Министерство науки и высшего образования РФ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Рыбинский государственный авиационный технический университет

имени П.А. Соловьева»

Институт информационных технологий и систем управления

Кафедра Математическое и программное обеспечение ЭВС

ОТЧЕТ

по учебной, ознакомительной практике

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТРАЕКТОРИИ ДВИЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ

по профилю – Разработка программно-информационных систем

по направлению – 09.04.04 Программная инженерия

Соискатель, студент группы ПИМ-24 Ананьев Г.Е.

*(Код) (Подпись, дата) (Фамилия И.О.)*

Руководитель к.т.н., доцент Задорина Н.А.

*(Уч. степень, звание) (Подпись, дата) (Фамилия И.О.)*

Рыбинск 2025

Оглавление

[Введение 3](#_Toc204303810)

[1. Процесс прогнозирования траектории движения объектов 6](#_Toc204303811)

[1.1. Предметная область 6](#_Toc204303812)

[1.2. Анализ существующих методов решения задачи прогнозирования 8](#_Toc204303813)

[1.2.1. Физические модели 8](#_Toc204303814)

[1.2.1.1. Фильтр Калмана 8](#_Toc204303815)

[1.2.1.2. Particle Filters 9](#_Toc204303816)

[1.2.2. Модели машинного обучения 10](#_Toc204303817)

[1.2.2.1. Рекуррентные нейронные сети 10](#_Toc204303818)

[1.2.2.2. Сверточные нейронные сети 10](#_Toc204303819)

[1.2.2.3. Трансформеры 11](#_Toc204303820)

[1.2.2.4. Графовые нейронные сети 11](#_Toc204303821)

[1.2.2.5. Генеративные модели 12](#_Toc204303822)

[1.2.3. Гибридные модели 13](#_Toc204303823)

[1.3. Критерии оценки решений для прогнозирования траекторий движения объектов 15](#_Toc204303824)

[1.4. Обзор используемых методов 17](#_Toc204303825)

[1.5. Выводы 26](#_Toc204303826)

Введение

Актуальность темы «Прогнозирование траекторий движения объектов» является критически важной задачей в контексте стремительного развития автономных систем, робототехники и интеллектуального анализа данных. Рост применения беспилотного транспорта, дронов, мобильных роботов и систем видеонаблюдения требует высокоточных методов предсказания перемещений динамических объектов в реальном времени. Неспособность современных алгоритмов гарантировать надежность прогнозов в условиях неопределенности среды, ограниченных вычислительных ресурсов и мультиагентных взаимодействий создает риски для безопасности и эффективности таких систем. Это определяет необходимость разработки новых адаптивных подходов, сочетающих точность машинных вычислений с физической достоверностью.

Проблема исследования заключается в отсутствии у существующих методов прогнозирования достаточной гибкости и наличии фундаментальных противоречий между точностью сложных ML-моделей и их сложной интерпретацией, и ресурсоемкостью; между скоростью работы и низким потреблением ресурсов физических моделей, и их неспособностью учитывать поведенческую неопределенность; между требованиями к точности прогноза и ограничениями по использованию ресурсов вычислительной системы.

Объектом исследования являются процессы прогнозирования траекторий движения динамических объектов таких, как транспортные средства, пешеходы, роботы на основе ретроспективных данных и контекста окружающей их среды.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы прогнозирования траекторий, их математическое описание и программная реализация.

Целью исследования является повышение точности прогнозирования движения объектов разных классов в условиях динамически меняющейся среды за счёт проведения исследования применимости алгоритмов прогнозирования траектории движения объектов, разработки адаптивного гибридного алгоритма прогнозирования траекторий, обеспечивающего баланс точности, скорости работы и физической правдоподобности в условиях динамически изменяющейся среды.

Для достижения поставленной цели исследования были сформулированы следующие задачи: провести анализ современных подходов к прогнозированию траекторий (ML, физические, гибридные модели) и выявить их ограничения и область применимости; разработать архитектуру адаптивного алгоритма, динамически комбинирующего предиктивные модели на основе контекста; реализовать программный модуль с поддержкой мультимодального прогноза и оценкой неопределенности; эмпирически оценить эффективность алгоритма в реальных условиях; сформулировать рекомендации по применению в целевых.

Теоретическая значимость и научная новизна данного исследования заключаются в предложении методологии оценки адаптивности алгоритмов к неопределенности среды и в разработке и оценке алгоритма, способного производить универсальное предсказание положения объекта в пространстве.

Практическая значимость исследования состоит в реализации точного прогноза перемещений наблюдаемого объекта в пространстве, что позволит сопровождать, перехватывать и отслеживать объекты, а также повышать безопасность и снижать риски при эксплуатации автоматизированных систем.

Разрабатываемый алгоритм имеет широкую область применения, охватывающую несколько ключевых индустрий. Автономные транспортные средства могут использовать алгоритм для предсказания траекторий пешеходов, велосипедистов и других участников дорожного движения. В робототехнике алгоритм применим для планирования пути мобильных и манипуляционных роботов в динамической среде. Системы компьютерного зрения могут интегрировать алгоритм для отслеживания объектов в видеопотоках, включая системы видеонаблюдения. Аэрокосмическая отрасль представляет важную область применения для управления дронами, спутниками и ракетами.

Разрабатываемое решение представляет собой алгоритмическую основу, которая впоследствии может быть интегрирована в различные системы управления. Таким образом, первичным продуктом исследования является алгоритм, который служит основой для создания программных модулей и их последующей интеграции в комплексные системы управления.

Алгоритм будет реализован в виде программного модуля, способного функционировать как автономно для исследовательских целей, так и в составе более крупных систем для практического применения. Архитектурная гибкость решения позволит адаптировать его под различные аппаратные платформы и операционные среды.

1. Процесс прогнозирования траектории движения объектов

## Предметная область

Прогнозирование траектории движения объектов — это междисциплинарная область, объединяющая методы программирования, машинного обучения, робототехники, физики и анализа данных. Её цель — предсказать будущее положение и динамику объектов в пространстве на основе текущих и исторических данных. Применение таких систем охватывает такие сферы, как автономные транспортные средства, робототехнику, компьютерное зрение, аэрокосмическую отрасль и другие.

Ключевые процессы разработки алгоритмов прогнозирования траектории движения объектов включают в себя следующие этапы: сбор данных с использованием датчиков; передача и хранение данных; предобработка с целью фильтрация шумов, нормализации и выделения ключевых признаков; моделирование — непосредственно само прогнозирование траектории; верификация — проверка точности прогноза в симуляторах или реальных условиях; внедрение разработанных алгоритмов в качестве подсистем в более крупные системы; оптимизация алгоритмов для ресурсным ограничениям целевых платформ.

Предметная область процесса прогнозирования траектории движения объектов характеризуется высокой комплексностью и практической значимостью для критически важных систем. Основная проблема — это достижение оптимального соотношения между точностью прогнозов в условиях высокой неопределенности и требованиями к производительности, ресурсоёмкости, надежности и безопасности.

Процесс прогнозирования траектории движения объектов носит комплексный характер и включает в себя следующие проблемы.

Неопределённость и динамичность среды включает в себя такие явления, как шум в данных из-за подверженности датчиков помехам (например, плохие погодные условия для камер автономных автомобилей); непредсказуемость поведения объектов из-за хаотичного характера движения или резкой смены направления; динамичность препятствий и других агентов в реальном времени.

Требования к производительности и ресурсоёмкости накладывают серьёзные ограничения на разрабатываемую систему. Они включают в себя требования к потребляемым ресурсам вычислительной системы во время работы ОЗУ, ЦПУ, ПЗУ; требования к латентности из-за критичности задержек в прогнозировании для автономных систем.

Из-за большой вариативности сценариев поведения объекта и других агентов в окружающей среде возникает проблема качества данных для обучения и оценки качества работы разработанной системы. Такие данные могут не отражать редких сценариев поведения, например, резкое изменение направления движения или экстренное торможение для избежания столкновения с препятствием. Так же искусственно созданные данные могут не коррелировать с реальными траекториями движения объектов.

Применяемые в системе модели предсказания положения объекта в пространстве с течением времени имеют преимущества и одновременно существенные недостатки. Например, скорость работы модели и низкое потребление ресурсов в физических моделях приводит к низкой точности прогнозирования и большим ошибкам, а сложность моделей машинного обучения даёт хорошие оценки в точности предсказания, но приводит к значительному потреблению ресурсов вычислительной системы и большим задержкам при обработке запроса.

При разработке система прогнозирования необходимо учитывать этические и правовые аспекты дальнейшей эксплуатации решения. Система предсказания может использоваться в критически важной инфраструктуре, что влечёт за собой риск техногенных катастроф и человеческих жертв. Также системы прогнозирования могут нарушать конфиденциальность из-за утечек данных или отслеживания перемещений объекта без его согласия.

## Анализ существующих методов решения задачи прогнозирования

Для прогнозирования траекторий движения объектов применяются различные методы, каждый из которых имеет свою область применения, преимущества и ограничения. Все методы можно разбить на три большие группы: физические модели, модели машинного обучения и гибридные модели.

### Физические модели

Физические модели используют законы физики (уравнения кинематики, динамики) для моделирования движения. Как правило, системы, основанные на физических моделях, обладают низким потреблением ресурсов, большой скоростью работы, являются эффективными в стабильных условиях с известными параметрами окружающей среды, низкими задержками, но обладают большой погрешностью при предсказании и плохо адаптируются к динамическим условиям окружающей среды.

#### Фильтр Калмана

Фильтр Калмана широко используется в инженерных и эконометрических приложениях: от радаров и систем технического зрения до оценок параметров макроэкономических моделей. Калмановская фильтрация является важной частью теории управления, играет большую роль в создании систем управления.

Фильтр Калмана предназначен для рекурсивного дооценивания вектора состояния априорно известной динамической системы, то есть для расчёта текущего состояния системы необходимо знать текущее измерение, а также предыдущее состояние самого фильтра. Таким образом, фильтр Калмана, подобно другим рекурсивным фильтрам, реализован во временном, а не в частотном представлении, но, в отличие от других подобных фильтров, фильтр Калмана оперирует не только оценками состояния, а ещё и оценками неопределённости (плотности распределения) вектора состояния, опираясь на формулу Байеса условной вероятности.

Алгоритм работает в два этапа. На этапе прогнозирования фильтр Калмана экстраполирует значения переменных состояния, а также их неопределённости. На втором этапе по данным измерения (полученного с некоторой погрешностью) результат экстраполяции уточняется. Благодаря пошаговой природе алгоритма он может в реальном времени отслеживать состояние объекта.

Одна из задач, решаемых фильтром Калмана — получение оптимальных, непрерывно обновляемых оценок положения и скорости некоторого объекта по результатам временного ряда неточных измерений его местоположения. Например, в радиолокации стоит задача сопровождения цели, определения её местоположения, скорости и ускорения, при этом результаты измерений поступают постепенно и сильно зашумлены. Фильтр Калмана использует вероятностную модель динамики цели, задающую тип вероятного движения объекта, что позволяет снизить воздействие шума и получить хорошие оценки положения объекта в настоящий, будущий или прошедший момент времени.

В заключение по разделу можно отметить, что физические модели находят своё применение в системах, которые чувствительны к потреблению ресурсов и задержкам, в которых окружающая среда хорошо изучена, описана математически и предсказуема. Например, физические модели могут применяться в мобильных системах, робототехнике, в управлении дронами, спутниками, ракетами.

#### Particle Filters

Многочастичный фильтр (particle filter) — последовательный метод Монте-Карло — рекурсивный алгоритм для численного решения проблем оценивания (фильтрации, сглаживания), особенно для нелинейных и не-гауссовских случаев. Используется в различных областях — навигации, робототехнике, компьютерном зрении.

В сравнении с обычно применяемыми для подобных задач методами — расширенными фильтрами Кальмана — многочастичные фильтры не зависят от методов линеаризации или апроксимации. Многочастичные фильтры более требовательны к вычислительным ресурсам.

### Модели машинного обучения

Модели машинного обучения, в отличие от физических моделей, дают очень хорошие результаты прогноза траектории движения объекта, но потребляют значительно больше ресурсов вычислительной системы и обладают высокими задержками.

* + - 1. Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (RNN) — вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность. Благодаря этому появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки. В отличие от многослойных перцептронов, рекуррентные сети могут использовать свою внутреннюю память для обработки последовательностей произвольной длины. Поэтому сети RNN применимы в таких задачах, где нечто целостное разбито на части, например, распознавание рукописного текста или распознавание речи. Существует много видов рекуррентных нейронных сетей. В последнее время наибольшее распространение получили сеть с долговременной и кратковременной памятью (LSTM) и управляемый рекуррентный блок (GRU).

Такие сети отлично подходят для последовательных данных (временных рядов траекторий). Запоминают долгосрочные зависимости.

* + - 1. Сверточные нейронные сети

Свёрточная нейронная сеть (CNN) — специальная архитектура искусственных нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание образов и сегментацию объектов на изображениях. Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоёв и субдискретизирующих слоёв. Строение сети — однонаправленная, многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки. Функция активации нейронов — любая, по выбору исследователя.

Свёрточные нейронные сети подходят для обнаружения объектов на изображении и их классификации. Эффективны для обработки пространственного контекста (растровые карты окружения, изображения с камер).

* + - 1. Трансформеры

По аналогии с рекуррентными нейронными сетями, трансформеры предназначены для обработки последовательностей, таких как текст на естественном языке, и решения таких задач как машинный перевод и автоматическое реферирование. В отличие от RNN, трансформеры не требуют обработки последовательностей по порядку. Например, если входные данные — это текст, то трансформеру не требуется обрабатывать конец текста после обработки его начала. Благодаря этому трансформеры распараллеливаются легче чем RNN и могут быть быстрее обучены. Основой трансформеров является механизм внимания, который позволяет им взвешивать важность различных частей входной последовательности при обработке. Это помогает модели лучше улавливать контекст и зависимости между объектами во входной последовательности.

За счёт механизма внимания трансформеры хорошо подходят для задачи прогнозирования положения объекта в пространстве.

* + - 1. Графовые нейронные сети

Графовая нейронная сеть (GNN) — тип нейронной сети, которая напрямую работает со структурой графа. При работе с естественными языками, обработке и анализе изображений, построении моделей веб-сетей и еще широком спектре прикладных задач, бывает удобно представлять данные в виде графов. Использование GNN позволяет работать с данными графов, без предварительной обработки. Такой подход позволяет сохранить топологические отношения между узлами графа.

В основе GNN заложен механизм распространения информации. Граф обрабатывается набором модулей, которые связаны между собой в соответствии со связями графа. Также каждый из модулей связан с узлами графа. В процессе обучения, модули обновляют свои состояния и обмениваются информацией. Это продолжается до тех пор, пока модули не достигнут устойчивого равновесия (для того, чтобы была гарантия того, что такое устойчивое состояние существует, этот механизм распространения ограничен). Выходные данные GNN вычисляются на основе состояния модуля на каждом узле.

Данная модель подходит для описания взаимосвязей между объектами окружающей среды в мультиагентнтых сценариях.

* + - 1. Генеративные модели

Генеративные модели — это тип моделей машинного обучения, которые обучаются на больших наборах информации и способны создавать образцы данных, похожие на те, что были в тренировочном наборе. Генеративные модели нашли применение в чат-ботах, генерации текста, изображений и видео. Например, существуют следующие реализации генеративных нейронных сетей.

Глубокие нейронные сети (DNN) — основа многих современных генеративных моделей. Состоят из слоев нейронов, где каждый слой обрабатывает данные и передает их на следующий уровень. Используются для обнаружения сложных зависимостей и представлений, необходимых для создания новых данных.

Автоэнкодеры (Autoencoders) — это особый вид нейронных сетей, предназначенный для сжатия данных. Сначала они преобразуют входные данные в упрощенное, или сжатое, представление, а затем восстанавливают их обратно в исходный формат. Этот процесс позволяет автоэнкодерам изучать важные характеристики данных и эффективно уменьшать их размер.

Генеративно-состязательные сети (GAN) состоят из генератора, который создаёт новые данные, имитируя реальные, и дискриминатора, который пытается отличить сгенерированные данные от реальных. Состязание сетей постепенно улучшает качество сгенерированных данных. GAN применяют в разработке реалистичных моделей для создания изображений и видео.

Вариационные автоэнкодеры (VAE) — улучшенная версия автоэнкодеров, которая кодирует данные с учетом вероятностей, что позволяет не только восстанавливать исходные данные, но и генерировать новые. Это делает VAE особенно полезными для задач, где требуется генерировать новые реалистичные данные.

Данные модели могут использоваться для предсказания множества возможных будущих траекторий с учетом неопределенности поведения.

В заключение по разделу можно отметить, что модели машинного обучения применимы, когда система не так требовательна к ресурсам и задержкам, поведение объектов сложное, стохастическое, зависит от взаимодействий со множеством агентов или препятствий и окружающая среда изменчива. Однако, для обучения моделей нужно большое количество наборов качественных данных.

### Гибридные модели

Гибридные модели направлены на объединение достоинств двух предыдущих моделей.

Устройство модели зависит от сферы применения. Обычно модель состоит из некоторого математической модели движения и окружающей среды и модели машинного обучения. Например, проект AlphaFold — предсказание пространственного положения белка — состоит из заложенных в систему физических ограничений термодинамики и межатомных взаимодействий и нейронной сети трансформера.

Физическая и математическая составляющая системы позволяет избежать получения недостоверных данных. При этом модель машинного обучения позволяет выявить зависимости и хорошо предсказывать положение объекта в пространстве с течением времени.

Краткое сравнение описанных алгоритмов представлено в Таблица 1 – Качественный анализ алгоритмов прогнозирования.

Таблица 1 – Качественный анализ алгоритмов прогнозирования

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метод | Точность | Скорость | Интерпретируемость |
| Физические модели | Низкая | Высокая | Высокая |
| LSTM | Средняя | Средняя | Низкая |
| GAN | Средняя | Низкая | Низкая |
| Particle Filters | Средняя | Низкая | Средняя |
| GNN | Высокая | Средняя | Средняя |
| Transformer | Высокая | Низкая | Низкая |
| Гибридные модели | Высокая | Средняя | Средняя |
| Фильтр Калмана | Средняя | Высокая | Высокая |

В заключение по разделу стоит отметить, что выбор метода зависит от контекста задачи. При выборе нужно учитывать ограничения вычислительной системы, окружающей среды, изменчивости и сферы применения.

## Критерии оценки решений для прогнозирования траекторий движения объектов

Сравнивать алгоритмы прогнозирования траектории движения объектов можно по набору критериев. Для определения эффективности и точности алгоритма применяются следующие оценки.

Для определения точности прогноза можно использовать среднеквадратичную ошибку (MSE) между предсказанной и реальной траекторией; среднюю абсолютную ошибку по координатам (MAE); ошибку в конечной точке траектории (FDE); среднюю ошибку по всем точкам траектории (ADE).

Оценивать скорость работы можно с помощью метрик: латентность — время генерации прогноза (мс) и количества прогнозов в секунду.

Устойчивость к зашумлённым входным данным – с помощью оценки изменения точности (MSE, MAE).

Для оценки адаптивности можно использовать время, за которое модель возвращается к точному прогнозу после изменения условий: резкое изменение траектории, появление/исчезновение новых объектов на сцене.

Ресурсоёмкость можно оценивать по используемым ресурсам. Например, потребление ОЗУ, ЦПУ, ГПУ.

Масштабируемость системы можно оценить за счёт изменения латентности и точности при увеличении числа объектов.

Обобщающая способность модели может быть оценена за счёт работы на данных из незнакомых сред и за счёт проверки устойчивости к редким событиям. В качестве метрики можно использовать оценку F1.

Для учёта взаимодействий можно использовать такие метрики, как, Collision Rate — процент прогнозов, приводящих к столкновениям объектов в симуляции и Social Compliance — соответствие прогноза социальным нормам.

Оценить координацию прогнозов можно за счёт проверки согласованности траекторий нескольких агентов и за счёт учёта группового поведения в мультиагентных сценариях.

Краткое описание критериев оценивания алгоритмов представлено в Таблица 2 - Сравнительный анализ критериев оценки алгоритмов прогнозирования.

Таблица 2 - Сравнительный анализ критериев оценки алгоритмов прогнозирования

|  |  |
| --- | --- |
| Критерий | Метрики/Подходы |
| Точность | MSE, MAE, FDE, ADE |
| Скорость | Латентность, количество прогнозов в единицу времени |
| Устойчивость к шумам | MSE при шуме |
| Адаптивность | Время восстановления к точному прогнозу |
| Ресурсоёмкость | RAM, CPU/GPU нагрузка |
| Масштабируемость | Латентность при N объектах |
| Обобщающая способность | F1-score |
| Учёт взаимодействий | Collision Rate, Social Compliance |
| Координация прогнозов | Учёт взаимодействия группы объектов |

Перечисленные метрики применимы для оценки современных подходов к прогнозированию траекторий движения объектов. Сравнение методов по описанным метрикам приведено в Таблица 3 - Анализ моделей с использованием метрик.

Таблица 3 - Анализ моделей с использованием метрик

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Метод | ADE (м) *5 сек* | FDE (м) *5 сек* | MSE (м²) *5 сек* | Латентность (мс) | Ресурсы (RAM) |
| Физические модели | 1.2-2.0 | 2.5-4.0 | 1.5-4.0 | 1-5 | < 50 МБ |
| LSTM | 0.7-1.1 | 1.4-2.2 | 0.8-1.5 | 50-100 | 500-800 МБ |
| Transformer | 0.4-0.6 | 0.8-1.5 | 0.3-0.8 | 100-200 | 1.5-3 ГБ |
| Гибридные модели | 0.5-0.8 | 1.0-1.8 | 0.6-1.2 | 60-120 | 700 МБ-1.5 ГБ |
| Фильтр Калмана | 0.9-1.5 | 1.8-3.0 | 1.0-2.5 | 5-20 | < 100 МБ |
| GAN | 0.6-0.9 | 1.2-2.0 | 0.7-1.4 | 80-150 | 1-2 ГБ |
| Particle Filters | 0.8-1.2 | 1.6-2.5 | 1.0-1.8 | 20-50 | 200-500 МБ |
| GNN | 0.4-0.65 | 0.9-1.6 | 0.35-0.7 | 40-80 | 800 МБ-2 ГБ |

Количественные значения метрик взяты из научных публикаций [9][10] [11] [12] [13] [14] [15] [16] и основываются на опыте реальной эксплуатации систем прогнозирования траектории движения объектов.

Для мобильных устройств и одноплатных компьютеров хорошо подходят физические модели. В частности, фильтр Калмана. Данные методы не обладают большим потреблением ресурсов, что благоприятно скажется на надёжности системы.

## Обзор используемых методов

В работе «Использование универсального алгоритма прогнозирования для траекторной обработки в автоматизированных системах управления воздушным движением» Калинов С.Д., Земсков Ю.В. [1] актуальность заключается в росте объемов воздушного движения, что требует повышения эффективности подсистем наблюдения в автоматизированных системах управления (АС УВД). Это необходимо для улучшения безопасности полетов, оптимизации планирования потоков воздушных судов (AMAN/DMAN) и снижения нагрузки на диспетчеров. Актуальность работы связана с поиском недорогих решений, не требующих модернизации аппаратной базы, через совершенствование алгоритмов обработки данных.

В статье описаны существующие решения. Среди них такие, как альфа-бета фильтр; фильтр Калмана, настроенный на равномерное прямолинейное движение или стандартный разворот (3°/с). Эти методы эффективны для простых траекторий (прямолинейное, круговое движение), но хуже справляются с маневрирующими воздушными судами (ВС) и сложными траекториями (например, «горизонтальная восьмерка»).

В рамках статьи была постановлена следующая задача: требуется повысить точность краткосрочного прогнозирования координат ВС в условиях разнообразия моделей движения и маневров. Ключевая проблема — адаптивность алгоритмов к неопределенным и изменяющимся траекториям без модернизации аппаратного обеспечения.

В статье предлагается универсальный алгоритм прогнозирования, основанный на применении универсального фильтра - решения уравнения с гауссовым ядром:

,

где  — гауссово ядро,  — предыдущие прогнозы,  - наблюдаемые данные. Алгоритм демонстрирует лучшую точность (на 20% меньше среднеквадратическое отклонение) при моделировании сложных траекторий, таких как «горизонтальная восьмерка», по сравнению с классическими методами. Его универсальность позволяет использовать его в многомодельных фильтрах, что обеспечивает оптимальное сопровождение маневрирующих ВС. Решение особенно эффективно в условиях неопределенности и разнообразия моделей движения.

В работе «Применение фильтра Калмана в задачах трекинга воздушных объектов» М.Б. Пименова. [2] актуальность заключается в точном отслеживании воздушных объектов (квадрокоптеров, самолетов, вертолетов) в режиме реального времени, что критически важно для систем безопасности, управления воздушным движением и компьютерного зрения. Актуальность работы обусловлена необходимостью решения проблем, связанных с окклюзией (перекрытием объектов), маневрированием целей, а также обработкой видеопотоков с высокой точностью и минимальными вычислительными затратами.

В статье описаны существующие решения: фильтр частиц — используется для трекинга, но требует больших вычислительных ресурсов; метод Виолы-Джонса — эффективен для обнаружения объектов, но не адаптирован к динамическому отслеживанию; фильтр Калмана — классический подход для предсказания состояний систем, применяемый в навигации и локализации. Однако его стандартные реализации могут быть недостаточно гибкими при резких изменениях траектории или окклюзии.

В статье поставлены следующая задача. Требуется разработать алгоритм трекинга воздушных объектов в видеопотоке, который корректно работает при частичном или полном перекрытии объекта (окклюзии), который адаптируется к маневрам и изменению скорости, который обеспечивает прогнозирование траектории в реальном времени, который устойчив к шумам и изменениям освещения.

В статье предлагается решение в виде модифицированного алгоритма на основе фильтра Калмана, интегрированного с методами сегментации изображений. Ключевыми особенностями решения являются: использование цветовой сегментации и бинаризации для выделения объекта на фоне; двухэтапная работа фильтра Калмана: прогноз — предсказание положения объекта на следующем кадре и коррекция — уточнение данных на основе новых измерений; решение проблемы окклюзии: при исчезновении объекта фильтр переходит в режим прогноза, а при его появлении — корректирует траекторию; настройка параметров детектирования (порог сегментации, размер «блобов») для оптимизации быстродействия.

Алгоритм демонстрирует устойчивость к слабым окклюзиям и шумам, а также точное восстановление траектории после перекрытия. Ограничения: статичность сцены, неизменность формы и размеров объекта, зависимость от контраста между объектом и фоном. Перспективы: интеграция с методами SIFT/SURF для улучшения точности, учет динамических параметров (форма, размер) в векторе состояния.

Следующая научная работа – «Реализация фильтра частиц для построения траектории на графе». Кобелева А.О. [3]

Актуальность работы заключается в локальном позиционировании объектов в шахтах, что критически важно, так как глобальные системы (GPS, ГЛОНАСС) не работают в условиях отсутствия спутникового сигнала. Существующие локальные методы часто имеют недостатки: низкую точность, высокую стоимость оборудования или сложность адаптации к динамическим условиям шахт. Актуальность работы связана с необходимостью разработки экономичных и точных алгоритмов для определения местоположения мобильных объектов в подземных условиях.

В работе описаны существующие решения, такие как, глобальные системы (GPS, ГЛОНАСС) — неприменимы в шахтах; локальные системы — используют радиоизмерения, инерциальные датчики или гибридные методы. Однако они часто требуют дорогостоящего оборудования или не обеспечивают достаточной точности в сложных условиях шахт.

В научной работе постановлена следующая задача: требуется разработать алгоритм, который: привязывает траекторию движения объекта, полученную от инерциального измерительного модуля, к графу, моделирующему план шахты; учитывает погрешности измерений; обеспечивает определение местоположения объекта в реальном времени; работает в условиях ограниченной видимости радиомаяков (РМП) и динамической среды.

В работе в качестве решения предложен алгоритм на основе фильтра частиц. Данный алгоритм использует байесовскую фильтрацию для оценки состояния объекта, интегрирует данные от инерциального модуля (ускорение, направление) и радиомаяков и моделирует движение частиц на графе шахты, что позволяет сопоставлять реальную траекторию с картой.

Алгоритм демонстрирует высокую точность при условии размещения РМП на оптимальном расстоянии. Ограничения: зависимость от качества карты (графа) шахты и точности инерциальных данных. Перспективы: применение на реальных данных, интеграция с другими методами локализации для повышения устойчивости.

Работа «Прогнозирование траектории движущейся цели с использованием фото-данных и фильтра частиц». Нгуен Минь Хонг. [4]

В работе в качестве актуальности указано важность прогнозирования траектории движущихся целей для военных и гражданских задач (наблюдение, медицина, безопасность). Актуальность работы обусловлена нелинейностью движения целей в реальных условиях и ограничениями классических методов (например, фильтра Калмана), которые предполагают линейность системы. Точное отслеживание требует учета шумов, сложных траекторий и данных с камер, что делает разработку нелинейных алгоритмов ключевой проблемой.

В качестве существующих решений в работе указаны фильтр Калмана и его модификации (расширенный EKF, UKF) — широко применяются, но неэффективны для нелинейных систем; гибридные методы (например, комбинация EKF и UKF) — улучшают точность, но остаются ограниченными из-за линейных допущений; оптические методы — используют данные камеры, но требуют интеграции с алгоритмами фильтрации для обработки шумов.

В работе поставлена следующая задача. Требуется разработать алгоритм, который: прогнозирует состояние цели (положение, скорость, направление) в трехмерном пространстве; учитывает нелинейность движения и шумовые помехи в данных камеры; обеспечивает высокую точность даже при отклонениях измерений от реальных значений; работает в режиме реального времени с балансом между вычислительной нагрузкой и точностью.

В работе предложено решение в виде алгоритма на основе фильтра частиц, который. Данное решение использует нелинейные модели движения для описания состояния цели (координаты, скорость, углы) и интегрирует данные с камеры, преобразованные в систему координат камеры, с учетом шумов.

Фильтр частиц демонстрирует более высокую точность по сравнению с фильтром Калмана, особенно при резких изменениях траектории (например, угла φ). Ограничения: высокая вычислительная нагрузка из-за большого числа частиц, необходимость балансировки между точностью и скоростью. Перспективы: оптимизация параметров, интеграция с методами снижения шумов, применение в системах реального времени.

В работе «Прогнозирования движения объектов». Коптев Б.А., Розов А.К., Романовский А.Ф. [5] актуальность заключается в критичности прогнозирования движения объектов для систем, где ошибки измерений и устаревание данных расширяют область возможных координат объекта (например, в противовоздушной обороне). Актуальность работы связана с необходимостью минимизировать ошибки прогноза при ограниченном времени вычислений, что особенно важно для задач реального времени.

В качестве существующих решений в работе указан методы, основанные на внешнетраекторных измерениях, но они не обеспечивают точного прогноза; подходы, требующие оптимизации всего комплекса (измерения и прогноз), но их реализация сложна из-за противоречия между точностью и скоростью; линейные фильтры, которые не всегда учитывают нестационарность процессов.

В работе поставлена задача на разработку алгоритма, который: фильтрует шумы в данных измерений; прогнозирует координаты объекта с минимальными ошибками; балансирует между точностью и временем вычислений;

В работе предложено, которое является нестационарным фильтром Калмана–Бьюси. Данный фильтр позволяет моделировать траекторию; использовать стохастические дифференциальные уравнения для фильтрации и прогноза и включает этапы оценки параметров траектории и прогноза — экстраполяция траектории на основе оцененных параметров.

Моделирование подтвердило, что ошибки фильтрации уменьшаются с ростом времени наблюдения. Преимущества: метод обеспечивает приемлемую точность прогноза, особенно при длительном времени наблюдения. Ограничения: ошибки прогноза растут с удалением от момента окончания фильтрации. Перспективы: применение в системах противодействия, где требуется баланс между скоростью и точностью.

В работе «Применение искусственной нейронной сети для решения задач прогнозирования движения наземных объектов». Соколов Д.Ю. [6] актуальность объясняется важностью прогнозирования движения наземных объектов для военных (наведение вертолётов на маневрирующие цели) и гражданских задач (отслеживание объектов беспилотниками). Актуальность обусловлена необходимостью учета нелинейных траекторий, которые не описываются классическими методами интерполяции и экстраполяции. Кроме того, существующие нейросетевые подходы часто игнорируют последовательность прохождения точек, что снижает точность прогноза.

В работе указаны следующие существующие решения. Математическое моделирование — эффективно только для линейных или полиномиальных траекторий. Нейронные сети общего назначения — не учитывают последовательность точек и пространственную привязку, что ограничивает их применение. Рекуррентные сети — частично решают проблему последовательности, но требуют сложной обработки данных.

В работе произведена постановка следующей задачи: требуется разработать нейронную сеть, которая: учитывает последовательность прохождения точек траектории; отражает пространственную привязку объекта к участку местности; работает с нелинейными траекториями без сложных математических преобразований; обеспечивает режим реального времени с балансом между точностью и вычислительной нагрузкой.

В работе предложено решение на основе пространственно-закреплённой рекуррентной нейронной сети. В этой сети каждый нейрон соответствует точке или области пространства. Архитектура сети включает рекуррентные связи, что позволяет учитывать последовательность точек. Для реализации решения использовались алгоритмы обучения: модифицированное правило Хебба, правило Видроу-Хоффа и алгоритм Кохонена.

Преимущества: Сеть демонстрирует высокую точность прогноза даже для сложных траекторий. Учет пространственной привязки снижает влияние шумов и улучшает адаптацию к изменениям. Возможность масштабирования на гиперпространство (3D и более). Ограничения: Высокая вычислительная нагрузка при большом количестве нейронов. Зависимость от качества обучающих данных и выбора коэффициентов. Перспективы: Применение в военных системах наведения, гражданской авиации, прогнозировании движения морских объектов и даже в финансовой аналитике. Интеграция с методами снижения шумов и оптимизации параметров для работы в реальном времени.

В работе «Алгоритм прогнозирования траектории движения цели». Мельников П.Н. [7] актуальность заключается в зависимости эффективной работы зенитных артиллерийских комплексов от точности прогнозирования траектории движения цели. Актуальность работы обусловлена необходимостью минимизации ошибок прогноза в условиях: отсутствия информации о будущих маневрах цели; погрешностей измерений параметров движения; ограничений неуправляемой траектории снаряда.

В качестве существующих решений в работе указаны: фильтрация параметров движения (координаты, скорости, ускорения) с использованием апериодических фильтров; прогнозирование через разложение в ряд Тейлора в прямоугольной системе координат; преобразование данных из сферической системы координат (измерения) в прямоугольную (прогноз). Однако, эти методы имеют недостатки: высокие ошибки для криволинейных траекторий (круговые, пикирование), зависимость точности от степени производных и времени прогноза.

В работе постановка задачи заключалась в разработке алгоритма прогнозирования. Такой алгоритм должен учитывать непредсказуемые маневры цели; минимизировать методические погрешности для сложных траекторий; обеспечивать баланс между точностью фильтрации и устойчивостью к шумам; работать в режиме реального времени с ограниченными вычислительными ресурсами.

В работе было предложено решение по разработке двух алгоритмов прогнозирования: разложение в ряд Тейлора для прогноза координат на основе текущих оценок скорости и ускорения. Он эффективен для прямолинейных и параболических траекторий, но дает ошибки при круговом движении. И прогнозирование в системе координат, связанной с вектором скорости цели. Учитывает продольное и поперечное ускорения, что снижает ошибки для криволинейных траекторий.

Преимущества: Прогнозирование в системе координат, связанной с вектором скорости цели снижает ошибки на 20–30% для маневренных целей. Фильтрация параметров улучшает устойчивость к шумам измерений. Ограничения: зависимость точности от времени прогноза, особые точки в расчетах (например, при нулевой горизонтальной скорости). Перспективы: интеграция с адаптивными алгоритмами для автоматического выбора оптимального метода прогноза. Применение машинного обучения для предсказания маневров на основе исторических данных.

## Выводы

Прогнозирование траекторий — это сложная задача, где технические проблемы (точность, скорость, надёжность) переплетаются с этическими и практическими ограничениями. Успешное решение требует не только разработки продвинутых алгоритмов, но и учёта контекста их применения, интеграции с аппаратными системами и соблюдения нормативных требований. Эти вызовы формируют основу для дальнейшего исследования, включая выбор методов программирования и оптимизаций, которые будут рассмотрены в следующих разделах работы.

Список использованных источников

1. Калинов С.Д., Земсков Ю.В. Использование универсального алгоритма прогнозирования для траекторной обработки в автоматизированных системах управления воздушным движением // Информационные технологии и анализ данных.
2. Пименова М.Б. Применение фильтра Калмана в задачах трекинга воздушных объектов // Политехнический молодежный журнал, 2019, № 12(41).
3. Кобелева А.О. Реализация фильтра частиц для построения траектории на графе. [Электронный ресурс] URL: https://cs.petrsu.ru/~olbgvl/distant-learning/PodgotovkaNTT/Kobeleva\_22503\_7.pdf (дата обращения 12.06.2025).
4. Нгуен М. Х. Прогнозирование траектории движущейся цели с использованием фото-данных и фильтра частиц // [Электронный ресурс] URL: https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-traektorii-dvizhuscheysya-tseli-s-ispolzovaniem-foto-dannyh-i-filtra-chastits/viewer (дата обращения 12.06.2025).
5. Коптев Б. А., Розов А. К., Романовский А. Ф. Прогнозирование движения объектов // Обработка информации и управление №6, 2003.
6. Соколов Д. Ю. Применение искусственной нейронной сети для решения задач прогнозирования движения наземных объектов // Труды МАИ. 2022. № 123.
7. Мельников П. Н. Алгоритм прогнозирования траектории движения цели // Известия ТулГУ. Технические науки. 2023. Вып. 8.
8. Автоматизированные системы управления воздушным движением: Новые информационные технологии в авиации: Учеб. Пособие // Р.М. Ахмедов, А.А. Бибутов, А.В. Васильев и др.; Под ред. С. Г. Пятко и А. И. Красова – СПб.: Политехника, 2004 – 446с.: ил.
9. Amir Sadeghian, Vineet Kosaraju, Ali Sadeghian, Noriaki Hirose, S. Hamid Rezatofighi, Silvio Savarese. SoPhie: An Attentive GAN for Predicting Paths Compliant to Social and Physical Constraints // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/1806.01482 (дата обращения 25.07.2025).
10. Justin Johnson, Alexandre Alahi, Li Fei-Fei. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/1603.08155 (дата обращения 25.07.2025).
11. Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, Illia Polosukhin. Attention Is All You Need // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/1706.03762 (дата обращения 25.07.2025).
12. Shivam Handa, Martin Rinard. Program Synthesis Over Noisy Data with Guarantees // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/2103.05030 (дата обращения 25.07.2025).
13. Gedaliah Knizhnik; Philip deZonia; Mark Yim. Pauses Provide Effective Control for an Underactuated Oscillating Swimming Robot // [Электронный ресурс] URL: https://ieeexplore.ieee.org/document/9127879 (дата обращения 25.07.2025).
14. Agrim Gupta, Justin Johnson, Li Fei-Fei, Silvio Savarese, Alexandre Alahi. Social GAN: Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/1803.10892 (дата обращения 25.07.2025).
15. Dongwon Son; Myungsin Kim; Jaecheol Sim; Wonsik Shin. Reinforcement Learning for Vision-based Object Manipulation with Non-parametric Policy and Action Primitives // [Электронный ресурс] URL: https://ieeexplore.ieee.org/document/9636563 (дата обращения 25.07.2025).
16. Abduallah Mohamed, Kun Qian, Mohamed Elhoseiny, Christian Claudel. Social-STGCNN: A Social Spatio-Temporal Graph Convolutional Neural Network for Human Trajectory Prediction // [Электронный ресурс] URL: https://arxiv.org/abs/2002.11927 (дата обращения 25.07.2025).
17. Агафонов В.Ю., Розалиев В.Л., Заболеева-Зотова А.В. Использование фильтра Калмана в задачах трекинга объектов. Интеллектуальные системы. Теория и приложения, 2016, т. 20, № 4, с. 13–17.
18. Голубков, А. В. Моделирование движения объекта по сложной траектории с возможностью скорейшего обнаружения изменения и идентификации режима движения // диссертация на соискание учёной степени канд. техн. наук: 05.13.18 / Голубков Александр Владимирович. – Ульяновск : УлГУ, 2022. – 140 с.
19. Alahi, A. Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces / A. Alahi, K. Goel, V. Ramanathan [et al.] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2016. – P. 961-971.
20. Comparative evaluation of Kalman filters and motion models in vehicular state estimation and path prediction / A. Munoz-Banon, F. Candelas, S. Torres-Medina // The Journal of Navigation. – 2021. – Vol. 74, № 5. – P. 1142-1160.
21. Luo, A. An improved transformer-based model for long-term 4D trajectory prediction in civil aviation / A. Luo, Y. Luo, S. Zhang [et al.] // IET Intelligent Transport Systems. – 2024. – Vol. 18, № 7. – P. 1245-1258.
22. Li, M. PoPPL: Pedestrian Trajectory Prediction by LSTM With Automatic Route Class Clustering / M. Li, Z. Zhao, C. Adlam [et al.] // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2021. – Vol. 32, № 1. – P. 77-90.
23. Song, Q. Intelligent Optimization Algorithm-Based Path Planning for a Mobile Robot / Q. Song, S. Zhao, M. Wang [et al.] // Computational Intelligence and Neuroscience. – 2021. – Vol. 2021. – Art. 8025715.
24. Wang, Y. Trajectory Forecasting With Neural Networks: An Empirical Evaluation and A New Hybrid Model / Y. Wang, D. Zhang, Y. Liu, K.-L. Tan // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2020. – Vol. 21, № 4. – P. 1843-1857.