 608.
61. Радиотехнические системы / Ю. П. Гришин, В.П. Ипатов Ю.М. Казаринов, Ю.А. Коломеиский, Ю.Д. Ульяницкий; под ред. проф. Ю.М. Казаринова. – М.: Высш. шк., 1990. – 496 с.
62. Зеленцов И.А. Распознавание образов. Обзорная лекция. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://it-claim.ru/Persons/Zelencov/Lection\\_text.pdf](http://it-claim.ru/Persons/Zelencov/Lection_text.pdf) (дата обращения: 8.02.2019)
63. Бойко А. П. Логика: учебное пособие. – М.: Новая школа, 1994. – 80 с.
64. Попова, Л.П. Обзор существующих методов распознавания образов / Л.П. Попова, И.О. Датъев // Информационные технологии в региональном развитии. – Апатиты: Изд-во КНЦ РАН, 2007. – №. 7. – С. 93–103.
65. Лепский А.Е. Математические методы распознавания образов: Курс лекций. / А.Е. Лепский, А.Г. Броневиц – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. – 155 с.
66. MachineLearning.ru Профессиональный информационно-аналитический ресурс, посвященный машинному обучению, распознаванию образов и интеллектуальному анализу данных. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/> (дата обращения: 25.02.2019)
67. Селекция и распознавание на основе локационной информации / А.Л. Горелик, Ю.Д. Барабаш, О.В. Кривошеев, С.С. Эпштейн; под. ред. проф. А.Л. Голедика. – М.: Радио и связь, 1990. – 240 с.
68. Перов А. И. Статистическая теория радиотехнических систем: учеб. пособие для вузов. – М.: Радиотехника, 2003. – 400с.

69. Азаров Д. Методы распознавания образов. Часть 1. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://oxozle.com/2015/03/29/metody-raspoznavaniya-obrazov-chast-1/> (дата обращения: 27.02.2019)
70. Воронцов К.В. Лекции по методу опорных векторов. 21 декабря 2007г. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf> (дата обращения: 01.03.2019)
71. Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological review*. – 1958. – Vol. 65. – №. 6. – PP. 386.
72. Плучевский А.В. Применение перцептрона для обработки радиолокационных данных в системах безопасности «умного дома» // *Электронные средства и системы управления* 2018. – Томск: В-Спектр, 2018. – Т. 2. – С. 301–302.
73. Veen F. V. The Neural Network Zoo. Сентябрь 2016. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo> (дата обращения: 3.03.2019)
74. Werbos P. J. Backpropagation through time: what it does and how to do it // *Proceedings of the IEEE*. – 1990. – Vol. 78. – №. 10. – PP. 1550–1560.
75. Комиссаров Ю. А. Помехоустойчивость и электромагнитная совместимость радиоэлектронных средств / Ю.А. Комиссаров, С.С. Родионов. – Киев: Техника, 1978. – 208с.
76. Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study / V. C. Chen, F. Li, S. S. Ho, H. Wechsler // *IEEE Transactions on Aerospace and electronic systems*. – 2006. – Vol. 42. – №. 1. – PP. 2–21.
77. Евдокимова Е. О. Модель сигнала для оценки параметров подвижных объектов на основе анализа доплеровского спектра // *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. – 2013. – №. 5. – С. 122–126.
78. Кучерявенко А. В. Модели микродвижений, вызывающих турбовинтовой эффект. *Инженерный вестник Дона* 2019 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD\\_25\\_Kucheryavenko\\_A\\_V.pdf\\_190a6df49a.pdf](http://ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_25_Kucheryavenko_A_V.pdf_190a6df49a.pdf) (дата обращения: 9.05.2019)

79. Chen V. C. Radar micro-Doppler signatures: processing and applications. / V. C. Chen, D. Tahmoush, W. J. Miceli London: The Institution of Engineering and Technology, 2014. – 406p.
80. Belgiovane D. Micro-Doppler characteristics of pedestrians and bicycles for automotive radar sensors at 77 GHz / D. Belgiovane, C. C. Chen // 2017 11th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP). – IEEE, 2017. – PP. 2912–2916.
81. Ghaleb A. Micro-Doppler analysis of wheels and pedestrians in ISAR imaging / A. Ghaleb, L. Vignaud, J. M. Nicolas // IET Signal Processing. – 2008. – Vol. 2. – №. 3. – PP. 301–311.
82. Ghaleb A. Micro-Doppler analysis of pedestrians in ISAR imaging / A. Ghaleb, L. Vignaud, J. M. Nicolas // 2008 IEEE Radar Conference. – IEEE, 2008. – PP. 1-5.
83. High resolution automotive radar measurements of vulnerable road users—pedestrians & cyclists / E. Schubert, F. Meinel, M. Kunert, W. Menzel // 2015 IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM). – IEEE, 2015. – PP. 1–4.
84. Multi-target reflection point model of cyclists for automotive radar / M. Stolz, E. Schubert, F. Meinel, M. Kunert, W. Menzel // 2017 European Radar Conference (EURAD). – IEEE, 2017. – PP. 94–97.
85. Li Y. Moving vehicle classification based on micro-Doppler signature / Y. Li, L. Du, H. Liu // 2011 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). – IEEE, 2011. – PP. 1–4.
86. Wagner T. Radar signal processing for jointly estimating tracks and micro-Doppler signatures / T. Wagner, R. Feger, A. Stelzer // IEEE Access. – 2017. – Vol. 5. – PP. 1220–1238.
87. Pseudo-Zernike moments based radar micro-Doppler classification / L. Pallotta, C. Clemente, A. De Maio, J. J. Soraghan, A. Farina // 2014 IEEE Radar Conference. – IEEE, 2014. – PP. 850–854.
88. Robust PCA micro-Doppler classification using SVM on embedded systems / J. Zabalza, C. Clemente, G. Di Caterina, J. Ren, J. J. Soraghan, S. Marshall // IEEE

Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2014. – Vol. 50. – №. 3. – PP. 2304–2310.

89. Chen V. C. Spatial and temporal independent component analysis of micro-Doppler features // IEEE International Radar Conference, 2005. – IEEE, 2005. – PP. 348–353.

90. Плучевский А. В. Выделение различий между пешеходом и автомобилем основанное на применении двухмерного дискретного преобразования Фурье для анализа сигнала микро-Доплера // Т-Comm-Телекоммуникации и Транспорт. – 2019. – Т. 13. – №. 5. – С. 61–68.

91. Effect of arm swing strategy on local dynamic stability of human gait / M. Punt, S. M. Bruijn, H. Wittink, J. H. van Dieen // Gait & posture. – 2015. – Vol. 41. – №. 2. – PP. 504–509.

92. Плучевский А. В. Метод автоматического распознавания пешеходов в дорожной сцене по сигналу микро-Доплера для радиолокационных систем беспилотного автотранспорта // Т-Comm-Телекоммуникации и Транспорт. – 2019. – Т. 13. – №. 8. – С. 51–59.

93. Björklund S. Features for micro-Doppler based activity classification / S. Björklund, H. Petersson, G. Hendeby // IET radar, sonar & navigation. – 2015. – Vol. 9. – №. 9. – PP. 1181–1187.

94. AWR1243 76-GHz to 81-GHz high-performance automotive MMIC evaluation module: AWR1243BOOST. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ti.com/tool/AWR1243BOOST> (дата обращения: 27.02.2019)

95. Real-time data-capture adapter for radar sensing evaluation module: DCA1000EVM. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ti.com/tool/DCA1000EVM> (дата обращения: 26.02.2019)

96. Плучевский А.В., Бабур Г.П. Быстрая калибровка радиочастотного тракта фазированных антенных решеток в рабочем режиме. // Научная сессия ТУСУР. – 2016. – Ч. 1. – С. 56–59.

97. Свидетельство о госрегистрации программы для ЭВМ №2019618962. Российская Федерация. Программа обработки радиолокационных данных и

выделения сигнала микро-Доплера / А. В. Плучевский; правообладатель ОАО Когнитив Роботикс — заявка № 2019617835; заявл. 28.06.2019; зарегистр. 08.17.2019. — 1с.

98. Свидетельство о госрегистрации программы для ЭВМ №2019619090. Российская Федерация. Программа распознавания пешеходов и автомобилей по сигналу микро-Доплера, версия 1.0 / А. В. Плучевский; правообладатель ОАО Когнитив Роботикс — заявка № 2019617823; заявл. 28.06.2019; зарегистр. 10.17.2019. — 1с.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019618962

Программа обработки радиолокационных данных и  
выделения сигнала микро-Доплера

Правообладатель: *Общество с ограниченной ответственностью  
"Когнитив Роботикс" (RU)*

Автор: *Плучевский Андрей Владимирович (RU)*



Заявка № 2019617835

Дата поступления 28 июня 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 08 июля 2019 г.

*Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев

## ПРИЛОЖЕНИЕ Б

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019619090

Программа распознавания пешеходов и автомобилей по  
сигналу микро-Доплера, версия 1.0

Правообладатель: *Общество с ограниченной ответственностью  
"Когнитив Роботикс" (RU)*

Автор: *Плучевский Андрей Владимирович (RU)*

Заявка № 2019617823

Дата поступления 28 июня 2019 г.

Дата государственной регистрации  
в Реестре программ для ЭВМ 10 июля 2019 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев



## ПРИЛОЖЕНИЕ В

Утверждаю

Генеральный директор акционерного общества «КОГНИТИВ»

✓  
\_\_\_\_\_ А.А. Черногоров

« 3 » 10 \_\_\_\_\_ 2019 г.



Утверждаю

Проректор по научной работе  
федерального государственного  
бюджетного образовательного  
учреждения высшего образования«Томский государственный университет  
систем управления и радиоэлектроники»\_\_\_\_\_ А.Г. Лопухов  
« 10 » \_\_\_\_\_ 2019 г.

## АКТ

о практическом использовании результатов диссертационной работы Плучевского Андрея Владимировича в работах АО «КОГНИТИВ»

В диссертационной работе Плучевского А.В. разработан метод автоматического распознавания пешеходов в дорожной сцене по многокомпонентной доплеровской спектрограмме для радиолокационных систем беспилотного автотранспорта.

Результаты диссертационной работы Плучевского А.В. использовались при выполнении работ по созданию радиолокационного комплекса для беспилотных транспортных средств.

От АО «КОГНИТИВ»

Генеральный директор

✓  
\_\_\_\_\_ А.А. Черногоров

« 3 » 10 \_\_\_\_\_ 2019 г.



От ТУСУРа

Декан РТФ ТУСУР

\_\_\_\_\_ К.Ю. Попова

« 9 » 10 \_\_\_\_\_ 2019 г.

Заведующий каф. ТОР ТУСУР

\_\_\_\_\_ С.И. Богомолов

« 9 » 10 \_\_\_\_\_ 2019 г.



## ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
 Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ  
 И РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ» (ТУСУР)**



УТВЕРЖДАЮ  
 Директор департамента  
 образования

П.Е. Троян  
 2019 г.

Об использовании результатов

кандидатской диссертационной работы Плучевского Андрея Владимировича «Метод автоматического распознавания пешеходов в дорожной сцене по многокомпонентной доплеровской спектрограмме для радиолокационных систем беспилотного автотранспорта», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.12.14 «Радиолокация и радионавигация».

Комиссия в составе:

председатель: декан РТФ ТУСУР, к.т.н. Попова К.Ю.,  
 член комиссии: начальник УДО ИИ ТУСУР, Ковшов А.В.

составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы «Метод автоматического распознавания пешеходов в дорожной сцене по многокомпонентной доплеровской спектрограмме для радиолокационных систем беспилотного автотранспорта» внедрены в учебный процесс для разработки программы повышения квалификации «Принципы построения радиолокационных датчиков для систем активной безопасности и навигации беспилотных транспортных средств» в центре НТИ «Сенсорика» в 2019 году.

Член комиссии

 А.В. Ковшов

Председатель комиссии

 К.Ю. Попова