

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации**  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**АМУРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**(ФГБОУ ВО «АмГУ»)**

Институт компьютерных и инженерных наук  
Кафедра информационных и управляющих систем  
Направление подготовки 09.04.04 – Программная инженерия  
Направленность (профиль) образовательной программы Управление разработкой программного обеспечения

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ  
Зав. кафедрой  
\_\_\_\_\_ А.В. Бушманов  
«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 г.

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

на тему: Разработка информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей

|                                                                                               |                 |                |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------|----------------|
| Исполнитель<br>студент группы 3105-ом1                                                        | _____           | В.А. Михайлов  |
|                                                                                               | (подпись, дата) |                |
| Руководитель<br>доцент, канд техн. наук                                                       | _____           | О.В. Жилиндина |
|                                                                                               | (подпись, дата) |                |
| Руководитель научного<br>содержания программы<br>магистратуры<br>профессор, доктор техн. наук | _____           | И.Е. Еремин    |
|                                                                                               | (подпись, дата) |                |
| Нормоконтроль<br>инженер                                                                      | _____           | В.Н. Адаменко  |
|                                                                                               | (подпись, дата) |                |
| Рецензент<br>старший преподаватель,<br>канд. техн. наук                                       | _____           | Д.В. Фомин     |
|                                                                                               | (подпись, дата) |                |

Благовещенск 2025

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**АМУРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**(ФГБОУ ВО «АмГУ»)**

Институт компьютерных и инженерных наук  
Кафедра информационных и управляющих систем

УТВЕРЖДАЮ

Зав. кафедрой

\_\_\_\_\_ А.В. Бушманов

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 г.

**З А Д А Н И Е**

К магистерской диссертации студента группы 3105-ом1

Михайлова Владислава Андреевича

1. Тема магистерской диссертации: Разработка информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей

(Утверждено приказом от 06.03.2025 № 609-уч)

2. Срок сдачи студентом законченной работы (проекта): 19.06.2025

3. Исходные данные к магистерской диссертации: статистические данные, документация по библиотекам нейросетей интернет ресурсы, учебная литература

4. Содержание магистерской диссертации (перечень подлежащих разработке вопросов): Методы прогнозирования спроса, проектирование алгоритма, разработка нейросетевой модели

5. Перечень материалов приложения (наличие чертежей, таблиц, графиков, схем, программных продуктов, иллюстративного материала и т.п.): \_\_\_\_\_

6. Рецензент магистерской диссертации: Фомин Д.В., с. п., канд. техн. наук

7. Дата выдачи задания 29.01.2025

Руководитель выпускной квалификационной работы: \_\_\_\_\_

О.В. Жилиндина, доцент каф. ИиУС, канд. техн. наук, доцент

(фамилия, имя, отчество, должность, уч.степень, уч.звание)

Заявление принял к исполнению \_\_\_\_\_

## РЕФЕРАТ

Магистерская диссертация содержит 84 страницы, 16 рисунков, 2 таблицы, 50 источников

### РАЗРАБОТКА ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ВОСТРЕБОВАННОСТИ ТОВАРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

Целью данной выпускной квалификационной работы является разработка информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей. Исследование направлено на построение эффективной методологии, позволяющей выявлять закономерности в поведении потребительского спроса и предсказывать его изменения с учетом множества внутренних и внешних факторов, влияющих на рынок.

В рамках выполнения работы были решены следующие основные задачи:

- проведён анализ предметной области, включающий изучение структуры потребительского рынка, типов данных о продажах и факторов, влияющих на востребованность товаров;
- исследованы существующие методы и алгоритмы прогнозирования спроса, включая статистические подходы, методы машинного обучения и нейросетевые модели;
- разработан и реализован алгоритм прогнозирования востребованности товаров на основе нейросетевого моделирования.

Разработка и внедрение нейросетевых моделей в задачи прогнозирования спроса позволяют добиться высокой адаптивности к изменениям рыночной среды, а также учитывать сложные нелинейные зависимости между параметрами, которые традиционные методы зачастую игнорируют. Полученные в ходе исследования результаты могут быть применены для оптимизации процессов закупок, логистики, управления ассортиментом и маркетинга.

## СОДЕРЖАНИЕ

|                                                                                |    |
|--------------------------------------------------------------------------------|----|
| Введение                                                                       | 6  |
| 1 Анализ коммерческой аналитики и методов прогнозирования спроса               | 8  |
| 1.1 Анализ коммерческой аналитики                                              | 9  |
| 1.2 Анализ процессов прогнозирования спроса и их характеристик                 | 14 |
| 1.3 Существующие методы решения                                                | 18 |
| 2 Алгоритмическое и программное обеспечение анализа востребованности товаров   | 24 |
| 2.1 Алгоритм анализа востребованности товаров с применением машинного обучения | 24 |
| 2.2 Обзор возможностей профильного программного обеспечения                    | 31 |
| 2.2.1 Программное обеспечение для разработки нейросетевых моделей              | 31 |
| 2.2.2 Программное обеспечение для обработки и анализа данных                   | 33 |
| 2.2.3 Программное обеспечение для визуализации данных                          | 35 |
| 2.2.4 Программное обеспечение для реализации интерфейсов пользователя          | 38 |
| 2.2.5 Профильное программное обеспечение для работы с базами данных (СУБД)     | 40 |
| 2.2.6 Интеграция с Excel                                                       | 42 |
| 2.2.7 Интеграция с 1С                                                          | 44 |
| 2.3 Обоснование выбора программно-технического обеспечения                     | 45 |
| 3 Реализация информационной системы для анализа востребованности товаров       | 52 |
| 3.1 Проектирование архитектуры                                                 | 53 |
| 3.1.1 Детальное описание компонентов и их функций                              | 56 |
| 3.1.2 Взаимодействие компонентов системы                                       | 58 |
| 3.1.3 Системные требования                                                     | 61 |
| 3.2 Отладка и тестирование информационной системы анализа                      | 62 |

|                                      |    |
|--------------------------------------|----|
| востребованности товаров             |    |
| 3.3 Расширяемость и масштабируемость | 68 |
| 3.4 Устойчивость к сбоям             | 70 |
| 3.5 Оценка надежности                | 72 |
| 3.6 Отказоустойчивость               | 73 |
| 3.7 Оценка практической значимости   | 75 |
| Заключение                           | 78 |
| Библиографический список             | 80 |

## ВВЕДЕНИЕ

На современном этапе развития цифровых технологий открываются широкие возможности для анализа, моделирования и прогнозирования процессов, происходящих в экономике, бизнесе и торговле. Одним из актуальных направлений является использование информационных технологий и методов искусственного интеллекта для анализа потребительского поведения и прогнозирования востребованности товаров. В условиях высокой динамики рынка, стремительного роста объемов данных и сложности факторов, влияющих на спрос, перед исследователями и специалистами в области аналитики встает задача повышения точности и эффективности прогнозных моделей.

Актуальность выбранной темы определяется тем, что грамотное управление ассортиментом и закупками, основанное на точных прогнозах востребованности, позволяет компаниям минимизировать убытки, связанные с излишками и дефицитом товаров, адаптироваться к изменяющимся условиям рынка и обеспечивать устойчивое развитие. Прогнозирование спроса становится особенно значимым для компаний, работающих в сфере электронной коммерции, розничной торговли и дистрибуции, где конкуренция требует оперативного и точного принятия решений на основе данных.

Современные методы прогнозирования, включающие в себя использование нейросетевых моделей, позволяют значительно расширить аналитические возможности. В отличие от традиционных статистических подходов, они способны учитывать нелинейные зависимости, сезонность, колебания рынка, поведение пользователей и множество контекстных факторов, таких как макроэкономические показатели, погодные условия, тренды и предпочтения клиентов. Такие технологии становятся особенно эффективными при обработке больших объемов данных, как структурированных, так и неструктурированных – от истории продаж до пользовательских отзывов и данных социальных сетей.

Целью данной выпускной квалификационной работы является разработка подхода к анализу и прогнозированию востребованности товаров на основе

нейросетевых моделей. Особое внимание в исследовании уделяется рассмотрению процессов, связанных с динамикой спроса, выявлением трендов, сезонных и краткосрочных колебаний, а также интеграции различных источников данных в единую аналитическую структуру.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- проведение анализа предметной области, включая исследование особенностей поведения потребительского спроса и факторов, влияющих на востребованность товаров;
- изучение существующих методов прогнозирования, включая статистические, машинные и нейросетевые подходы, а также обзор готовых программных решений;
- построение и реализация модели прогнозирования с использованием нейросетевой архитектуры, способной адаптироваться к изменениям и учитывать многомерную структуру данных;
- проведение тестирования модели на практических данных, оценка точности и достоверности результатов, а также их интерпретация;
- формулирование рекомендаций по применению результатов в практике анализа продаж и планирования товарных запасов.

Объектом исследования являются процессы анализа и прогнозирования востребованности товаров в условиях современной цифровой экономики, характеризующиеся высокой изменчивостью, большим количеством данных и сложной структурой факторов влияния.

Предметом исследования выступают нейросетевые методы прогнозирования спроса, а также алгоритмы обработки и анализа данных, используемые для построения прогностических моделей, способных учитывать временные, поведенческие и контекстуальные особенности потребления.

Таким образом, данное исследование направлено на развитие подходов к интеллектуальному анализу спроса, что в конечном итоге позволяет компаниям принимать более точные и обоснованные управленческие решения на основе данных и прогнозов, построенных с использованием искусственного интеллекта.

## 1 АНАЛИЗ КОММЕРЧЕСКОЙ АНАЛИТИКИ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА

В современных экономических условиях эффективность функционирования торговых предприятий в значительной степени определяется их способностью оперативно адаптироваться к изменяющимся условиям спроса. Одним из ключевых факторов конкурентоспособности становится способность точно и своевременно прогнозировать потребности рынка, минимизируя издержки, связанные с переизбытком или дефицитом товаров. Особенно это актуально для розничной торговли, электронной коммерции и логистики, где даже незначительные ошибки в оценке востребованности могут приводить к значительным финансовым потерям и снижению удовлетворённости клиентов.

Спрос на товары подвержен влиянию множества факторов: сезонности, ценовой политики, рекламных кампаний, экономических и социальных изменений, модных тенденций, погодных условий, внешнеполитической ситуации и многих других. Эта мультифакторность, а также высокий уровень неопределённости создают значительные сложности при прогнозировании, что требует применения интеллектуальных систем анализа и современных методов обработки данных.

Исторически задача прогнозирования спроса решалась с использованием простых статистических моделей: регрессий, скользящих средних, экспоненциального сглаживания и авторегрессионных моделей временных рядов. Однако такие подходы демонстрируют ограниченную гибкость в условиях динамически меняющегося спроса и не способны учитывать сложные нелинейные зависимости между переменными. Появление и широкое распространение технологий машинного обучения и искусственного интеллекта, а в особенности нейросетевых архитектур, позволило значительно расширить аналитический инструментарий для прогнозирования спроса, повысив как точность, так и адаптивность предсказательных моделей.

Особую актуальность приобретает создание информационных систем, способных интегрировать в себя не только механизмы хранения и обработки

данных, но и интеллектуальные модули, реализующие алгоритмы предсказания спроса на основе нейросетей. Такие системы могут выступать в роли полноценных помощников в принятии решений для специалистов по логистике, закупкам, маркетингу и стратегическому планированию. Информационные системы нового поколения объединяют в себе возможности сбора больших объёмов гетерогенных данных, их предобработки, анализа, визуализации и автоматической генерации прогнозов с высокой точностью.

Тем не менее, несмотря на быстрое развитие технологий, создание эффективной системы анализа востребованности товаров остаётся сложной междисциплинарной задачей, требующей учёта не только математических и программных аспектов, но и понимания бизнес-логики, специфики товарных категорий, особенностей поведения потребителей и контекста принятия решений в реальных торговых структурах. Именно поэтому необходимо комплексное исследование предметной области, существующих методов анализа и прогнозирования спроса, выявление их достоинств и ограничений, а также разработка собственной архитектуры информационной системы, учитывающей специфику бизнес-среды и новейшие достижения в области искусственного интеллекта.

### **1.1 Анализ коммерческой аналитики**

Прогнозирование спроса на товары – это комплексный процесс, включающий сбор, обработку и анализ данных о потребительском спросе для разработки точных предсказаний о том, какие товары будут востребованы в будущем. В современных условиях, когда рынок меняется с высокой скоростью, а потребительские предпочтения становятся всё более разнообразными, задача точного прогнозирования становится ещё более сложной и критичной для бизнеса. Особенно это важно для розничной торговли, электронной коммерции и логистических компаний, где неправильные решения могут привести к значительным экономическим потерям.

Спрос на товары является динамичной величиной, которая изменяется во времени под воздействием ряда факторов. Изучение этих факторов и их влияния на динамику спроса является ключевым моментом в процессе прогнозирования.

К числу таких факторов можно отнести сезонные колебания, маркетинговую активность, ценовую политику конкурентов, макроэкономические условия, внешнеполитические события и даже погодные условия. Сложность задачи также усугубляется необходимостью работы с большими объёмами гетерогенных данных, включающих как структурированную информацию, так и неструктурированные источники.

*Временной характер спроса:*

– Спрос на большинство товаров имеет определённую сезонность, проявляющуюся в изменениях объёмов продаж в разные сезоны года. Например, товары для летнего отдыха или новогодние игрушки могут пользоваться большей популярностью в определённые периоды.

– Тренды – изменения в потребительских предпочтениях, зачастую связанные с модой или технологическими инновациями, также могут существенно повлиять на спрос. Например, рост популярности экологически чистых товаров, или изменяющиеся потребности в связи с развитием цифровых технологий.

– Наличие краткосрочных и долгосрочных всплесков спроса, вызванных внешними факторами, такими как акции, праздничные скидки, экономические кризисы или природные катастрофы.

*Сложность взаимодействия факторов:*

– Спрос на товары зависит не только от ценовых колебаний, но и от других факторов, таких как погодные условия, праздники, социальные и экономические изменения.

– Особое значение имеет влияние маркетинговых активностей, таких как рекламные кампании, скидки и акции. Реклама и промо-акции могут значительно изменить поведение покупателей, увеличив спрос на товары.

– Внешнеэкономическая ситуация и политическая нестабильность – кризисы, инфляция, политические решения могут привести к значительным изменениям в потребительских привычках, что создаёт дополнительную сложность в прогнозировании.

На рисунке 1 представлены факторы влияющие на спрос.

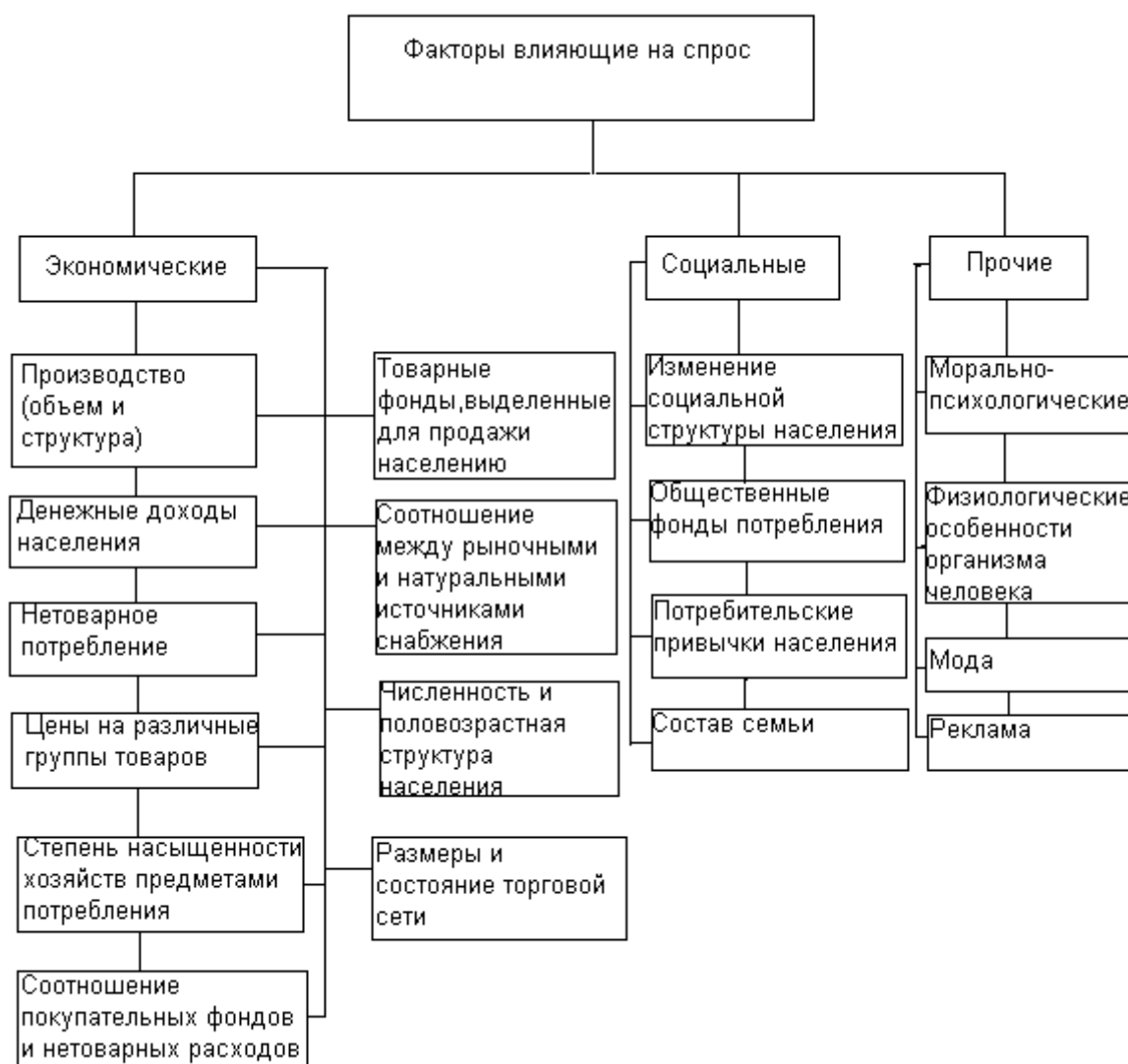


Рисунок 1 – Факторы влияющие на спрос

#### *Персонализация спроса:*

– Развитие персонализированных рекомендаций на основе данных о предыдущих покупках пользователей, их интересах и поведении позволяет значительно повысить точность прогнозов для отдельных потребителей или товарных категорий. Система рекомендаций, основанная на машинном обучении, может повысить вероятность точного прогноза на уровне индивидуального покупателя или сегмента.

Для построения точных моделей прогнозирования требуется собрать и проанализировать множество различных типов данных. Их можно условно разделить на несколько категорий:

*Исторические данные о продажах.* Это данные о продажах товаров за определённые периоды времени, которые позволяют выявить основные закономерности спроса, тренды и сезонность. Включают информацию о том, сколько единиц товара было продано, по какой цене, в какой день недели, в какой период времени. Важно учитывать не только количество и цену, но и такие аспекты, как локализация продаж, способы доставки, наличие альтернативных товаров.

*Внешние данные:*

- Погодные условия: температура, осадки, сезонные колебания, влияние на спрос на товары, такие как одежда, спортивные товары или сезонные аксессуары.

- Социально-экономические данные: инфляция, изменение курса валют, рост безработицы, изменение потребительских настроений, которые могут влиять на покупательскую способность населения.

- Календарные данные: праздники, длинные выходные, даты крупных событий (например, распродажи, Black Friday, Рождество), которые существенно изменяют покупательскую активность.

*Поведенческие данные.* Данные о действиях пользователей на сайте: посещаемость страниц товаров, время, проведённое на странице, клики по кнопке «Добавить в корзину», статистика по оставленным товарам в корзине. Поведение клиентов в магазине или через мобильные приложения. Включают в себя такие данные, как частота посещений, средний чек, товары, которые покупаются в связке, и т.д.

*Категориальные и операционные данные.* Эти данные включают в себя описание товаров: категорию, характеристики (цвет, размер, бренд), а также информацию о поставках, остатках на складах и дистрибуции. Они важны для корректного прогнозирования продаж по отдельным категориям товаров и регионам.

Прогнозирование спроса влияет на множество бизнес-процессов внутри компании. Особенно важно оно для следующих процессов:

*Управление запасами и закупками.* Одним из основных бизнес-рисков является неоправданное увеличение запасов, что может привести к переполнению складов, затовариванию и снижению ликвидности. В то же время дефицит товаров ведёт к потерям прибыли из-за упущенных продаж. Прогнозы позволяют правильно оценить оптимальный уровень запасов, улучшить логистику поставок и избежать ненужных издержек.

*Ценообразование.* Использование прогноза спроса помогает более точно установить цену на товар в зависимости от прогнозируемого интереса. Например, товары, пользующиеся высоким спросом, могут быть проданы по более высокой цене, а товары с низким спросом – по сниженной цене.

*Маркетинговые кампании.* Знание будущего спроса позволяет компании более эффективно распределять ресурсы на маркетинговые акции, таргетировать рекламные усилия на те товары и сегменты, которые потенциально принесут наибольшую прибыль.

*Операции с клиентами.* Прогнозирование спроса на уровне потребителей помогает создавать персонализированные предложения для разных сегментов рынка, повышая тем самым клиентскую лояльность и доходность.

Несмотря на развитие аналитических методов, прогнозирование спроса остаётся сложной задачей из-за множества факторов, которые сложно учесть в классических моделях:

- *Неполнота и неоднородность данных.* Часто данные, на основе которых строятся прогнозы, содержат пробелы, выбросы или ошибки. Также данные могут быть разрозненными, исходя из различных источников: внутренние системы (ERP, CRM), внешние источники (погода, новости), что усложняет их обработку.

- *Нелинейность и сложность зависимостей.* Спрос на товар часто зависит от множества нелинейных факторов. Это усложняет использование

простых статистических методов и требует применения более сложных моделей, таких как нейросети и алгоритмы машинного обучения.

– *Изменчивость внешних факторов.* Внешние факторы (экономические кризисы, политическая ситуация, природные катастрофы) могут существенно повлиять на спрос, но такие события крайне трудно предсказать заранее, что снижает точность прогнозов.

Нейросетевые технологии, благодаря своей способности моделировать сложные нелинейные зависимости и адаптироваться к изменяющимся данным, представляют собой оптимальное решение для прогнозирования спроса. Модели глубокого обучения (например, рекуррентные нейронные сети – RNN, LSTM, и трансформеры) позволяют эффективно работать с временными рядами, что делает их незаменимыми при прогнозировании на основе исторических данных о продажах.

Нейросети обладают рядом преимуществ:

- гибкость в учёте множества факторов и параметров;
- автоматическое выявление закономерностей в данных, что упрощает процесс создания моделей;
- адаптивность к новым данным, что позволяет моделям быстро приспосабливаться к изменениям в рыночной ситуации.

Таким образом, использование нейросетевых моделей для прогнозирования спроса предоставляет значительно более точные и адаптивные результаты по сравнению с традиционными методами, что делает такие технологии крайне важными для современных бизнес-систем.

## **1.2 Анализ процессов прогнозирования спроса и их характеристик**

В современных условиях стремительно развивающейся цифровой экономики и насыщенных потребительских рынков, процессы анализа востребованности товаров приобретают особую актуальность. Объектом настоящего исследования выступает совокупность процессов, методов и факторов, направленных на выявление, оценку и прогнозирование уровня спроса на товары в различных

секторах рынка. Эти процессы включают в себя как количественные, так и качественные аспекты поведения потребителей и экономических систем в целом.

Изучаемый объект охватывает всю цепочку событий – от момента формирования потребности у конечного пользователя до анализа данных о его предпочтениях, объемах покупок, отзывов и других проявлений потребительской активности. Рассматриваемый объект характеризуется высокой степенью динамичности, неоднородности данных, влиянием множества факторов внешней и внутренней среды, а также необходимостью в использовании интеллектуальных аналитических инструментов, способных эффективно справляться с комплексной структурой информации.

Один из центральных элементов объекта исследования – это данные, на основе которых осуществляется оценка и прогноз востребованности. В условиях цифровизации и распространения онлайн-каналов продаж объём доступной информации о потребительском поведении существенно увеличился. Все данные условно можно разделить на структурированные (формализованные) и неструктурированные (текстовые, мультимедийные, поведенческие).

Ключевые источники данных:

- Исторические данные о продажах. Эти данные формируют основу для количественного анализа. К ним относятся показатели объема продаж, частоты покупок, средней стоимости заказов, сезонных пиков и спадов спроса. Они собираются из ERP-систем, POS-терминалов, CRM-платформ и других автоматизированных систем учета.

- Экзогенные факторы и рыночный контекст. Это данные, описывающие внешнюю среду, в которой функционирует рынок. К ним относятся: макроэкономические индикаторы (ВВП, инфляция, курс валют), демографические изменения, пандемии, геополитическая обстановка, изменения в законодательстве, погодные условия.

- Поведенческие и психографические данные. Современные технологии позволяют собирать информацию о поведении пользователей в цифровой среде: переходы по сайтам, клики, время просмотра страниц, истории покупок,

добавления в корзину. Анализ этих данных даёт представление о предпочтениях и мотивах потребителей.

- Потребительские отзывы и оценки. Особое значение имеют текстовые отзывы, рейтинги, жалобы и благодарности. Эти данные не имеют чёткой структуры, но являются богатым источником скрытой информации, доступной при помощи методов NLP.

В рамках изучения объекта можно выделить несколько ключевых процессов, составляющих основу анализа и прогнозирования востребованности:

- Анализ текущей ситуации на рынке. Это сбор, систематизация и интерпретация данных, направленных на определение текущего уровня спроса и его отклонений от ожидаемых значений.

- Прогнозирование спроса. Использование статистических и интеллектуальных методов для оценки будущих объёмов спроса с учётом исторических данных и внешних факторов. Прогнозирование может быть краткосрочным (до недели), среднесрочным (до квартала) и долгосрочным (до года и более).

- Сегментация аудитории и персонализация. Группировка потребителей по схожим признакам позволяет адаптировать прогнозные модели под конкретные целевые группы, что особенно актуально в условиях роста требований к индивидуальному подходу.

- Оценка чувствительности спроса к изменениям. Изучение того, как спрос реагирует на изменение цены, ассортимента, условий доставки, маркетинговых воздействий и других параметров.

Сложность анализа и прогнозирования востребованности товаров требует применения широкого спектра аналитических инструментов. Наиболее значимыми в современных условиях являются:

- Методы машинного обучения. Алгоритмы регрессии, деревья решений, градиентный бустинг, ансамблевые методы позволяют строить точные модели зависимости между признаками и значением спроса.

- Нейросетевые подходы. Рекуррентные нейросети (RNN, LSTM, GRU) применяются для анализа временных рядов, позволяя учитывать

долгосрочные зависимости и нелинейности в данных. Сверточные нейросети (CNN) и трансформеры используются для обработки изображений и текстов – например, при анализе отзывов.

- Анализ текстовых данных (NLP). Технологии обработки естественного языка позволяют извлекать полезную информацию из отзывов, комментариев, социальных сетей, формировать тональность и классифицировать потребительские мнения.

- Кластеризация и факторный анализ. Позволяют выявлять скрытые закономерности, сегменты потребителей и товарных групп, формирующих различную структуру спроса.

Исходя из вышеизложенного, можно выделить основные характеристики объекта:

- Многофакторность и взаимозависимость параметров. Спрос формируется под влиянием множества факторов, взаимодействующих между собой, что усложняет построение прямолинейных зависимостей.

- Динамичность и изменчивость. Поведение потребителей, тренды, предпочтения и рыночные условия изменяются во времени, что требует постоянной адаптации аналитических моделей.

- Высокий объем и разнообразие данных. В условиях цифровой торговли данные представлены в различных форматах – от таблиц до мультимедийного контента, и требуют специализированных методов обработки.

- Неопределенность и неполнота информации. Далеко не все влияющие факторы можно точно измерить или спрогнозировать (например, психологические аспекты поведения или эффект «моды»), что добавляет уровень неопределенности в анализ.

Таким образом, объект исследования – это сложная, динамически развивающаяся система, отражающая совокупность процессов, направленных на анализ и прогнозирование востребованности товаров. Его изучение требует комплексного подхода, включающего как традиционные методы экономического анализа, так и современные технологии интеллектуальной обработки информации.

Понимание структуры, факторов и характеристик объекта анализа позволяет более точно моделировать поведение рынка, адаптироваться к изменениям внешней среды и формировать обоснованные управленческие решения.

### **1.3 Существующие методы решения**

Задача анализа и прогнозирования спроса на товары занимает важное место в цифровой трансформации торговли и логистики. Сегодня компании стремятся не только отслеживать текущее состояние спроса, но и уметь с высокой точностью предугадывать его изменения, адаптируя свои процессы закупок, логистики, маркетинга и ценообразования. Это особенно актуально в условиях динамичного, конкурентного и подверженного внешним воздействиям рынка, где даже незначительные колебания спроса могут привести к существенным потерям или упущенным возможностям.

На практике используются разнообразные методы решения задачи, от классических статистических подходов до современных моделей глубокого обучения. Каждый из них имеет свои сильные и слабые стороны, и выбор подхода определяется как спецификой данных, так и целями бизнеса. Примерами решений использующие разные методы являются:

#### *Классические методы прогнозирования:*

На начальном этапе развития автоматизированного анализа спроса использовались преимущественно статистические модели. Эти методы основываются на предположении о существовании устойчивых закономерностей в поведении временных рядов. Среди них можно выделить:

- метод скользящих средних и экспоненциального сглаживания, применяемые для сглаживания данных и выделения трендов;
- ARIMA и SARIMA, которые хорошо подходят для моделирования сезонных и трендовых компонентов в стабильной среде;
- регрессионный анализ, часто использовавшийся для оценки влияния отдельных факторов, например, цены или времени года, на объемы продаж.

Преимуществом этих подходов является простота реализации и интерпретируемость результатов. Однако, по мере роста объема данных и увеличения

сложности факторов, влияющих на спрос, эти методы стали ограниченными в применимости, особенно при резких и нелинейных изменениях на рынке.

### *Методы машинного обучения.*

С переходом к обработке больших данных в торговле и маркетинге стали активно применяться алгоритмы машинного обучения. Они позволяют учитывать множество признаков, их взаимодействия и нелинейные зависимости.

Наибольшую популярность получили:

- решающие деревья и ансамбли моделей;
- методы бустинга, включая XGBoost, LightGBM и CatBoost.

Эти модели демонстрируют высокую точность на табличных данных, легко адаптируются к изменениям, позволяют учитывать внешние факторы (например, погоду, акции, праздники) и использовать категориальные признаки. Кроме того, они обладают приемлемым уровнем интерпретируемости, что важно для принятия бизнес-решений.

RapidMiner – популярная платформа для визуального построения моделей анализа спроса с возможностью применения градиентного бустинга и деревьев решений.

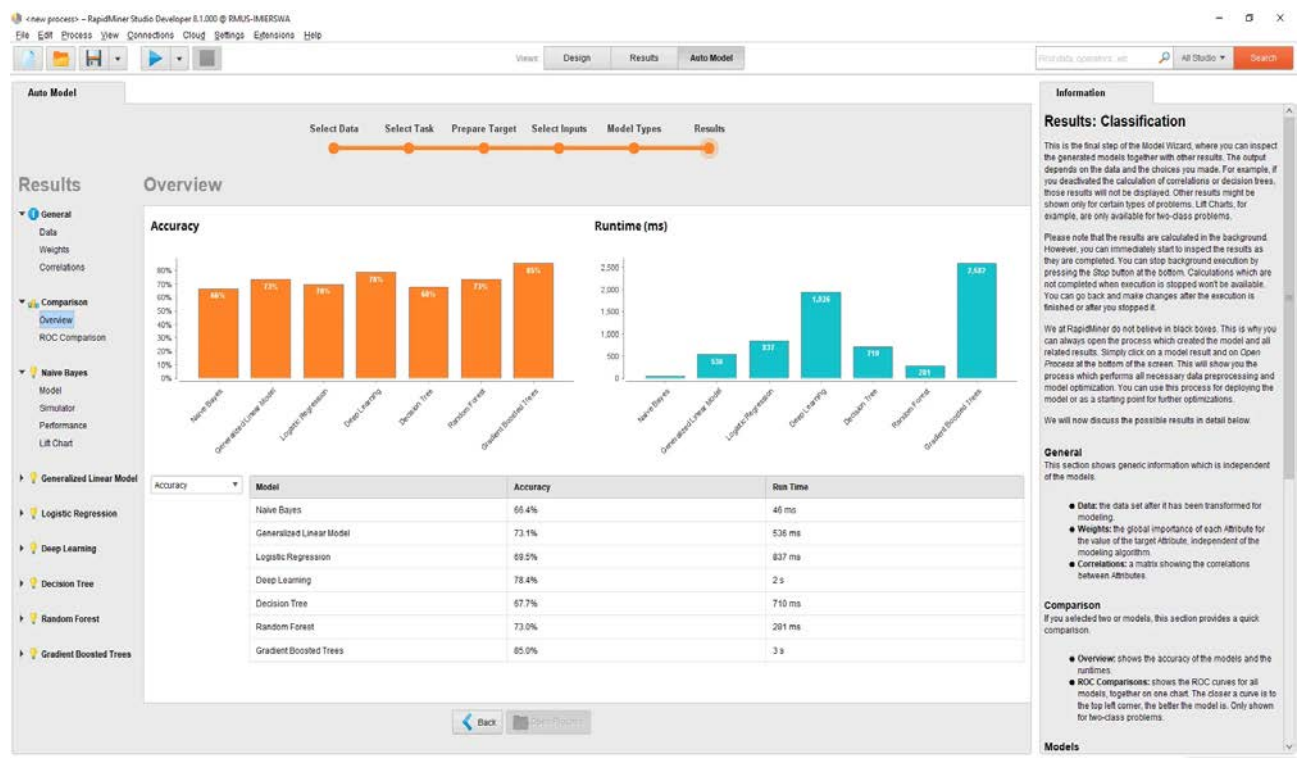


Рисунок 2 – Платформа RapidMiner

### *Нейросетевые подходы и глубокое обучение:*

С развитием вычислительных мощностей и появлением больших объемов исторических данных о продажах, всё большую популярность приобрели нейросетевые методы, способные моделировать сложные, высоконелинейные зависимости и учитывать длинные последовательности входных данных.

Ключевыми архитектурами здесь являются:

- многослойные перцептроны – универсальные модели, способные аппроксимировать любые зависимости между входами и выходами; они хорошо подходят для задач с фиксированным числом признаков и используются в качестве базовой нейросетевой архитектуры;
- рекуррентные нейронные сети – особенно эффективны при прогнозировании временных рядов, так как учитывают прошлую историю спроса благодаря внутренней памяти;
- трансформеры – более современная архитектура, превосходящая RNN по скорости обучения и точности на длинных временных интервалах. Благодаря механизмам самовнимания, трансформеры способны эффективно обрабатывать большие объемы последовательных данных, выявляя сложные контекстные связи в ряду.

На практике эти модели позволяют достигать высокой точности прогнозов, особенно в условиях нестабильного спроса, сезонности и резких рыночных изменений. Однако их внедрение требует большого количества исторических данных, значительных вычислительных ресурсов для обучения, а также наличия квалифицированных специалистов, обладающих опытом работы с глубинными архитектурами и знанием принципов построения и интерпретации нейросетевых моделей.

Из существующих решений, использующих нейросетевые методы:

- Amazon Forecast – облачный сервис, использующий нейросетевые архитектуры (включая RNN и трансформеры) для автоматического прогнозирования спроса;

- Google Cloud Vertex AI Forecasting – продвинутый фреймворк для построения нейросетевых моделей прогнозирования, интегрируемый с BigQuery;
- Datarobot – коммерческая платформа, поддерживающая нейросетевые и ансамблевые модели, с возможностью настройки и автоматической оптимизации.

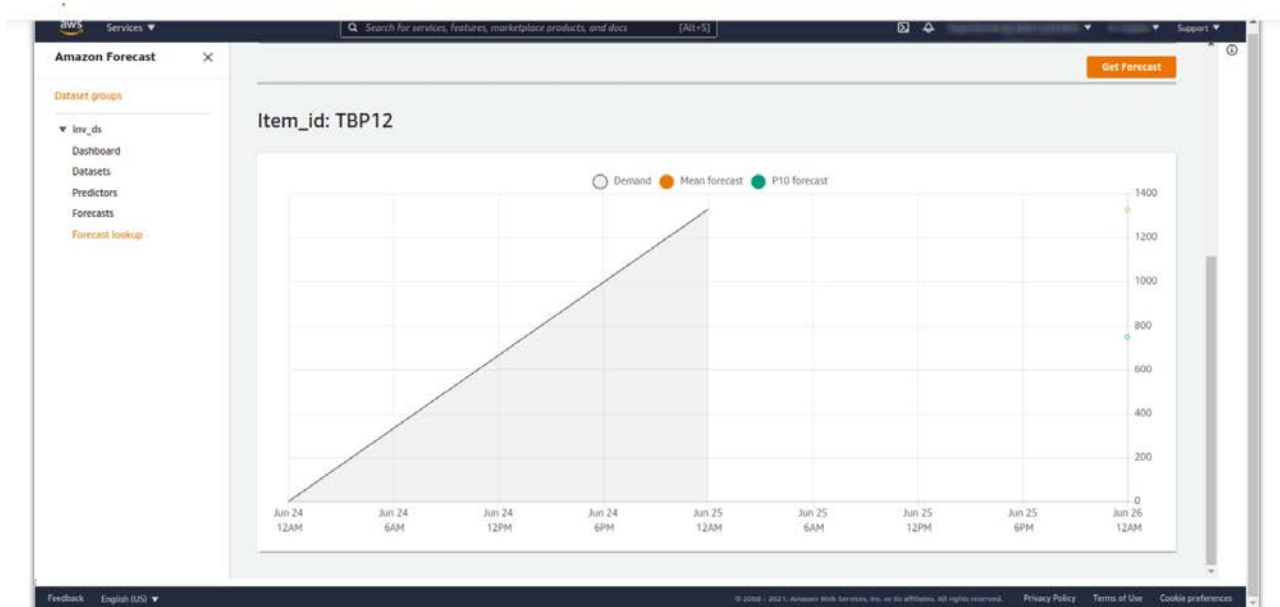


Рисунок 3 – Облачный сервис Amazon Forecast

### *Гибридные и комбинированные решения:*

Многие современные системы анализа спроса сочетают в себе возможности различных методов. Например, сначала выполняется кластеризация товаров по типу поведения (например, с помощью алгоритма К-средних), а затем для каждой группы строится своя модель прогнозирования. Это позволяет лучше учитывать специфику поведения спроса внутри сегментов.

Также используется ансамблирование моделей – комбинация нескольких предсказаний с последующим взвешенным объединением результатов. Подобные гибридные подходы позволяют достичь компромисса между точностью и интерпретируемостью.

Пример гибридного решения – платформа O9 Solutions, применяющая как ML-модели, так и статистические подходы в едином модуле Supply Chain

Analytics, предлагая бизнесу комплексную аналитику с возможностью адаптации под разные сценарии.

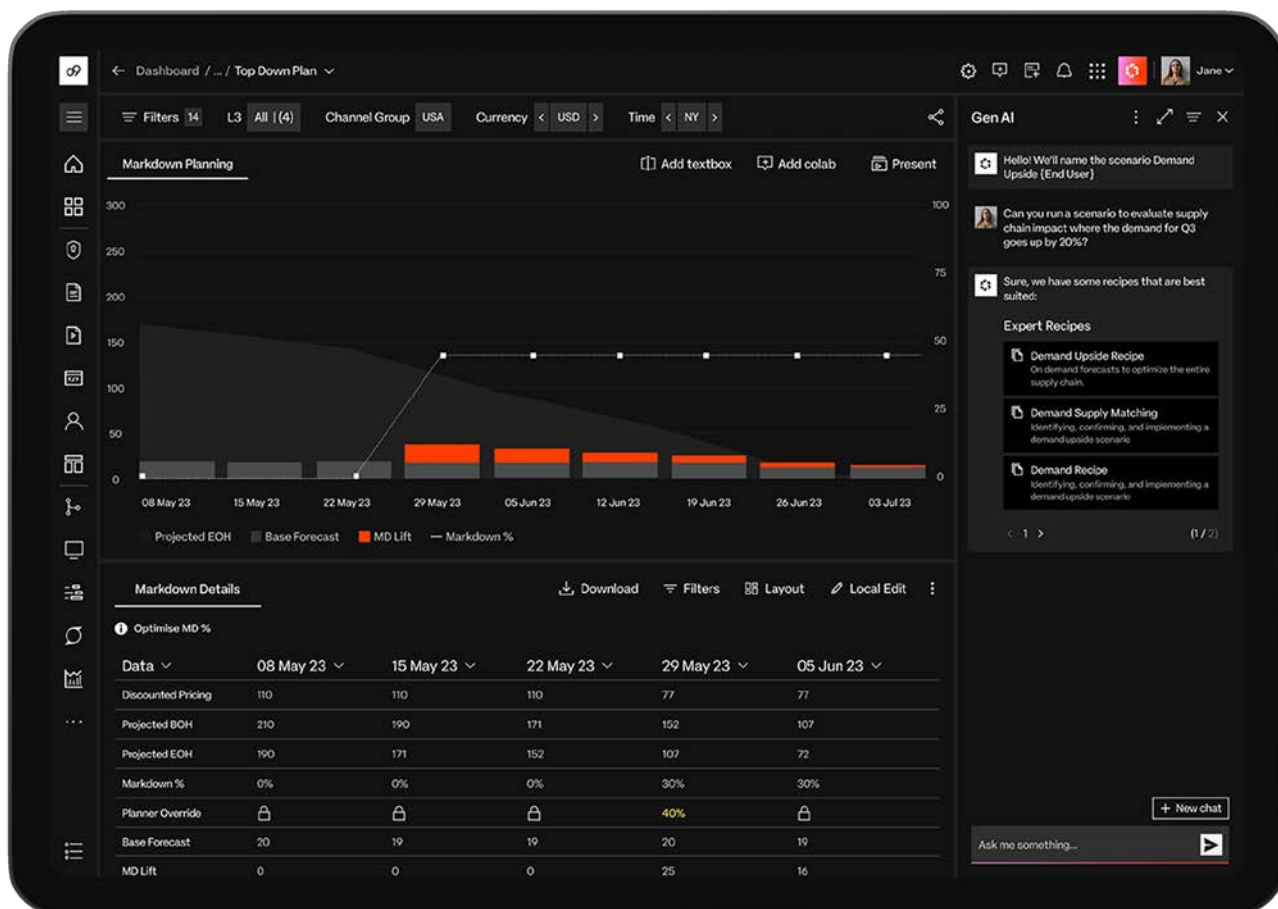


Рисунок 4 – Платформа O9 Solutions

Современные системы не ограничиваются только построением моделей. Они предоставляют мощные средства визуализации, отчётности и интерпретации результатов прогнозов. Это помогает бизнес-пользователям принимать обоснованные решения, даже не обладая глубокими техническими знаниями в области ИИ.

Кроме того, большое внимание уделяется автоматизации процессов:

- регулярное обновление моделей,
- адаптация к сезонным и трендовым изменениям.

Платформы, такие как SAP Integrated Business Planning и Oracle Retail Demand Forecasting, сочетают в себе эти функции, предлагая модули предиктивной аналитики как часть более широкой корпоративной системы управления.

Таблица 1 – Существующие решения

| Продукт                            | Основные функции                                       | Технологии               | Особенности                                                        |
|------------------------------------|--------------------------------------------------------|--------------------------|--------------------------------------------------------------------|
| SAP Integrated Business Planning   | Прогнозирование спроса, управление цепочками поставок  | ML, статистика           | Интеграция с ERP-системами                                         |
| IBM SPSS Forecasting               | Временные ряды, анализ спроса, сезонность              | ARIMA, экспертные модели | Высокая точность, простота использования                           |
| Microsoft Azure Machine Learning   | Обучение моделей, автоматическое прогнозирование       | ML, DL, AutoML           | Облачное решение, масштабируемость                                 |
| Amazon Forecast                    | Прогнозирование спроса с помощью ML                    | DeepAR (RNN)             | Простота интеграции, высокая точность                              |
| Retail Rocket, Mindbox             | Персонализированный маркетинг и прогнозы               | ML, поведенческий анализ | Подходит для e-commerce                                            |
| Tableau, Power BI (с ML-плагинами) | Визуализация, прогнозирование, аналитика               | ML + BI                  | Поддержка пользовательских моделей                                 |
| O9 Solutions                       | Прогнозирование спроса, планирование продаж и операций | ML, AI, сценарный анализ | Высокая гибкость, интеграция с бизнес-процессами, масштабируемость |

Современный ландшафт методов анализа и прогнозирования востребованности товаров представляет собой комбинацию статистических, машинных и нейросетевых подходов. При этом наблюдается очевидный сдвиг в сторону гибких, самообучающихся моделей, способных адаптироваться к изменениям внешней среды и учитывать множество факторов.

Для реализации эффективного прогнозирования на практике всё чаще применяются облачные или гибридные решения, способные масштабироваться под бизнес-задачи и объединять в себе как классические, так и передовые ИИ-технологии. Это подтверждает тенденцию к интеграции интеллектуальных аналитических инструментов в структуру оперативного и стратегического управления цепочками поставок и ассортиментом.

## 2 АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ АНАЛИЗА ВОСТРЕБОВАННОСТИ ТОВАРОВ

Современный рынок требует от компаний высокой адаптивности к изменяющимся условиям спроса. Традиционные методы анализа востребованности товаров зачастую оказываются недостаточно эффективными, так как не учитывают сложные зависимости между различными факторами, влияющими на потребительский спрос. В связи с этим возникает необходимость в использовании современных компьютеризированных подходов, основанных на методах машинного обучения и анализа данных.

В данном разделе рассматриваются алгоритмические методы анализа востребованности товаров, а также программные инструменты, обеспечивающие автоматизацию этого процесса. Описаны этапы формирования модели, начиная от сбора и предобработки данных до развертывания готового решения в информационной системе компании. Также представлен обзор программно-технического обеспечения, необходимого для реализации поставленной задачи.

### **2.1 Алгоритм анализа востребованности товаров с применением машинного обучения**

Для анализа спроса на товары с использованием методов машинного обучения предлагается разработка комплексного алгоритма, который будет реализован с помощью специализированного программного обеспечения. Этот процесс включает в себя несколько ключевых этапов: начиная от сбора и обработки данных, которые будут служить основой для обучения модели, и заканчивая интеграцией готового решения в информационную систему компании. На промежуточных этапах осуществляется выбор оптимальных признаков, построение и обучение модели, её валидация с использованием тестовых выборок, а также оценка точности предсказаний. Особое внимание уделяется обеспечению масштабируемости и адаптивности алгоритма к изменениям рыночных условий. Итоговая система должна быть способна не только предсказывать будущий

спрос, но и адаптироваться к новым данным в режиме реального времени, поддерживая принятие управленческих решений.

На первом этапе программное обеспечение должно собирать и очищать данные, которые поступают из различных источников (например, истории продаж, внешние рыночные данные, отзывы клиентов). Затем данные обрабатываются и подготавливаются для обучения модели машинного обучения. Это может включать нормализацию, удаление выбросов и другие операции по преобразованию данных.

После подготовки данных на основе выбранного алгоритма машинного обучения (например, регрессии, деревьев решений или нейронных сетей) создается модель, которая будет прогнозировать потребность в товаре в зависимости от различных факторов (сезонность, маркетинговые кампании, экономическая ситуация и другие).

Завершающим этапом является интеграция обученной модели в информационную систему компании. Это позволяет автоматизировать процесс принятия решений и обеспечивать актуальность прогнозов в реальном времени, что существенно повысит эффективность управления запасами и улучшит качество обслуживания клиентов. После интеграции обученной нейросетевой модели в информационную систему компании необходимо обеспечить непрерывный мониторинг её работы и качества прогнозирования. Для этого предусматривается организация автоматического сбора новых данных, на основе которых проводится периодическое переобучение модели.

*Сбор и предобработка данных.* Для построения надежной модели необходимо качественное исходное представление данных. Источники данных могут включать:

- внутренние базы данных компании (информация о продажах, остатках товаров, клиентские предпочтения);
- CRM-системы, содержащие историю взаимодействий с клиентами;
- данные о маркетинговых кампаниях и акциях;

- внешние источники (статистика рынка, экономические показатели, погодные условия, сезонные тренды);

- Веб-скрейпинг данных о ценах конкурентов, отзывах потребителей.

Этапы предобработки данных:

- Очистка данных: удаление дубликатов, обработка пропущенных значений.

- Нормализация признаков, чтобы привести все переменные к единому масштабу.

- Кодирование категориальных переменных (One-Hot Encoding, Label Encoding), чтобы сделать их пригодными для анализа алгоритмами машинного обучения.

*Формирование обучающего набора данных.* После предобработки данных необходимо сформировать выборки:

- Обучающая выборка – основная часть данных, на которой алгоритм строит модель.

- Тестовая выборка – используется для оценки модели после обучения.

- Валидационная выборка – применяется для подбора оптимальных гиперпараметров модели.

Если задача анализа востребованности представляет собой классификационную проблему (например, предсказание успешности продукта), важно учитывать баланс классов.

*Определение ключевых признаков для модели:*

- исторические продажи;

- цена товара и её динамика;

- дата выпуска продукта (учет сезонности);

- географическое положение магазинов и поведенческие факторы клиентов;

- влияние маркетинговых акций и скидок.

*Выбор и применение модели машинного обучения.* Для прогнозирования востребованности товаров можно применять различные алгоритмы машинного обучения, в зависимости от типа задачи.

Регрессионные модели – используются для количественного прогнозирования спроса.

Примеры используемых моделей:

- Линейная регрессия – базовая модель для анализа факторов, влияющих на спрос.
- Случайный лес – ансамблевый метод, который хорошо справляется с нелинейными зависимостями.
- XGBoost, LightGBM – методы градиентного бустинга, показывающие высокую точность на сложных данных.

Для настройки параметров модели используются методы оптимизации гиперпараметров, такие как: GridSearchCV – метод полного перебора параметров и RandomizedSearchCV – случайный поиск оптимальных параметров, который ускоряет процесс обучения.

*Оценка качества модели.* Для понимания эффективности работы регрессионной модели используются метрики оценки:

- MAE (средняя абсолютная ошибка);
- RMSE (среднеквадратичная ошибка);
- $R^2$  (коэффициент детерминации).

Дополнительно можно использовать: визуализацию ошибок предсказаний через графики; анализ важности признаков (Feature Importance) для интерпретации модели.

*Развертывание модели и интеграция в информационную систему.* После успешного тестирования модель необходимо интегрировать в бизнес-процессы компании. Развертывание включает следующие этапы:

- Разработка API с использованием Flask или FastAPI для взаимодействия модели с внешними сервисами.

- Интеграция с веб-интерфейсом или BI-системами (Power BI, Tableau) для визуализации предсказаний.
- Автоматизация обновления данных – настройка регулярного переобучения модели при поступлении новых данных.
- Контейнеризация с Docker для удобного развертывания модели в облачной или локальной инфраструктуре.
- Организация мониторинга с использованием инструментов логирования (например, Prometheus, Grafana) для контроля качества прогнозов в реальном времени.

Благодаря такому подходу система позволяет анализировать востребованность товаров, предсказывать изменения спроса и предлагать оптимальные решения для управления запасами и маркетинговыми кампаниями.

Для начала разработки была построена диаграмма прецедентов изображена на рисунке 1.

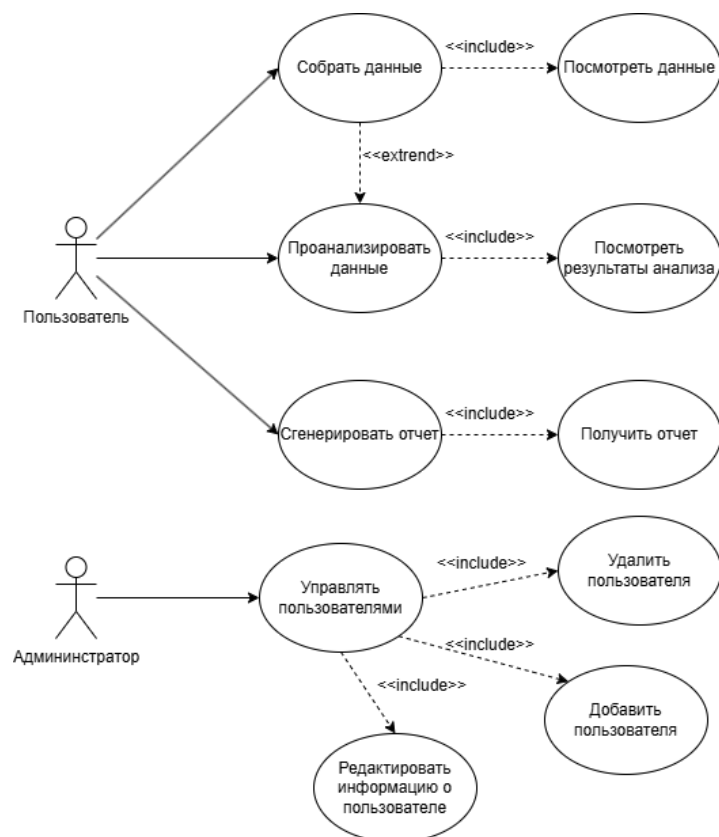


Рисунок 5 – Диаграмма прецедентов

На диаграмме представлены пользователь и администратор.

Пользователь может собрать интересующие его данные и просмотреть их, проанализировать эти данные и просмотреть результат анализа в виде графиков или таблиц, сгенерировать отчет на основе проанализированных данных и получить его в разных форматах.

Администратор может управлять пользователями, добавлять и удалять пользователей из системы, а также изменять информацию о них.

Далее за основу этой диаграммы была создана диаграмма последовательностей изображенная на рисунке 2.

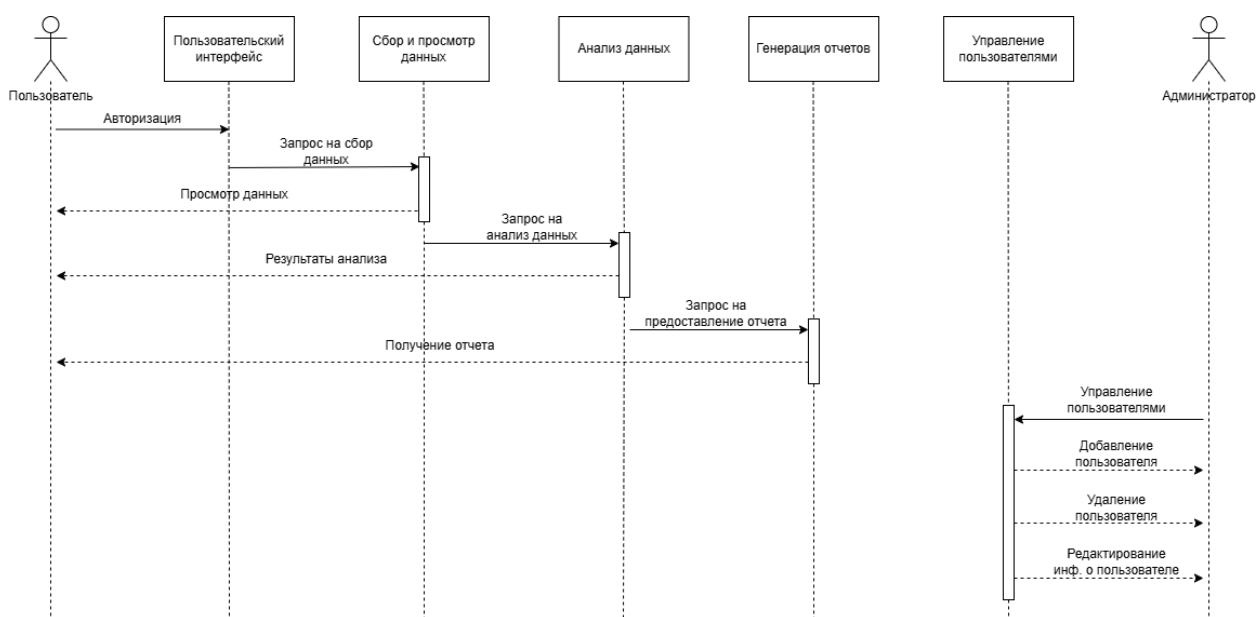


Рисунок 6 – Диаграмма последовательностей

Диаграмма последовательностей показывает поток сообщений между участниками (актерами) и компонентами системы, где временная шкала идет сверху вниз. Она демонстрирует порядок действий и взаимодействий между различными частями системы при выполнении определенного процесса.

Пользователь авторизируется, направляет запрос на сбор данных, система обрабатывает данный запрос, далее пользователь может просмотреть данные, запрос на анализ полученных данных и получает результаты анализа в виде графиков или таблиц, запрос на предоставление отчета анализа на основе проанализированных данных и получает его в разных форматах PDF или Excel.

Администратор управляет пользователями, добавляет и удаляет пользователей из системы, а также изменяет информацию о них. Может выдавать особые права пользователю при необходимости.

Далее была создана диаграмма состояний системы:

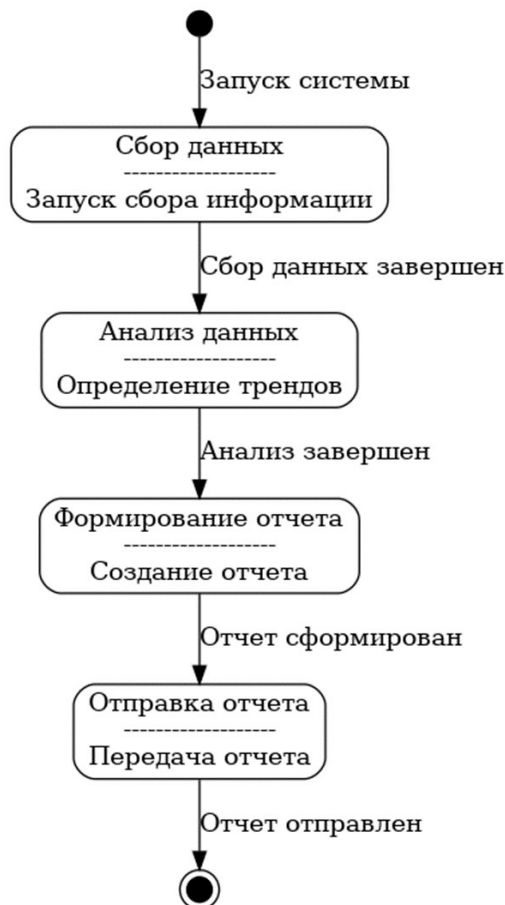


Рисунок 7 – Диаграмма состояний

В данной диаграмме пять событий, каждое из которых инициирует переход от одного состояния к другому:

Запуск системы – переводит систему из начального состояния в состояние сбора данных.

Сбор данных завершен – переводит систему в состояние анализа.

Анализ завершен – переводит систему в состояние формирования отчета и генерирует его.

Отчет сформирован – переводит систему в состояние отправки отчета.

Отчет отправлен – завершает работу, переводя систему в конечное состояние.

## **2.2 Обзор возможностей профильного программного обеспечения**

В рамках разработки информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей необходимо учитывать широкий спектр профильного программного обеспечения (ПО), которое предоставляет инструменты для построения, обучения и внедрения нейросетевых моделей, а также для обработки данных, их анализа и визуализации. Помимо базовых библиотек для машинного обучения и глубокого обучения, важную роль играют средства предварительной обработки данных, управления экспериментами, а также платформы для развертывания и интеграции моделей в бизнес-процессы компании.

Основная цель разработки информационной системы анализа востребованности товаров заключается в построении и обучении нейросетевых моделей, которые могут предсказать изменения спроса на основе различных факторов, таких как исторические данные о продажах, сезонность, маркетинговые кампании и другие переменные. Для реализации этой задачи существует множество инструментов и фреймворков, поддерживающих нейросетевые технологии. К их числу относятся как высокоуровневые библиотеки для быстрого прототипирования (например, Keras), так и мощные платформы для гибкой настройки и масштабируемого обучения (например, PyTorch и TensorFlow). Кроме того, значительную роль играют программные средства для визуализации данных и результатов прогнозирования (Plotly, Seaborn), что облегчает интерпретацию и принятие управленческих решений на основе полученных моделей.

### **2.2.1 Программное обеспечение для разработки нейросетевых моделей**

TensorFlow – это один из самых популярных и мощных фреймворков для машинного обучения, разработанный компанией Google. Он предоставляет разнообразные инструменты для построения, тренировки и внедрения нейросетевых моделей. TensorFlow поддерживает как низкоуровневую, так и высокоуровневую работу, позволяя пользователю выбирать между прямым программированием моделей и использованием готовых решений, таких как Keras.

Особенности использования:

- Модульность и гибкость: TensorFlow поддерживает создание различных типов нейросетевых архитектур, включая многослойные перцептроны (MLP), сверточные нейросети (CNN), рекуррентные нейросети (RNN) и трансформеры.

- Поддержка больших данных: TensorFlow может работать с большими объемами данных и эффективно использовать графические процессоры (GPU) для ускорения расчетов.

- Интероперабельность: TensorFlow можно интегрировать с другими инструментами для обработки и анализа данных, такими как Pandas или Numpy.

PyTorch – это фреймворк для разработки нейросетевых моделей, разработанный компанией Facebook. Он стал популярным среди исследователей и разработчиков благодаря своей гибкости, простоте и отличной поддержке динамических вычислительных графов. Благодаря динамическому построению графов PyTorch позволяет изменять структуру модели «на лету», что упрощает отладку и экспериментирование с архитектурами нейросетей. Кроме того, фреймворк обладает высокой производительностью и поддерживает вычисления на GPU, что значительно ускоряет обучение сложных моделей. Широкая экосистема инструментов и библиотек, а также активное сообщество пользователей делают PyTorch одним из ведущих инструментов для разработки и внедрения нейросетевых решений, в том числе в задачах прогнозирования востребованности товаров и анализа больших данных.

Особенности использования:

- Динамическое построение графа вычислений: это дает больше свободы в разработке нестандартных архитектур и алгоритмов.

- Поддержка GPU: PyTorch активно использует возможности GPU для ускорения вычислений.

- Обширная документация и сообщество: существует множество примеров и обучающих материалов, что упрощает освоение фреймворка.

Keras – это высокоуровневая библиотека для нейросетевого программирования, которая строится на основе TensorFlow. Keras позволяет разработчикам

быстро строить и обучать модели с помощью простого и понятного интерфейса, предоставляя удобные инструменты для создания различных архитектур нейронных сетей — от простых полносвязных до сложных сверточных и рекуррентных моделей. Благодаря модульности и гибкости, Keras поддерживает быструю экспериментальную разработку и облегчает интеграцию с другими компонентами экосистемы TensorFlow, что особенно важно при решении задач прогнозирования и анализа востребованности товаров на основе больших и разнородных данных. Кроме того, Keras обеспечивает высокую производительность и масштабируемость, позволяя использовать вычисления на GPU и TPU для ускорения обучения.

Особенности использования:

- Простота использования: Keras предоставляет понятный API для быстрой разработки нейросетевых моделей.
- Интеграция с TensorFlow: Благодаря интеграции с TensorFlow, Keras позволяет использовать все возможности этого фреймворка, включая поддержку GPU и масштабируемость.

### 2.2.2 Программное обеспечение для обработки и анализа данных

Для эффективного анализа востребованности товаров, помимо разработки нейросетевых моделей, необходимы инструменты для обработки и анализа данных.

Pandas – это библиотека для Python, предназначенная для обработки и анализа данных. Она предоставляет удобные и эффективные структуры данных, такие как DataFrame и Series, а также широкий набор функций для работы с таблицами и временными рядами, что особенно полезно при анализе данных о продажах товаров. Pandas облегчает выполнение операций фильтрации, агрегации, группировки и преобразования данных, а также поддерживает работу с пропущенными значениями и объединение различных наборов данных. Благодаря тесной интеграции с другими библиотеками, такими как NumPy и Matplotlib, Pandas широко используется для предварительной обработки данных и подготовки их к

дальнейшему анализу и моделированию, включая обучение нейросетевых моделей.

Особенности использования:

- Гибкость: Pandas позволяет легко загружать, очищать и манипулировать данными, создавая таблицы (DataFrame) для хранения и обработки информации.

- Интеграция с другими библиотеками: Pandas хорошо работает в связке с другими инструментами машинного обучения, такими как scikit-learn и TensorFlow.

NumPy – это библиотека для численных вычислений в Python, которая предоставляет поддержку многомерных массивов и матриц, а также функции для их эффективной манипуляции и обработки. Она обеспечивает высокую производительность вычислений за счёт реализации операций на уровне низкоуровневого кода, что значительно ускоряет обработку больших объёмов данных. NumPy служит фундаментом для многих других библиотек в экосистеме Python, включая Pandas, SciPy и Scikit-learn, благодаря чему становится ключевым инструментом в задачах анализа данных, машинного обучения и научных вычислений. Кроме того, NumPy предоставляет средства для генерации случайных чисел, выполнения линейной алгебры, работы с Fourier-преобразованиями и многого другого, что делает её универсальным инструментом для построения сложных моделей и алгоритмов.

Особенности использования:

- Математические операции: NumPy поддерживает быстрые и эффективные операции с массивами, что важно для работы с большими данными, используемыми в нейросетевых моделях.

- Интеграция с другими библиотеками: NumPy является основой для многих других библиотек, включая библиотеки для машинного обучения, такие как TensorFlow и scikit-learn.

SciPy – это библиотека для научных вычислений в Python, которая предоставляет множество алгоритмов и функций для численных вычислений, включая

методы оптимизации, обработки сигналов, интеграции и статистического анализа. Она является надстройкой над библиотекой NumPy и расширяет её функционал, предоставляя специализированные инструменты для решения задач области линейной алгебры, интерполяции, решения дифференциальных уравнений и многого другого. Благодаря богатому набору алгоритмов SciPy широко используется для проведения комплексного анализа данных и разработки моделей, что особенно важно при создании и обучении нейросетевых моделей для прогнозирования востребованности товаров.

Особенности использования:

- Математические методы: SciPy предоставляет расширенные математические методы для анализа и обработки данных, что может быть полезно при анализе трендов и сезонных колебаний спроса на товары.
- Интеграция с NumPy: SciPy тесно интегрирован с NumPy, что позволяет легко использовать его функции с многомерными массивами данных.

SciPy также включает модули для работы с численным интегрированием, решением дифференциальных уравнений и линейной алгеброй, что расширяет инструментарий для разработки сложных моделей и анализа динамических процессов, влияющих на спрос. Эти возможности делают SciPy незаменимым инструментом при создании и совершенствовании нейросетевых моделей и других алгоритмов машинного обучения в информационных системах.

### 2.2.3 Программное обеспечение для визуализации данных

Для анализа востребованности товаров важно не только построить точную модель, но и представить результаты в понятной и доступной форме. Для этого используются различные инструменты для визуализации данных.

Matplotlib – это библиотека для создания статических, анимированных и интерактивных визуализаций данных. Она предоставляет широкие возможности для построения графиков, диаграмм и других видов визуализаций, что делает её незаменимым инструментом для анализа и представления результатов. Matplotlib поддерживает разнообразные типы графиков — от простых линейных и точечных диаграмм до сложных многомерных визуализаций. Кроме того,

библиотека обеспечивает высокую степень настройки внешнего вида графиков, позволяя адаптировать визуализации под специфические требования исследовательских и бизнес-задач. Благодаря своей универсальности и совместимости с другими библиотеками Python, такими как NumPy и Pandas, Matplotlib широко применяется как в научных исследованиях, так и в промышленной аналитике.

Особенности использования:

- Гибкость: Matplotlib позволяет создавать разнообразные виды графиков, такие как линейные графики, гистограммы, диаграммы рассеяния, тепловые карты и другие.

- Интерактивность: визуализации можно делать интерактивными с помощью дополнительных библиотек, таких как `mpl_toolkits` или `Plotly`.

Seaborn – это высокоуровневая библиотека визуализации данных, построенная на основе Matplotlib. Она упрощает создание статистических графиков и диаграмм, позволяя быстро и эффективно исследовать данные. Seaborn предоставляет удобные средства для визуализации распределений, корреляций и категориальных данных, а также поддерживает автоматическую агрегацию и обработку данных из структурированных источников, таких как `Pandas DataFrame`. Благодаря интуитивному синтаксису и эстетически привлекательным стилям графиков, Seaborn широко применяется в аналитике и научных исследованиях для выявления закономерностей и представления результатов анализа в наглядной форме.

Особенности использования:

- Упрощённый синтаксис: Seaborn предлагает удобный и интуитивно понятный интерфейс для создания сложных графиков с минимальными усилиями. Благодаря высокой степени абстракции многие визуализации можно построить всего в несколько строк кода, что ускоряет анализ данных и позволяет сосредоточиться на интерпретации результатов.

- Статистические графики: Seaborn хорошо подходит для отображения статистических данных, таких как корреляции между переменными, распределение данных, кластеризация и регрессионный анализ. Наличие встроенных

функций для визуализации доверительных интервалов и тенденций способствует более глубокому пониманию структуры данных и выявлению закономерностей.

- Интеграция с Pandas и Matplotlib: Seaborn тесно интегрирован с библиотеками Pandas и Matplotlib, что позволяет легко использовать данные из DataFrame и гибко настраивать визуализации. Такая совместимость расширяет возможности анализа и упрощает создание комплексных отчётов в рамках информационных систем.

Plotly – это интерактивная библиотека для визуализации данных, которая позволяет создавать динамичные и визуально привлекательные графики. Она поддерживает широкий спектр типов графиков – от простых линейных и столбчатых диаграмм до сложных трёхмерных визуализаций и географических карт. Plotly обеспечивает высокую интерактивность, позволяя пользователям масштабировать, фильтровать и детализировать данные непосредственно на графиках.

Особенности использования:

- Интерактивность: Все графики, созданные с помощью Plotly, являются интерактивными, что позволяет пользователю динамически исследовать данные. Возможность масштабирования, выделения отдельных элементов и отображения всплывающих подсказок значительно повышает качество восприятия информации и способствует более глубокому анализу тенденций и аномалий.

- Поддержка различных форматов: Plotly поддерживает создание графиков в различных форматах, таких как 3D-графики, карты, диаграммы и многое другое. Это позволяет визуализировать многомерные данные и геопространственную информацию, что особенно актуально при анализе сложных моделей спроса и территориального распределения товарных потоков.

- Лёгкость интеграции: Plotly легко интегрируется с популярными языками программирования и платформами, включая Python, R и JavaScript, а также с веб-приложениями. Такая универсальность обеспечивает широкие

возможности для создания пользовательских интерфейсов и дашбордов, позволяющих оперативно принимать решения на основе визуализированных данных.

#### 2.2.4 Программное обеспечение для реализации интерфейсов пользователя

Информационная система должна предоставлять удобный интерфейс для взаимодействия с пользователями. Для этого используется специализированное ПО, позволяющее создавать веб-приложения и графические интерфейсы.

Django – это популярный фреймворк для создания веб-приложений на Python, ориентированный на быстрое и эффективное развитие проектов с использованием принципа «DRY» (Don't Repeat Yourself). Он предоставляет множество встроенных инструментов для разработки безопасных и масштабируемых веб-приложений, включая мощную систему маршрутизации, ORM (объектно-реляционное отображение) для работы с базами данных, а также механизмы аутентификации и авторизации пользователей. Благодаря модульной архитектуре и богатому набору готовых компонентов.

Особенности использования:

- Модульность: Django предоставляет множество готовых решений для работы с базами данных, аутентификацией, формами и многим другим.
- Удобство разработки: Django включает систему администрирования, что позволяет быстро управлять данными и взаимодействовать с системой.
- Безопасность: Встроенные механизмы безопасности Django, такие как защита от CSRF-атак, XSS и SQL-инъекций, обеспечивают высокий уровень защиты веб-приложений. Это особенно важно при разработке информационных систем, работающих с конфиденциальной и бизнес-значимой информацией.
- Масштабируемость и расширяемость: Благодаря поддержке шаблонов проектирования и модульной структуре, Django позволяет создавать легко масштабируемые приложения, которые можно адаптировать под растущие требования бизнеса.

Flask – это легковесный фреймворк для создания веб-приложений на Python. Он отличается минималистичностью и гибкостью, что делает его хорошим выбором для разработки кастомизированных решений.

### Особенности использования:

- Простота: Flask предоставляет гибкую структуру для создания веб-приложений, позволяя использовать только те компоненты, которые необходимы. Благодаря минималистичному подходу, разработка начинается быстро, без необходимости загружать систему избыточными модулями.
- Расширяемость: Flask легко интегрируется с другими библиотеками и инструментами, что даёт возможность гибко настроить систему. Поддержка множества расширений позволяет добавлять аутентификацию, работу с базами данных, обработку форм, миграции и другие функции без значительных изменений базовой архитектуры.
- Удобство отладки: Flask имеет встроенный отладчик, который позволяет выявлять ошибки и отслеживать поведение приложения в процессе разработки, что особенно важно на ранних этапах построения информационной системы.

Таблица 2 – Библиотеки Python

| Библиотека             | Назначение                                                               | Плюсы                                                                                                                          | Минусы                                                                                                                    |
|------------------------|--------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| mysql-connector-python | Работа с MySQL (подключение, выполнение SQL-запросов)                    | - Официальный драйвер MySQL<br>- Простая установка и использование                                                             | - Ограниченная функциональность                                                                                           |
| pandas                 | Работа с табличными данными, обработка больших массивов данных           | - Удобная работа с таблицами (DataFrame)<br>- Поддержка экспорта /импорта в Excel, SQL<br>- Широкие возможности анализа данных | - Потребляет много оперативной памяти<br>- Медленная обработка очень больших данных без оптимизаций                       |
| NumPy                  | Математические вычисления, обработка числовых данных                     | - Высокая скорость работы с данными<br>- Оптимизир. память<br>- Функции линейной алгебры и статистики                          | - Требуется дополнительное изучения для многомерных массивов<br>- Менее удобен для табличных данных по сравнению с pandas |
| Scikit-learn           | Классическое машинное обучение (регрессии, классификация, кластеризация) | - Простота использования<br>- Большой набор алгоритмов<br>- Поддержка предварительной обработки данных                         | - Не подходит для сложных нейросетей<br>- Ограниченные возможности работы с большими данными                              |

## Продолжение таблицы 2

|            |                                          |                                                                                                                                                              |                                                                                                                                                         |
|------------|------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| TensorFlow | Глубокое обучение, построение нейросетей | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Поддержка CPU и GPU</li> <li>- Гибкость в построении сложных моделей</li> </ul>                                     | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Сложность освоения</li> <li>- Тяжеловесная библиотека, требовательная к ресурсам</li> </ul>                    |
| Matplotlib | Визуализация данных (графики, диаграммы) | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Гибкость в настройке графиков</li> <li>- Большой набор функций для построения визуализаций</li> </ul>               | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Сложный синтаксис по сравнению с альтернативами</li> <li>- Ограниченные возможности интерактивности</li> </ul> |
| Seaborn    | Статистическая визуализация              | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Информативные графики</li> <li>- Легкая интеграция с pandas</li> <li>- Упрощенная работа с визуализацией</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>- Ограниченные возможности кастомизации</li> <li>- Медленнее, чем Matplotlib при сложных графиках</li> </ul>     |

### 2.2.5 Профильное программное обеспечение для работы с базами данных (СУБД)

Для разработки информационной системы анализа востребованности товаров, одной из ключевых составляющих является работа с большими объемами данных. Для хранения, организации и быстрого доступа к данным необходимы надежные и эффективные системы управления базами данных (СУБД). В этой части главы рассмотрены возможности популярных СУБД и их роль в процессе разработки системы.

PostgreSQL – это реляционная система управления базами данных (СУБД) с открытым исходным кодом, которая предоставляет широкие возможности для работы с данными и является одной из самых популярных в мире. Она поддерживает расширенные функции, такие как работа с географическими данными (с помощью расширения PostGIS), полнотекстовый поиск и поддержку формата JSON, что позволяет эффективно обрабатывать как структурированные, так и полуструктурированные данные. PostgreSQL отличается высокой надёжностью, масштабируемостью и гибкостью настройки, а также поддерживает сложные транзакции и расширяемую архитектуру, что делает её предпочтительным выбором для построения современных информационных систем. Благодаря активному сообществу и регулярным обновлениям PostgreSQL обеспечивает современные инструменты для анализа данных и интеграции с внешними

приложениями, что особенно важно при разработке систем анализа востребованности товаров.

Особенности использования:

- Масштабируемость: PostgreSQL может эффективно работать с большими объемами данных, что важно для обработки исторических данных о продажах товаров и аналитических запросов.
- Интеграция с Python: с помощью библиотеки `psycopg2` PostgreSQL легко интегрируется с Python, что дает возможность эффективно извлекать, обновлять и анализировать данные с использованием фреймворков машинного обучения, таких как TensorFlow и PyTorch.
- Поддержка транзакций и ACID-свойств: PostgreSQL обеспечивает высокую степень целостности данных, что важно для работы с чувствительными и критическими для бизнеса данными.

MySQL – это еще одна популярная реляционная система управления базами данных (СУБД), известная своей простотой в использовании и высокой производительностью. Она часто применяется для создания веб-приложений и в тех случаях, когда важна высокая скорость обработки запросов, а также надежность и масштабируемость системы. MySQL поддерживает различные типы индексов, транзакции и репликацию, что обеспечивает устойчивость и целостность данных в условиях высоких нагрузок. Благодаря широкой поддержке со стороны сообщества и интеграции с большинством популярных языков программирования, MySQL является одним из ключевых решений для хранения и управления данными в информационных системах, включая системы анализа востребованности товаров.

Особенности использования:

- Производительность: MySQL предоставляет высокую производительность при обработке запросов, что делает ее отличным выбором для обработки больших объемов данных о продажах товаров.

- Широкая поддержка: MySQL поддерживает множество языков программирования и может интегрироваться с различными инструментами для анализа и визуализации данных.

- Поддержка репликации и кластеризации: MySQL позволяет строить отказоустойчивые системы для обеспечения постоянного доступа к данным.

Microsoft SQL Server – это коммерческая реляционная система управления базами данных (СУБД), известная своей глубокой интеграцией с другими продуктами Microsoft, такими как Power BI, Excel и Azure, что делает её особенно удобной и востребованной в корпоративной среде. Благодаря мощным возможностям для аналитики и бизнес-аналитики, а также поддержке сложных транзакций, масштабируемости и безопасности данных, Microsoft SQL Server широко используется для хранения и обработки больших объёмов информации. Кроме того, платформа предлагает инструменты для автоматизации управления данными, построения отчетов и интеграции с различными приложениями, что способствует эффективному внедрению информационных систем, включая системы анализа востребованности товаров.

Особенности использования:

- Интеграция с продуктами Microsoft: SQL Server имеет хорошую интеграцию с Excel и другими продуктами Microsoft, что позволяет легко передавать данные между системой и конечными пользователями.

- Аналитические возможности: SQL Server предоставляет расширенные аналитические возможности через SQL Server Analysis Services (SSAS), что позволяет создавать сложные аналитические модели для анализа данных.

- Поддержка масштабируемости: Система может масштабироваться для работы с большими объемами данных и обеспечивать высокую производительность запросов.

#### 2.2.6 Интеграция с Excel

Microsoft Excel является одним из наиболее распространенных инструментов для работы с данными, особенно в бизнес-среде. Для информационной системы анализа востребованности товаров важно обеспечить удобный и

эффективный способ передачи данных между Excel и базой данных, а также возможность анализа и визуализации данных непосредственно в Excel.

Интеграция через ODBC и JDBC. Для интеграции с Excel, часто используются стандарты ODBC (Open Database Connectivity) или JDBC (Java Database Connectivity). Оба стандарта позволяют подключаться к различным СУБД и извлекать данные для их последующего анализа в Excel.

Особенности использования:

- ODBC: позволяет Excel подключаться к любой СУБД, которая поддерживает ODBC, например, PostgreSQL, MySQL или Microsoft SQL Server.
- JDBC: может использоваться для интеграции с базами данных через Java, что полезно в случае работы с более сложными или специфичными системами.

Power Query – это инструмент, встроенный в Excel, который позволяет пользователям легко импортировать, очищать и трансформировать данные из различных источников, включая базы данных и веб-сервисы. Он может быть полезен для анализа данных о спросе на товары, которые хранятся в различных источниках.

Особенности использования:

- Интуитивно понятный интерфейс: Power Query имеет визуальный интерфейс, который упрощает процесс подготовки данных.
- Поддержка множества источников: Power Query позволяет интегрировать Excel с различными источниками данных, включая базы данных, текстовые файлы и веб-сервисы.

Power BI – это инструмент для визуализации данных и бизнес-анализа, который тесно интегрируется с Excel и другими продуктами Microsoft. С помощью Power BI можно создавать интерактивные дашборды, графики и отчеты, что является полезным для анализа востребованности товаров и динамики спроса.

Особенности использования:

- Интерактивные визуализации: Power BI предоставляет широкий спектр визуализаций для представления данных о продажах, трендах и других ключевых показателях.

- Интеграция с Excel: Power BI легко интегрируется с Excel и позволяет импортировать данные напрямую из таблиц и диапазонов Excel.

#### 2.2.7 Интеграция с 1С

1С – это система для автоматизации бизнес-процессов, которая активно используется в российских компаниях. Для анализа востребованности товаров с использованием нейросетевых моделей важно интегрировать 1С с информационной системой для сбора и обработки данных о продажах, складах, заказах и т.д.

1С:Предприятие – это многофункциональная платформа, которая включает в себя модули для управления запасами, продажами, закупками, бухгалтерским учетом и другими аспектами бизнеса. Для интеграции с ней можно использовать API и средства для обмена данными, такие как файлы обмена и веб-сервисы.

Особенности использования:

- API и Web-сервисы: 1С предоставляет API и возможности для интеграции через веб-сервисы, что позволяет организовать обмен данными между 1С и другими системами.

- Обмен данными через XML/CSV: В 1С есть возможность обмениваться данными в форматах XML и CSV, что упрощает интеграцию с внешними системами и инструментами анализа данных.

1С:API позволяет создавать кастомизированные решения для интеграции с внешними системами, включая программное обеспечение для машинного обучения и аналитики.

Особенности использования:

- Гибкость и масштабируемость: 1С:API позволяет создать кастомизированные решения для интеграции с любой внешней системой, включая нейросетевые модели и базы данных.

– Поддержка обмена данными: важно настроить обмен данными между 1С и системой, чтобы данные о товарах и продажах могли быть использованы для построения и обучения моделей.

Для успешной разработки информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей необходимо эффективно работать с данными, используя мощные инструменты для хранения, обработки и интеграции данных. Профильное программное обеспечение, включая СУБД, инструменты для работы с Excel и 1С, предоставляет необходимые возможности для обеспечения надежной работы системы, а также для интеграции с другими бизнес-приложениями, что важно для полноценного анализа данных и принятия обоснованных решений.

### **2.3 Обоснование выбора программно-технического обеспечения**

При разработке информационной системы для анализа востребованности товаров выбор программно-технического обеспечения (ПТО) является ключевым этапом, который определяет успешность реализации проекта. Для эффективной работы системы необходимы как надежные программные инструменты для обработки и анализа данных, так и соответствующее аппаратное обеспечение, обеспечивающее высокую производительность и масштабируемость.

В процессе выбора программно-технического обеспечения необходимо учитывать требования к системе, такие как обработка больших объемов данных, интеграция с внешними источниками (например, 1С или Excel), а также поддержка алгоритмов машинного обучения.

В данном разделе подробно рассматриваются выбор и использование основных программных компонентов системы, таких как Python с его библиотеками для анализа данных, СУБД MySQL, а также инструменты для интеграции с Excel и 1С:

*Язык программирования Python.* Python был выбран в качестве основного языка программирования для разработки информационной системы по нескольким причинам. Во-первых, Python является высокоуровневым языком, который поддерживает множество библиотек для обработки и анализа данных, что

значительно ускоряет процесс разработки. Во-вторых, Python обладает простым и интуитивно понятным синтаксисом, что позволяет разработчикам быстрее ориентироваться в коде и облегчает обучение новым членам команды.

Python активно используется в области анализа данных и машинного обучения, благодаря широкому набору библиотек, предоставляющих мощные инструменты для работы с данными, создания и обучения моделей, а также визуализации результатов. В частности, для реализации поставленных задач по анализу востребованности товаров на основе нейросетевых моделей использовались следующие библиотеки:

Pandas является одной из самых популярных библиотек для анализа и обработки данных в Python. Она предоставляет удобные структуры данных, такие как DataFrame, которые позволяют легко работать с табличными данными. В рамках проекта библиотека Pandas используется для:

- импорта и экспорта данных в различные форматы, включая CSV, Excel и SQL-базы данных;
- очистки данных, обработки пропущенных значений, фильтрации и агрегации данных;
- выполнения статистических операций и манипуляций с данными, таких как сортировка, объединение таблиц и группировка.

Pandas является основным инструментом для обработки входных данных, получаемых от пользователей и внешних систем, таких как 1С и Excel.

NumPy – это библиотека для работы с многомерными массивами и матрицами данных, а также для выполнения различных математических операций. NumPy используется в проекте для работы с числовыми данными, особенно при реализации нейросетевых моделей, где необходимо обрабатывать большие массивы данных и выполнять математические операции, такие как линейная алгебра, статистика и оптимизация.

NumPy предоставляет эффективные средства для работы с матрицами и векторами, что является основой для работы с нейросетями и алгоритмами машинного обучения.

Scikit-learn – это библиотека машинного обучения для Python, предоставляющая широкий спектр алгоритмов для классификации, регрессии, кластеризации и оценки моделей. Для разработки системы анализа востребованности товаров была выбрана библиотека Scikit-learn, так как она предоставляет доступ к нейросетевым моделям.

Scikit-learn позволяет легко разделить данные на обучающую и тестовую выборки, применить различные методы предварительной обработки данных, такие как стандартизация и нормализация, и обучить модель с использованием алгоритмов регрессии или классификации.

Для визуализации данных и результатов анализа востребованности товаров были выбраны библиотеки Matplotlib и Seaborn. Эти библиотеки предоставляют широкий спектр инструментов для создания различных типов графиков и диаграмм, таких как линейные графики, гистограммы, тепловые карты и графики распределений.

Matplotlib является основной библиотекой для визуализации, а Seaborn, являясь надстройкой над Matplotlib, предоставляет более высокоуровневый интерфейс для построения статистических графиков. Важно отметить, что визуализация данных позволяет не только улучшить восприятие результатов анализа, но и облегчить интерпретацию предсказаний, полученных с помощью нейросетевых моделей.

Для разработки информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей на языке программирования Python, был использован редактор исходного кода Visual Studio Code. Он поддерживает множество функций, которые упрощают разработку, например, подсветку синтаксиса, автодополнение кода, встроенный терминал и отладчик.

Благодаря широким возможностям, которые предоставляет среда разработки PyCharm, процесс создания, отладки и сопровождения кода на Python становится значительно более эффективным.

Кроме того, PyCharm поддерживает интеграцию с Jupyter Notebook, что делает её особенно удобной для задач анализа данных, визуализации и машинного

обучения. Разработчик может запускать ячейки Jupyter прямо из интерфейса IDE, объединяя преимущества интерактивной работы с данными и удобства полноценной среды разработки. Также в PyCharm доступна мощная система отладки, контроль версий (включая Git), средства профилирования производительности и поддержка множества фреймворков, что делает её идеальной платформой для разработки информационных систем на основе нейросетевых моделей.

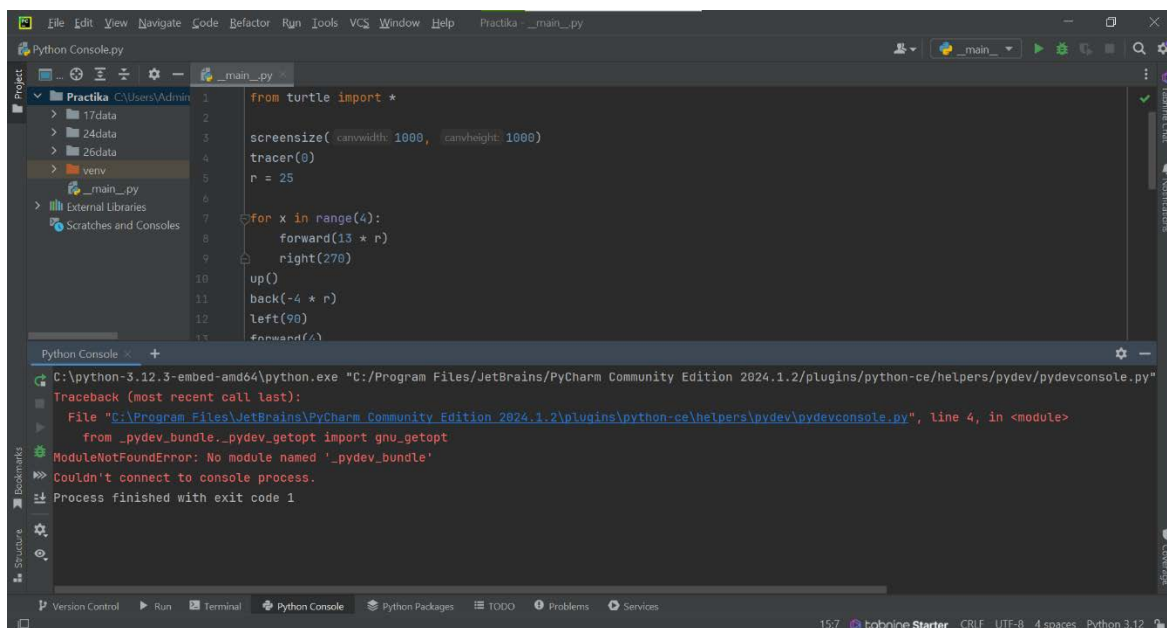


Рисунок 8 – Интерфейс PyCharm

*СУБД MySQL.* Для хранения и управления данными, используемыми в информационной системе, была выбрана реляционная система управления базами данных MySQL. MySQL является одной из наиболее популярных и эффективных СУБД, поддерживающей SQL-запросы, что позволяет организовать структурированное хранение данных о товарах, заказах и их характеристиках.

Основные преимущества использования MySQL в данном проекте:

- **Производительность:** MySQL обеспечивает высокую производительность при обработке больших объемов данных, что особенно важно при анализе данных о востребованности товаров. Система оптимизирована для быстрой выборки, индексации и выполнения сложных запросов, что позволяет оперативно формировать отчеты и прогнозы.

- Масштабируемость: СУБД легко масштабируется как вертикально (за счёт увеличения ресурсов сервера), так и горизонтально (путем распределения нагрузки между несколькими серверами). Это позволяет обрабатывать увеличивающиеся объемы данных по мере роста бизнеса и расширения ассортимента товаров, сохраняя стабильную производительность системы.
- Надежность и безопасность: MySQL предоставляет средства для обеспечения надежности и безопасности данных, включая систему резервного копирования, восстановление после сбоев, а также гибкую систему управления правами доступа. Кроме того, поддерживается шифрование данных и соединений, что особенно важно при работе с конфиденциальной информацией, такой как сведения о клиентских заказах и внутренней статистике продаж.
- Совместимость: MySQL совместим с большинством современных языков программирования и фреймворков, включая Python, Java, PHP и другие, что облегчает его интеграцию в различные типы информационных систем. Это делает MySQL универсальным решением, подходящим для построения масштабируемых архитектур.
- Широкое распространение и поддержка: благодаря своей популярности, MySQL обладает большим количеством обучающих материалов, документации и инструментов мониторинга, а также поддерживается большинством облачных провайдеров. Это упрощает развёртывание и сопровождение системы, снижая затраты на техническую поддержку.
- Интеграция с аналитическими инструментами: MySQL может эффективно взаимодействовать с различными инструментами для анализа и визуализации данных, такими как Power BI, Tableau и Python-библиотеки (например, Pandas и SQLAlchemy). Это позволяет быстро извлекать и обрабатывать информацию, полученную в процессе прогнозирования востребованности товаров.
- Гибкость настройки: система предоставляет широкие возможности для настройки параметров хранения и обработки данных в зависимости от требований конкретного проекта. Это важно при адаптации СУБД к специфике

бизнес-логики анализа спроса и особенностям интеграции с нейросетевыми компонентами.

— Поддержка транзакционности и целостности данных: благодаря использованию механизмов контроля транзакций (ACID), MySQL обеспечивает согласованность данных даже при одновременной работе нескольких пользователей и сервисов, что критично для точности аналитических расчётов и стабильности работы информационной системы в целом.

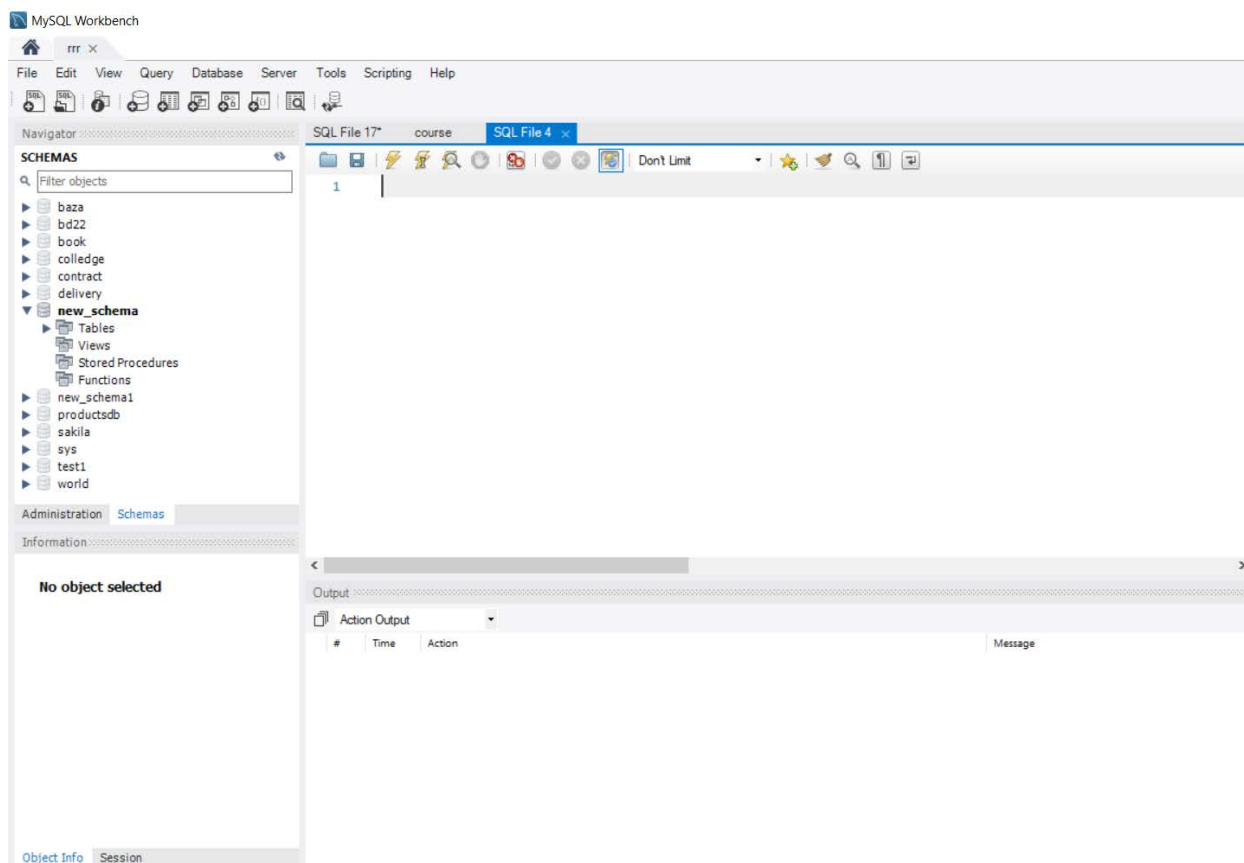


Рисунок 9 – Интерфейс MySQL

*Интеграция с Excel и 1С.* Одной из важнейших задач при разработке информационной системы является интеграция с внешними источниками данных, такими как Excel и 1С, которые широко используются для ведения учета и анализа данных в организациях.

Для работы с файлами Excel в Python используется библиотека `openpyxl`. Она позволяет считывать и записывать данные в формате `.xlsx`, что является стандартом для большинства бухгалтерских и аналитических отчетов в

компании. Интеграция с Excel позволяет загружать данные о товарах, заказах и их характеристиках, а также выгружать результаты анализа в удобном для пользователя формате.

Интеграция с системой 1С, используемой для учета и управления предприятием, была осуществлена через стандартный интерфейс обмена данными, предоставляемый 1С. Для этого использовались специальные коннекторы и API, позволяющие извлекать данные о товарах, продажах и других операциях, а также загружать результаты анализа в 1С для дальнейшей обработки.

Этот подход позволяет автоматизировать процессы обмена данными между информационной системой и 1С, минимизировать риски ошибок при вводе данных и ускорить работу с большими объемами информации.

Выбор и реализация алгоритмического и программного обеспечения играют ключевую роль в построении эффективной информационной системы анализа востребованности товаров. Современные программные инструменты, библиотеки и среды разработки позволяют решать широкий спектр задач — от сбора и предварительной обработки данных до обучения и внедрения нейросетевых моделей. Правильная организация программной архитектуры, выбор оптимальных фреймворков и библиотек, а также использование проверенных методов анализа обеспечивают высокую точность прогнозирования спроса и адаптивность системы к изменяющимся условиям рынка. Представленные решения закладывают прочную основу для дальнейшего тестирования, валидации и внедрения модели в реальные бизнес-процессы.

### 3 РЕАЛИЗАЦИЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ АНАЛИЗА ВОСТРЕБОВАННОСТИ ТОВАРОВ

Процесс создания программного продукта был организован поэтапно, с последовательным выполнением ключевых задач. Это обеспечило структурированный подход к проектированию, разработке и последующему внедрению информационной системы. На каждом этапе производился контроль качества и оценка соответствия поставленным целям.

На начальном этапе была проведена аналитическая работа, направленная на выявление актуальных потребностей в области прогнозирования спроса. Существующие решения в данной области либо оказывались чересчур обобщёнными, либо требовали значительных затрат на внедрение и настройку. Это подтвердило необходимость разработки собственной информационной системы, адаптированной под специфические задачи малого и среднего бизнеса.

Основная задача системы была сформулирована следующим образом: создание программного продукта, способного, на основе имеющейся статистики продаж, предсказывать уровень будущего спроса на товары с использованием современных нейросетевых моделей. Прогноз должен быть достаточно точным для использования в принятии бизнес-решений и обладать наглядной визуализацией для облегчения интерпретации результатов.

Дополнительно формировался список второстепенных задач, среди которых – упрощение пользовательского взаимодействия с системой, адаптивность модели к различным структурам данных, а также масштабируемость решения для расширения функциональности в будущем.

На следующем этапе были составлены технические требования к системе. Это включало:

- обоснование выбора форматов входных данных;
- перечень необходимых функций интерфейса;
- описание алгоритма анализа данных;

- принципы формирования прогнозов;
- требования к производительности и отзывчивости интерфейса.

Также определены нефункциональные требования, включая устойчивость к ошибкам ввода, стабильность работы при обработке больших объёмов данных, минимальные системные требования и возможность портирования системы на другие платформы.

Формализация требований позволила определить границы проекта и сократить риск неопределённости в процессе реализации.

### **3.1 Проектирование архитектуры**

Проектирование архитектуры программного продукта является одним из наиболее ответственных этапов разработки, определяющим его масштабируемость, устойчивость, модульность и удобство поддержки в будущем. Грамотно спроектированная архитектура позволяет легко вносить изменения, расширять функционал, интегрировать дополнительные модули и адаптировать систему под новые требования бизнеса.

При проектировании архитектуры разрабатываемой информационной системы было принято решение использовать трёхуровневую (трёхкомпонентную) архитектуру, которая предполагает разделение системы на следующие логические уровни:

- Уровень представления – отвечает за взаимодействие с пользователем, отображение информации, предоставление графического интерфейса, а также за сбор и валидацию вводимых данных.
- Уровень прикладной логики – содержит бизнес-логику, обрабатывает входные данные, запускает алгоритмы анализа и прогнозирования, координирует взаимодействие между модулями.
- Уровень хранения данных – обеспечивает хранение, извлечение и предварительную обработку данных, таких как история продаж, результаты прогнозов, промежуточные вычисления и лог-файлы.

Такой подход способствует повышению надёжности, упрощает тестирование и позволяет параллельно развивать различные компоненты системы.

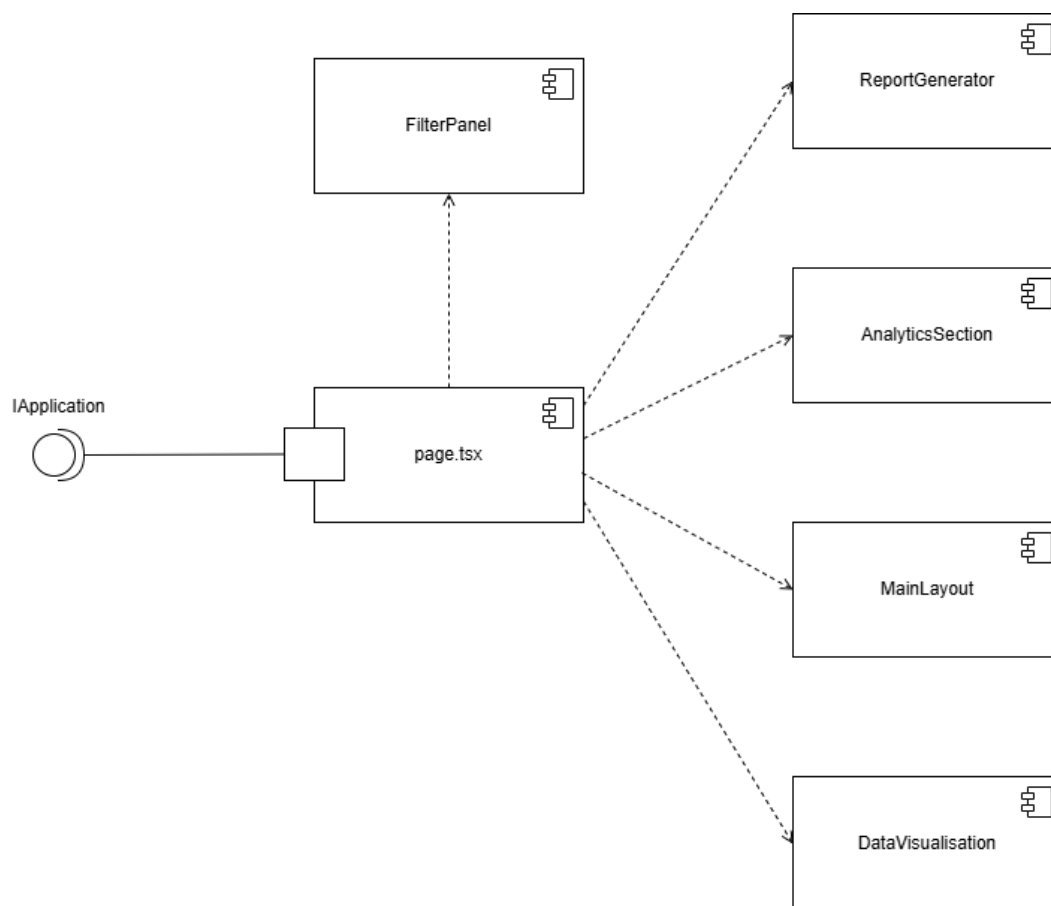


Рисунок 10 – Диаграмма компонентов

`IApplication` – это главный интерфейс, точка входа в приложение. Он представляет собой основную сущность, которая управляет работой приложения.

`page.tsx` – этот компонент играет центральную роль в диаграмме и взаимодействует с другими компонентами, такими как `ReportGenerator`, `AnalyticsSection`, `MainLayout`,

`FilterPanel` – этот компонент напрямую связан с `page.tsx` и взаимодействует с ним. Он ответственен за фильтрацию или обработку ввода пользователя, который затем передается в другие компоненты.

`ReportGenerator` – этот компонент, занимается генерацией отчетов, используя данные, предоставленные другими частями системы.

`AnalyticsSection` – этот компонент, вероятно, отвечает за отображение аналитических данных и визуализаций, и может использовать данные, обработанные компонентом другими частями системы.

MainLayout – этот компонент, представляет собой основной макет приложения, организуя различные разделы, такие как генератор отчетов, аналитику и другие, в едином интерфейсе.

LoginForm – этот компонент управляет процессом входа пользователя.

DataVisualisation – этот компонент отвечает за представление данных в визуальной форме в виде графиков, которые дополняют функциональность других компонентов.

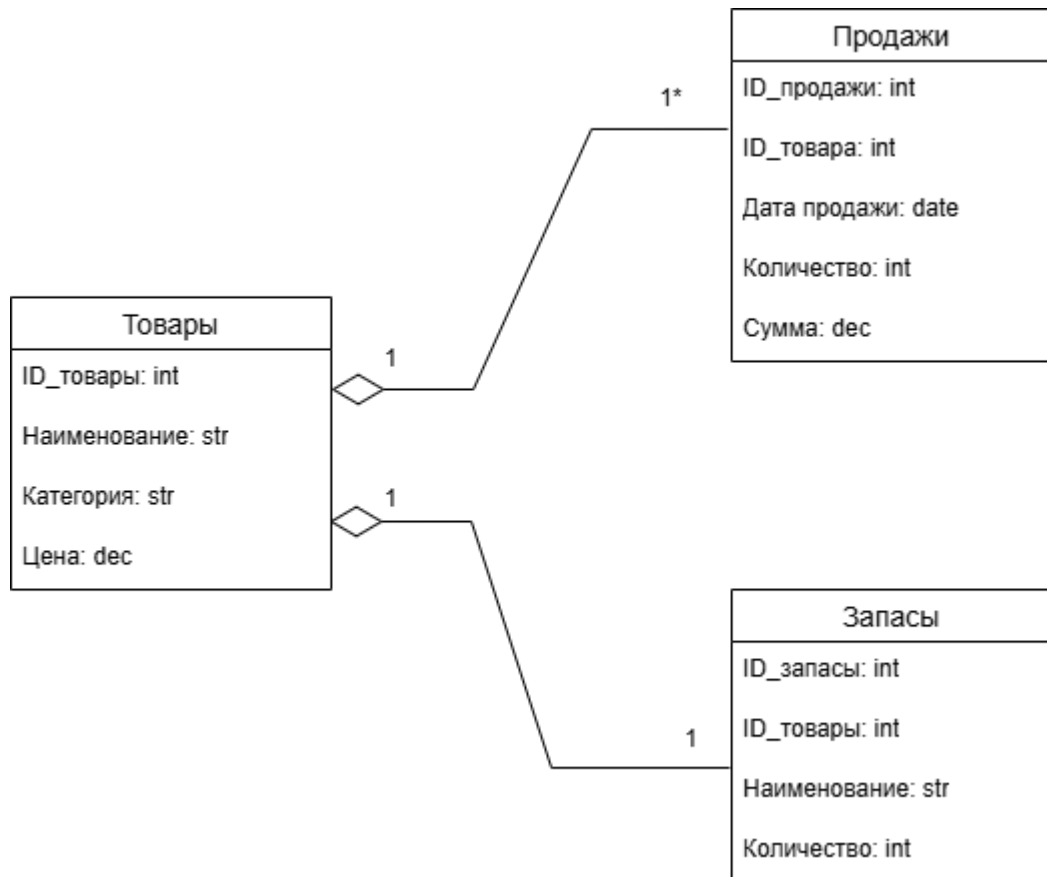


Рисунок 11 – Диаграмма классов

На диаграмме представлены классы «Товары», «Запасы», «Продажи».

Класс товары выполняет функции:

- представляет объекты, которые доступны в системе;
- хранит данные о каждом товаре (например, название, цена);
- является центральной сущностью, связанной с другими классами.

Класс продажи выполняет функции:

- представляет данные о сделках или транзакциях, связанных с товарами;
- может включать атрибуты, такие как дата продажи, количество проданного товара, цена продажи, идентификатор клиента.

Класс запасы выполняет функции:

- хранит информацию о текущем количестве товара на складе;
- может включать атрибуты, такие как уровень запаса, местоположение склада, минимальный допустимый уровень запаса для каждого товара.

Связь между классами «Товары» и «Продажи»:

Тип связи: «Один ко многим» (1:N). Один товар может быть продан в рамках нескольких продаж. «Товары» выступает как ключевая сущность, а «Продажи» содержит ссылки на конкретные товары.

Связь между классами «Товары» и «Запасы»:

Тип связи: «Один к одному» (1:1). Каждый товар имеет свой учет в запасах. «Товары» указывает, какой именно товар находится в запасах, а «Запасы» фиксирует его количество.

### 3.1.1 Детально описание компонентов и их функций

Для реализации системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей была спроектирована модульная архитектура, включающая в себя ряд специализированных компонентов. Каждый из них выполняет строго определённые функции, а их взаимодействие обеспечивает целостность и эффективность работы всей системы. Ниже приведено подробное описание каждого из ключевых компонентов.

*Компонент сбора данных.* Производится автоматизированный сбор и обновление информации, необходимой для анализа востребованности товаров. Получает данные из внутренних систем предприятия: ERP, CRM, складские системы, системы учёта продаж. Интегрируется с внешними источниками: маркетплейсы, аналитические платформы, API открытых данных. Собирает данные в режиме реального времени (при необходимости) или по заданному расписанию. Сохраняет необработанные данные в хранилище (базу данных или файловую

систему) с метаданными о дате, источнике и типе данных. В результате формируются «сырые» наборы данных, подлежащих последующей очистке и подготовке.

*Компонент предобработки данных.* Обеспечивает качество и пригодность данных для анализа и машинного обучения. Очищает данные: удаление дубликатов, пропусков, некорректных или аномальных значений. Приводит данные к единому формату: стандартизация единиц измерения, корректировка дат и временных меток. Кодирование категориальных признаков. Нормализовывает и масштабирует числовые признаки. Объединяет различные источники данных в единый структурированный набор. Выделяет дополнительные признаки: сезонные индикаторы, тренды, скользящие средние и др. В результате получается очищенный и расширенный датасет, готовый к использованию нейросетевыми моделями.

*Компонент построения и обучения нейросетевой модели.* Отвечает за построение, настройку и обучение модели на основе исторических данных. Выбирается архитектура нейросетевой модели в зависимости от типа задачи. Формируется обучающая, валидационная и тестовая выборка; Настраиваются гиперпараметры модели: количество слоёв, нейронов, скорость обучения, функция потерь, количество эпох и др. Запускается процесс обучения с отображением метрик в реальном времени. Используются методы регуляризации для предотвращения переобучения. Сохраняется обученная модель и все метаданные, необходимые для последующего использования и повторного обучения. В результате получается обученная нейросетевая модель, способная предсказывать уровень востребованности товаров по заданным признакам.

*Компонент прогнозирования востребованности.* Использование обученной модели для предсказания спроса на новые или будущие периоды. Загружается обученная модель и применяется к новым данным (например, данные о товарах на текущий момент). Прогнозируются значения: объёмы продаж, вероятность роста спроса, приоритетные товарные группы. Формируются прогнозные таблицы и графики. Поддержка сценарного анализа: моделирование спроса при

изменении входных параметров (цены, сезона, региона и т.д.). В результате получаются предсказания по каждому товару с возможностью адаптации бизнес-стратегий под будущие изменения спроса.

*Компонент визуализации и пользовательского интерфейса.* Предоставляется пользователю удобный доступ к данным, результатам анализа и прогнозам. Отображаются ключевые аналитические показатели в виде графиков и таблиц. Интерактивный просмотр истории продаж, распределений спроса. Доступ к предсказаниям модели в разрезе товаров, категорий и временных периодов. Возможность фильтрации и сортировки данных. Интерфейс для загрузки новых данных и настройки параметров обучения модели. В результате получается повышение доступности и удобства анализа результатов, обеспечение простоты взаимодействия с системой для пользователя.

Каждый компонент информационной системы выполняет специфическую функцию в общей архитектуре, а их взаимодействие организовано таким образом, чтобы обеспечить непрерывный поток обработки информации – от первичного сбора данных до получения прогноза востребованности товаров.

### 3.1.2 Взаимодействие компонентов системы

Взаимодействие компонентов информационной системы осуществляется в несколько этапов, каждый из которых имеет чётко определённые задачи и роли. Эти этапы включают сбор данных, их предобработку, построение и обучение нейросетевой модели, анализ результатов и визуализацию, а также взаимодействие с пользователем.

Первоначальная стадия работы системы начинается с компонента сбора данных. Этот компонент выполняет задачу получения актуальной информации о товарах. Он подключается к различным источникам данных – базы данных продаж и учёта товаров.

После сбора данных компонент предобработки данных обрабатывает и преобразует данные в удобный для анализа формат. Данные из источников поступают в систему через компонент сбора данных. Это могут быть таблицы с

данными о продажах, товарных характеристиках, внешние рыночные данные и т. п.

Компонент предобработки данных фильтрует и очищает данные. Он удаляет пропущенные значения, дубликаты, исправляет аномалии, нормализует числовые данные и проводит трансформацию категориальных признаков в числовые. Также в этом компоненте может быть проведена агрегация данных, создание новых признаков, что улучшит качество предсказаний нейросетевой модели. Подготовленные данные передаются в компонент обучения нейросетевой модели, где они используются для обучения модели.

После того как данные были подготовлены, они передаются в компонент обучения нейросетевой модели. Этот компонент играет ключевую роль в создании математической модели, которая будет анализировать востребованность товаров на основе входных данных.

На основе подготовленных данных, переданных из компонента предобработки, начинается обучение нейросети. В зависимости от типа данных (например, временные ряды или категориальные данные) выбирается соответствующая архитектура нейросети. Модель обучается на обучающих данных, а результаты обучения (включая веса и параметры сети) сохраняются для дальнейшего использования. Компонент обучения также должен предоставлять механизм проверки качества модели, например, с использованием кросс-валидации или тестовых выборок. После обучения модель передаёт свои результаты в компонент анализа результатов для дальнейшего анализа точности предсказаний и значимости каждого из признаков.

После того как нейросетевой компонент завершил обучение, компонент анализа результатов начинает работать с результатами предсказаний и оценками точности модели.

Компонент анализа получает результаты, которые включают в себя предсказания модели для тестовых данных. Далее, для оценки значимости признаков могут быть использованы методы интерпретации модели, которые помогают понять, какие факторы наиболее сильно влияют на предсказания модели. Это

важно для дальнейшего улучшения модели или её настроек. На основе анализа результатов система может инициировать пересмотр гиперпараметров модели, корректировку алгоритмов обучения или использование новых данных, что ведёт к улучшению точности предсказаний.

После того как результаты анализа были обработаны и интерпретированы, они передаются в компонент вывода, который обеспечивает визуализацию и презентацию результатов пользователю.

Компонент вывода отображает результаты предсказаний, метрики точности и важности признаков через графики, таблицы или другие визуальные средства. Это может быть интерактивная панель, которая позволяет пользователю наглядно увидеть, какие товары являются наиболее востребованными, а какие требуют корректировки в стратегии. Взаимодействие с пользователем также включает в себя возможность изменять параметры анализа и перезапускать модель с новыми данными.

Интерфейс взаимодействия с пользователем служит связующим звеном между системой и конечным пользователем. Он должен позволять не только получать результаты анализа, но и управлять процессами внутри системы. Интерфейс предоставляет пользователю возможность загрузки и отображения данных, выбора параметров для анализа, настройки алгоритмов обучения нейросети и получения отчетов о результатах. Все взаимодействие происходит через визуальные элементы интерфейса, которые передают команды и запросы в соответствующие компоненты системы, обеспечивая гладкое и удобное использование. Информационная система может предоставлять рекомендации и отчёты на основе анализа, что помогает пользователю принимать обоснованные решения по корректировке бизнес-стратегии или оптимизации спроса.

Взаимодействие компонентов системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей строится на принципе непрерывного обмена данными и результатами. Каждое взаимодействие компонента с другими компонентами направлено на поддержание высокой точности и актуальности предсказаний, а также на адаптацию модели к новым данным и требованиям

пользователей. Система должна быть гибкой, автоматизированной и интерактивной, чтобы обеспечивать эффективное принятие решений на основе анализа данных о товарах.

### 3.1.3 Системные требования

Системные требования к данной системе включают в себя минимальные и рекомендуемые характеристики аппаратного и программного обеспечения, которые обеспечат эффективную работу всех её компонентов, таких как сбор данных, их предобработка, обучение нейросетевых моделей, анализ результатов и взаимодействие с пользователем.

Минимальные системные требования:

- операционная система: Windows 8, 10 (64-bit);
- процессор: многоядерный процессор с тактовой частотой не ниже 2.4 GHz;
- оперативная память: размер оперативной памяти 8 GB;
- жёсткий диск: SSD-накопитель объёмом не менее 256 GB;
- сетевые требования: высокоскоростной интернет для доступа к внешним данным;
- программное обеспечение:
  - Python 3.8 или выше;
  - основные библиотеки: PyTorch, pandas, numpy, scikit-learn;
  - базы данных: MySQL;
- программное обеспечение для визуализации:
  - библиотеки для визуализации: Matplotlib, Seaborn, Plotly;
  - для графических интерфейсов: Flask;

Рекомендуемые системные требования:

- операционная система: Windows 10/11 (64-bit);
- процессор: многоядерный процессор с тактовой частотой 3.0 GHz;
- оперативная память: 16 GB RAM или более, предпочтительно DDR4;
- жёсткий диск: SSD-накопитель объёмом от 512 GB;

- сетевые требования: высокоскоростной интернет для доступа к внешним данным;
- программное обеспечение:
  - Python 3.8 или выше;
  - основные библиотеки: PyTorch, pandas, numpy, scikit-learn;
- программное обеспечение для визуализации и аналитики:
  - библиотеки для визуализации: Matplotlib, Seaborn, Plotly.
  - для графических интерфейсов: Flask.

Дополнительные рекомендации:

- Резервное копирование данных: рекомендуется использовать системы резервного копирования (например, облачные хранилища) для обеспечения безопасности данных и моделей.
- Поддержка облачных сервисов: для масштабирования системы можно использовать облачные решения, такие как Amazon Web Services (AWS), Google Cloud Platform (GCP) или Microsoft Azure, которые позволяют динамически увеличивать мощность вычислений для обучения более сложных моделей или обработки больших объёмов данных.
- Мониторинг и логирование: рекомендуется использовать инструменты для мониторинга производительности системы (например, Prometheus, Grafana) и логирования (например, ELK Stack), чтобы обеспечить эффективное отслеживание и анализ работы системы.

Эти требования позволят обеспечить плавную и быструю работу системы, особенно при обучении нейросетевых моделей и обработке больших объёмов данных.

### **3.2 Отладка и тестирование информационной системы анализа восстребованности товаров**

Этап отладки и тестирования играет ключевую роль в обеспечении надёжности и корректности функционирования информационной системы. После завершения этапа разработки необходимо убедиться в том, что все компоненты

системы работают согласованно, алгоритмы выполняются точно, а пользовательский интерфейс предоставляет ожидаемый функционал.

Особое внимание уделяется проверке устойчивости системы к ошибочным входным данным, оценке производительности на различных объёмах информации, а также взаимодействию между внутренними модулями. Только после успешного прохождения всех видов тестирования информационная система может считаться готовой к практическому применению.

В рамках тестирования проводятся модульные испытания для проверки отдельных компонентов, функциональные тесты — для оценки соответствия реализованной логики заявленным требованиям, а также интеграционные тесты, направленные на проверку взаимодействия между модулями системы. Проводится анализ корректности работы механизмов фильтрации, загрузки данных, прогнозирования и генерации отчётной документации.

В данном разделе описываются принципы и этапы тестирования системы, приводятся результаты модульных, функциональных и интеграционных тестов, а также иллюстрируются примеры выявленных и устранённых ошибок. Пример использования демонстрирует типичный сценарий взаимодействия пользователя с системой.

Также рассматриваются применённые методы логирования и мониторинга, обеспечивающие возможность отслеживания состояния системы в процессе эксплуатации. Это особенно важно в контексте обработки больших массивов данных и прогнозирования спроса, где даже незначительные ошибки могут существенно повлиять на точность результатов.

После входа в систему пользователь попадает на «Главную страницу», на которой есть окна «Продажи», «Запасы», место для отображения графика, окно с рекомендациями к закупке, модуль фильтров по дате и периоду, по категориям и наименованию товара. Также есть возможность сгенерировать данную информацию в PDF и Excel.

Интерфейс разработан таким образом, чтобы обеспечить интуитивную навигацию и удобство при работе с аналитическими данными. Пользователь

может легко настраивать параметры отображения, экспортировать отчёты, а также инициировать прогнозирование на основе выбранного временного диапазона. Все действия сопровождаются соответствующими уведомлениями, что исключает случайные операции и повышает надёжность взаимодействия с системой.

Таким образом, результаты тестирования подтверждают готовность системы к эксплуатации в условиях реального бизнеса, а также её способность обрабатывать большие объёмы информации, обеспечивая точность, устойчивость и удобство использования.

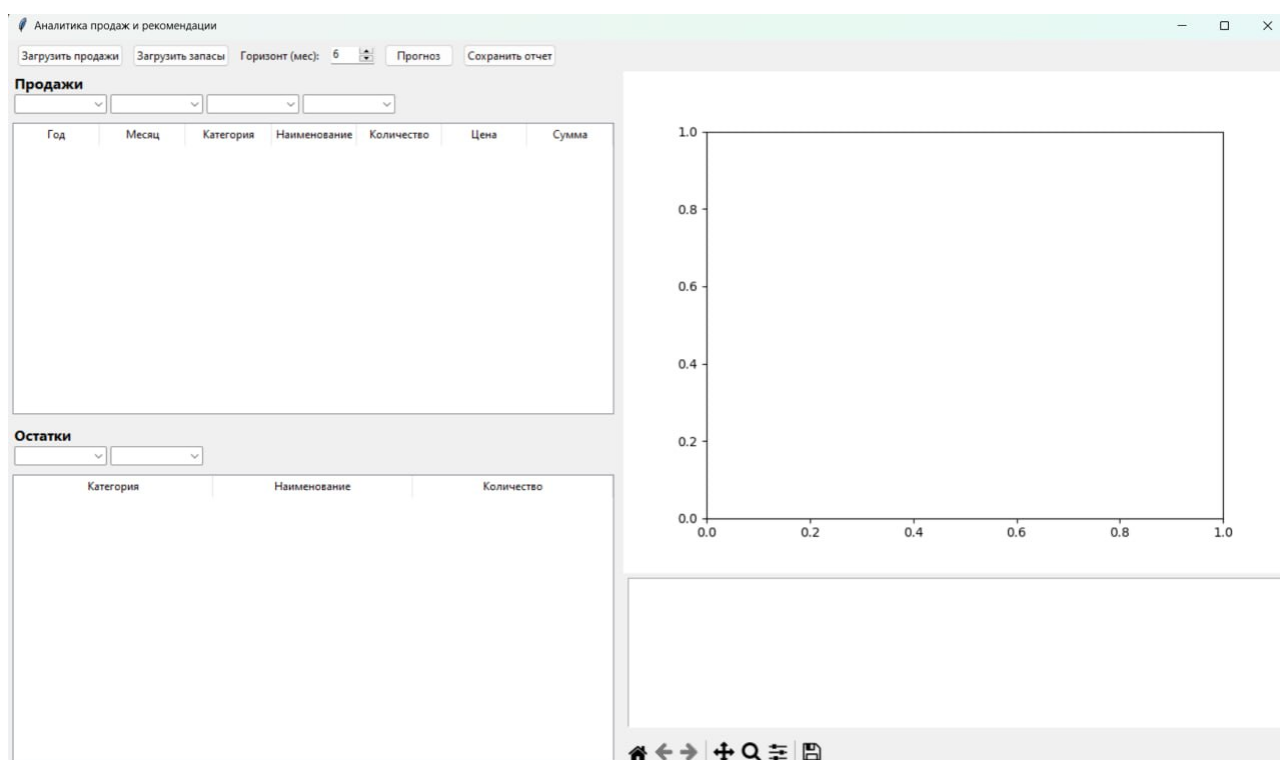


Рисунок 12 – Главная страница

Далее пользователь нажимает на кнопки «Загрузить продажи» и «Загрузить запасы» на панели сверху, после чего ему необходимо будет выбрать файл из которого нужно загрузить данные, затем окна «Продажи» и «Остатки» заполнятся данными. После загрузки данных в информационную систему из файла в них отображаются данные в виде таблиц, в которых также можно отфильтровать данные по некоторым категориям: год, месяц, категория, наименование

| Продажи |       |           |                 |            |       |         |
|---------|-------|-----------|-----------------|------------|-------|---------|
| Год     | Месяц | Категория | Наименование    | Количество | Цена  | Сумма   |
| 2023    | 1     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 40         | 89000 | 3560000 |
| 2023    | 2     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 46         | 89000 | 4094000 |
| 2023    | 3     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 44         | 89000 | 3916000 |
| 2023    | 4     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 15         | 89000 | 1335000 |
| 2023    | 5     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 18         | 89000 | 1602000 |
| 2023    | 6     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 50         | 89000 | 4450000 |
| 2023    | 7     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 1          | 89000 | 89000   |
| 2023    | 8     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 15         | 89000 | 1335000 |
| 2023    | 9     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 36         | 89000 | 3204000 |
| 2023    | 10    | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 34         | 89000 | 3026000 |
| 2023    | 11    | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 15         | 89000 | 1335000 |
| 2023    | 12    | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 2          | 89000 | 178000  |
| 2024    | 1     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 16         | 89000 | 1424000 |
| 2024    | 2     | Смартфоны | Apple iPhone 14 | 15         | 89000 | 1335000 |

| Остатки   |                           |            |
|-----------|---------------------------|------------|
| Категория | Наименование              | Количество |
| Смартфоны | Apple iPhone 14           | 77         |
| Смартфоны | Samsung Galaxy S22        | 92         |
| Смартфоны | Xiaomi Redmi Note 11      | 15         |
| Смартфоны | Google Pixel 6            | 18         |
| Смартфоны | OnePlus 10                | 47         |
| Смартфоны | Huawei P50                | 86         |
| Смартфоны | Sony Xperia 5             | 78         |
| Смартфоны | Motorola Edge 30          | 94         |
| Смартфоны | Nokia G21                 | 87         |
| Смартфоны | Asus ROG Phone 5          | 50         |
| Ноутбуки  | Dell XPS 13               | 37         |
| Ноутбуки  | HP Spectre x360           | 62         |
| Ноутбуки  | Lenovo ThinkPad X1 Carbon | 20         |
| Ноутбуки  | MacBook Air M1            | 24         |

Рисунок 13 – Окна «Продажи» и «Запасы»

В правой части главной страницы располагается место с выводом графика который показывает историю прошлых продаж – синяя линия, и спрогнозированные продажи в будущем – оранжевая линия.

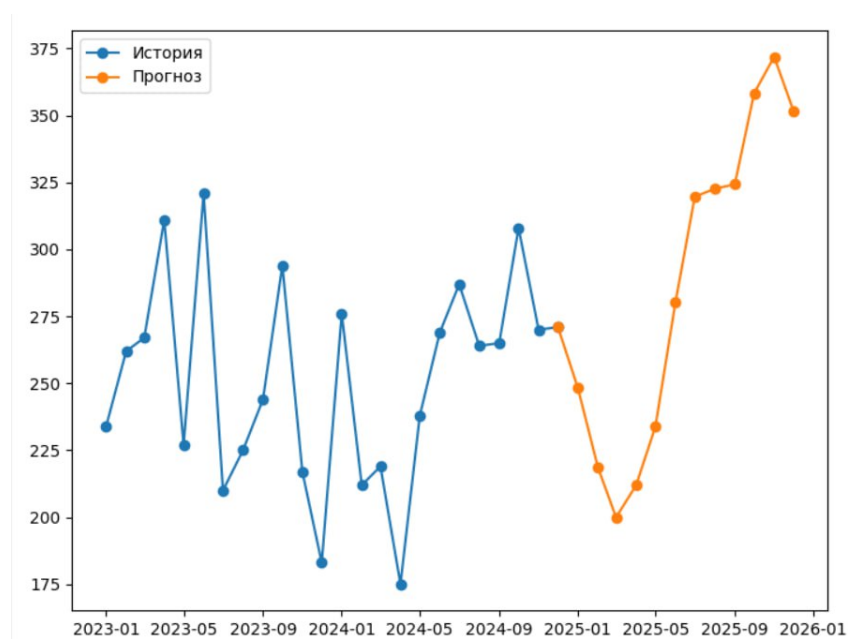


Рисунок 14 – Окно «Прогнозирование»

В правом нижнем углу расположено окно с рекомендациями к закупке. На основе прогноза будущих продаж и остатков в окне «Остатки» производится расчет недостающего количества на складе того или иного товара и выдает нужное количество к закупке.

```
Apple iPhone 14 (Смартфоны): закупить 3364 (прогноз 3441, ост. 77)
Samsung Galaxy S22 (Смартфоны): закупить 3349 (прогноз 3441, ост. 92)
Xiaomi Redmi Note 11 (Смартфоны): закупить 3426 (прогноз 3441, ост. 15)
Google Pixel 6 (Смартфоны): закупить 3423 (прогноз 3441, ост. 18)
OnePlus 10 (Смартфоны): закупить 3394 (прогноз 3441, ост. 47)
Huawei P50 (Смартфоны): закупить 3355 (прогноз 3441, ост. 86)
Sony Xperia 5 (Смартфоны): закупить 3363 (прогноз 3441, ост. 78)
Motorola Edge 30 (Смартфоны): закупить 3347 (прогноз 3441, ост. 94)
Nokia G21 (Смартфоны): закупить 3354 (прогноз 3441, ост. 87)
Asus ROG Phone 5 (Смартфоны): закупить 3391 (прогноз 3441, ост. 50)
```

Рисунок 15 – Окно «Рекомендация»

Также предусмотрен модуль фильтров в окнах «Продажи» и «Остатки» для более удобного пользования и поиска нужных товаров или продаж. Фильтры для окна «Продажи»: год, месяц, категория, наименование. Фильтры для окна «Остатки»: категория, наименование.

| Продажи |       |                |                    |            |        |         |
|---------|-------|----------------|--------------------|------------|--------|---------|
| Все     | 6     | Бытовая техни  | Все                |            |        |         |
| Год     | Месяц | Категория      | Наименование       | Количество | Цена   | Сумма   |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Samsung RF28R      | 23         | 74000  | 1702000 |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Samsung RF28R      | 34         | 74000  | 2516000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | LG WM4000HW,       | 15         | 197000 | 2955000 |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | LG WM4000HW,       | 41         | 197000 | 8077000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Bosch Serie 6 Di:  | 17         | 49000  | 833000  |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Bosch Serie 6 Di:  | 38         | 49000  | 1862000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Philips Airfryer » | 34         | 107000 | 3638000 |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Philips Airfryer » | 43         | 107000 | 4601000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Dyson V15 Deter    | 26         | 99000  | 2574000 |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Dyson V15 Deter    | 34         | 99000  | 3366000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Xiaomi Mi Robo     | 4          | 139000 | 556000  |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Xiaomi Mi Robo     | 19         | 139000 | 2641000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Miele W1 Washi     | 13         | 182000 | 2366000 |
| 2024    | 6     | Бытовая техник | Miele W1 Washi     | 7          | 182000 | 1274000 |
| 2023    | 6     | Бытовая техник | Electrolux EPF73   | 50         | 89000  | 4450000 |

| Остатки     |                            |            |
|-------------|----------------------------|------------|
| Фототехника | Все                        |            |
| Категория   | Наименование               | Количество |
| Фототехника | Canon EOS 5D Mark IV       | 0          |
| Фототехника | Nikon D850                 | 36         |
| Фототехника | Sony Alpha a7R IV          | 68         |
| Фототехника | Fujifilm X100V             | 63         |
| Фототехника | Panasonic Lumix GH5        | 66         |
| Фототехника | Olympus OM-D E-M10 Mark IV | 3          |
| Фототехника | Leica Q2                   | 9          |
| Фототехника | Ricoh GR III               | 16         |
| Фототехника | Pentax K-1 Mark II         | 10         |
| Фототехника | Canon EOS M50              | 90         |

Рисунок 16 – Окна «Продажи» и «Остатки» с применением фильтров

Тестирование программного обеспечения играет ключевую роль в обеспечении его качества и надежности. В современных условиях, когда программные продукты становятся все более сложными, а их использование охватывает критически важные сферы деятельности, такие как финансы, медицина, транспорт и безопасность, ошибки в программном обеспечении могут привести к значительным финансовым потерям, репутационным рискам или даже к угрозе жизни людей. Поэтому важность тщательного и всестороннего тестирования невозможно переоценить. Были проведены некоторые виды тестирования:

- Функциональное тестирование – функциональное тестирование пользовательского интерфейса направлено на проверку корректности работы основных функций и возможностей программного продукта. Это включает в себя проверку фильтров, генерацию отчетов, вывод графиков и таблиц, а также импорт отчетов.

- Тестирование устойчивости к ошибкам – для проверки устойчивости к пользовательским ошибкам и нестандартным ситуациям были реализованы следующие тесты:

- загрузка файла неверного формата;
- отсутствие обязательных столбцов в таблице;
- наличие текстовых данных в числовом поле;
- низкий объем обучающей выборки;
- перебои в соединении с сервером БД.

Все подобные случаи обрабатываются системой с выводом соответствующего сообщения об ошибке и рекомендацией по её устранению.

- Интеграционное тестирование – интеграционное тестирование направлено на проверку взаимодействия различных компонентов информационной системы, чтобы удостовериться, что они функционируют корректно вместе. Интеграционное тестирование позволит убедиться, что различные компоненты ИС взаимодействуют корректно, что повысит уверенность в стабильности и надежности приложения перед его выпуском.

– Тестирование производительности – тестирование производительности информационной системы необходимо для анализа скорости работы приложения, его отзывчивости и обработки различных операций. Тестирование производительности позволит оценить скорость работы и отзывчивость графического интерфейса, а также выявить возможные проблемы с производительностью, которые требуют оптимизации для улучшения пользовательского опыта.

Выводы по результатам тестирования:

В ходе отладки и тестирования было выявлено и устранено несколько ошибок, связанных с:

- неправильной обработкой пустых значений;
- некорректным отображением графиков при большом объёме данных;
- несовпадением формата даты при экспорте.

После устранения всех недочётов система продемонстрировала стабильную работу в штатных и экстремальных условиях. Все функциональные и нефункциональные требования были подтверждены. Информационная система корректно реагирует на различные сценарии использования, включая высокую нагрузку, ввод некорректных данных и прерывание соединения с базой данных.

### **3.3 Расширяемость и масштабируемость**

Разработка информационной системы анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей предполагает не только достижение высоких показателей точности прогнозов, но и обеспечение гибкости, адаптивности и устойчивости к росту требований и объёмов обрабатываемой информации. В этом контексте ключевыми характеристиками системы становятся расширяемость и масштабируемость, определяющие её жизнеспособность в условиях реального бизнеса и меняющейся инфраструктуры.

Расширяемость системы отражает её способность к развитию функциональности без необходимости коренной переработки архитектуры. Для достижения высокого уровня расширяемости в разработанной системе реализованы следующие архитектурные и технические подходы:

- Модульная архитектура. Система разделена на функциональные блоки: модуль загрузки и подготовки данных, модуль нейросетевого анализа, модуль визуализации, модуль экспорта и интеграции. Это позволяет дополнять или модифицировать отдельные компоненты без вмешательства в остальные части системы.

- Гибкий механизм подключения новых моделей. Система поддерживает добавление новых нейросетевых архитектур и алгоритмов анализа спроса без необходимости переписывать основной программный код. Это реализовано через интерфейсы и шаблоны, позволяющие интегрировать внешние модели или библиотеки.

- Настраиваемость параметров анализа. Пользователь может самостоятельно изменять параметры обучения модели, способ обработки данных, выбор временных интервалов и товарных категорий, что упрощает адаптацию системы под разные бизнес-сценарии.

- Поддержка расширения источников данных. Система способна подключать дополнительные форматы и источники информации – например, веб-API, внутренние корпоративные базы данных, облачные хранилища – без существенных изменений архитектуры.

Таким образом, информационная система может быть адаптирована под задачи компаний разного масштаба и отраслевой специфики, а также легко модернизирована при внедрении новых аналитических подходов или инструментов.

Масштабируемость системы означает её способность эффективно функционировать при увеличении объёма данных, количества пользователей и частоты обращений к аналитическим функциям. Разрабатываемая система удовлетворяет этим требованиям за счёт следующих решений:

- Использование асинхронных и многопоточных механизмов обработки данных. Это позволяет обрабатывать большие массивы информации параллельно, сокращая общее время выполнения аналитических операций.

- Поддержка распределённой обработки. Архитектура допускает развёртывание компонентов системы в распределённой среде, включая использование облачных сервисов и кластерных решений для ускорения обучения нейросетевых моделей.

- Гибкость в выборе вычислительных ресурсов. При необходимости система может использовать аппаратное ускорение (например, GPU) при обучении и прогнозировании, что особенно важно при работе с крупными датасетами и глубокими моделями.

- Оптимизация работы с базами данных. Эффективное использование индексации, кэширования и нормализации данных позволяет системе быстро обрабатывать запросы даже при значительном росте объёма записей.

- Автоматизация процессов. Система поддерживает автоматическое обновление моделей на новых данных по расписанию, что делает возможным её использование в режиме постоянного анализа без участия оператора.

Реализованные решения позволяют масштабировать систему как по вертикали (увеличение производительности одного узла), так и по горизонтали (добавление новых вычислительных узлов или модулей), что делает её пригодной для использования в условиях роста бизнеса, расширения товарной номенклатуры или подключения дополнительных филиалов и складов.

### **3.4 Устойчивость к сбоям**

Одним из важнейших требований к современной информационной системе является её устойчивость к сбоям – способность продолжать функционировать или корректно восстанавливаться при возникновении нештатных ситуаций, технических неполадок, сбоев в программном обеспечении или потере части данных. Это особенно критично для систем, выполняющих аналитические и прогностические задачи, на основе которых принимаются управленческие решения.

Разрабатываемая информационная система анализа востребованности товаров ориентирована на высокую надёжность и стабильную работу при различных сценариях эксплуатации. В процессе проектирования и реализации были

предусмотрены и реализованы следующие механизмы обеспечения устойчивости к сбоям:

Обработка исключений и ошибок:

Система содержит встроенные средства обработки исключений, позволяющие выявлять и корректно обрабатывать ошибки, возникающие при:

- загрузке и чтении входных данных;
- отсутствии необходимых полей или несоответствии форматов;
- недоступности внешних источников данных или базы данных;
- обучении модели на неполных или некорректных выборках;
- нехватке системных ресурсов (памяти, процессорного времени).

В каждом из этих случаев пользователю выводится информативное сообщение с пояснением причины ошибки и предложением возможных действий (например, повторная загрузка файла, выбор другой модели и т.п.), что исключает аварийное завершение работы.

Автоматическое сохранение промежуточных результатов:

В рамках системы реализован механизм автоматического сохранения промежуточных данных и конфигураций, включая:

- текущие параметры обучения модели;
- состояние предобработанных данных;
- историю сеансов пользователя и сессий анализа.

Это позволяет восстановить процесс работы после непредвиденного прерывания – например, в случае отключения питания, сбоя операционной системы или программного сбоя.

Гибкость архитектуры и независимость компонентов:

Модульная архитектура системы позволяет каждому компоненту функционировать независимо от других. Например, сбой в модуле визуализации не влияет на процесс предобработки или прогнозирования. Такая изолированность повышает отказоустойчивость всей системы в целом. Кроме того, модульный подход облегчает сопровождение и масштабирование проекта: при необходимости можно дорабатывать или заменять отдельные модули

### 3.5 Оценка надежности

В рамках данной разработки информационной системы анализа востребованности товаров надёжность оценивалась как на уровне архитектурных решений, так и в процессе тестирования и опытной эксплуатации. Были рассмотрены основные составляющие надёжности: отказоустойчивость, корректность результатов, стабильность функционирования и сохранность данных.

На этапе проектирования системы были заложены архитектурные принципы, обеспечивающие её стабильную и предсказуемую работу:

- Модульность: каждый компонент системы выполняет строго определённые функции и не зависит от внутреннего устройства других модулей, что исключает каскадные сбои.
- Логическая изоляция данных и процессов: входные, промежуточные и выходные данные обрабатываются в отдельных пространствах, что предотвращает их повреждение в случае сбоя одного из этапов.
- Возможность восстановления: система предусматривает автоматическое сохранение параметров анализа и истории сеансов, что позволяет быстро восстановить процесс после нештатной ситуации.

Для обеспечения целостности и достоверности данных реализованы следующие механизмы:

- валидация входной информации – автоматическая проверка структуры, формата и полноты данных;
- резервное копирование конфигураций – сохранение параметров обучения, структуры модели и промежуточных данных;
- журналирование событий – логируются все действия пользователя, этапы анализа и возникающие ошибки, что позволяет отслеживать историю операций.

Отдельное внимание было уделено стабильности пользовательского интерфейса и обработке пользовательских ошибок. Это особенно важно для обеспечения надёжности и удобства работы конечного пользователя с системой. В процессе тестирования и отладки были реализованы следующие меры:

- защита от повторного запуска ресурсоёмких операций, что позволяет избежать чрезмерной нагрузки на систему при случайных или повторных действиях пользователя;
- предупреждения при потере данных, например, при попытке закрытия окна или перехода на другую страницу без сохранения введённой информации;
- интерфейсные ограничения на ввод некорректной информации, включая фильтрацию вводимых значений, использование масок ввода, всплывающих подсказок и систем валидации данных;
- обработка исключений с информативной обратной связью, позволяющая пользователю понимать причину ошибки и возможные пути её устранения без вмешательства разработчика;
- адаптация интерфейса под различные разрешения экрана и устройства, обеспечивающая стабильную и предсказуемую работу системы в разных пользовательских условиях.

Эти меры значительно повышают стабильность и отказоустойчивость пользовательского интерфейса, минимизируя вероятность критических сбоев и улучшая общее впечатление от использования информационной системы.

### **3.6 Отказоустойчивость**

Разрабатываемая информационная система спроектирована с учётом необходимости устойчивой работы в условиях возможных сбоев. В процессе проектирования и реализации были применены архитектурные и программные решения, обеспечивающие отказоустойчивость на разных уровнях системы.

Механизмы обеспечения отказоустойчивости:

Во всех ключевых компонентах системы реализована многоуровневая обработка исключений, позволяющая:

- перехватывать ошибки при загрузке, чтении и обработке данных;
- уведомлять пользователя о проблемах в понятной форме;
- блокировать выполнение критичных операций при выявлении некорректных входных параметров;

- предотвращать зависания интерфейса при длительных вычислениях.

Это обеспечивает защиту от неконтролируемых сбоев и аварийного завершения работы.

Система сохраняет резервные копии промежуточных и выходных данных анализа: конфигурации модели, параметры предобработки, результаты прогнозов и журналы сеансов. При непредвиденном завершении работы эти данные автоматически загружаются при следующем запуске, позволяя продолжить работу с момента сбоя.

Модульная структура системы предполагает минимизацию связей между компонентами. Сбои в одном модуле (например, в визуализации или экспорте) не влияют на функционирование остальных модулей, таких как обучение модели или обработка данных. Это предотвращает «эффект домино» при возникновении ошибок.

Результаты обучающих сессий и предварительных вычислений кэшируются, что позволяет при необходимости повторно использовать вычисленные значения без повторного запуска тяжёлых алгоритмов. Также предусмотрена функция ручной инициализации процесса, если автоматическое восстановление невозможно.

Устойчивость к пользовательским ошибкам:

Система демонстрирует отказоустойчивость и в случае ошибок со стороны пользователя:

- при загрузке файла неподдерживаемого формата пользователь получает поясняющее сообщение;
- при отсутствии необходимых данных (например, колонок с датами или объёмами продаж) система выдаёт предупреждение и блокирует анализ;
- попытка запуска анализа с пустыми параметрами приводит к предложению выбрать нужные элементы.

Таким образом, система защищает себя от некорректных действий и минимизирует риск критических сбоев, связанных с пользовательским вводом.

Встроенные механизмы отказоустойчивости позволяют разработанной информационной системе функционировать стабильно и безопасно в различных нештатных ситуациях. Независимость модулей, обработка исключений, автоматическое сохранение и кэширование, а также сценарии восстановления после сбоя делают систему надёжным инструментом для регулярного анализа и прогнозирования востребованности товаров, даже в условиях технических или операционных проблем.

### **3.7 Оценка практической значимости**

Практическая значимость разработанной информационной системы заключается в её способности эффективно решать одну из наиболее актуальных задач современного товарного бизнеса – анализ и прогнозирование востребованности товаров на основе объективных данных. В условиях высокой конкуренции, стремительно меняющегося потребительского спроса и роста объёмов информации предприятиям требуется интеллектуальный инструмент, способный быстро и точно определять тенденции покупательской активности и адаптировать ассортиментную и логистическую политику под реальные потребности рынка.

Разработанная система не только автоматизирует сбор, обработку и анализ данных, но и предоставляет прогнозы спроса с использованием нейросетевых моделей, что делает её ценной как для малых и средних предприятий, так и для крупных розничных сетей.

В современной торговле предприятия сталкиваются с рядом проблем:

- избыток или дефицит определённых товарных позиций;
- затоваривание складов и нерациональное распределение ресурсов;
- запаздывающая реакция на сезонные и рыночные колебания;
- низкая эффективность ручного анализа и прогнозирования.

Применение нейросетевых методов анализа, встроенных в информационную систему, позволяет учитывать скрытые зависимости, временные факторы, цикличность и особенности конкретных товарных групп, что существенно повышает точность прогнозов по сравнению с традиционными статистическими методами.

Разработанная система может быть адаптирована под различные сценарии практического применения:

- внутрикоммерческий анализ – регулярное прогнозирование спроса по категориям товаров для формирования заказов;
- оптимизация логистики – планирование поставок и складских запасов на основе ожидаемого спроса;
- стратегическое планирование – оценка перспективности товаров при выводе новых позиций на рынок;
- оценка эффективности маркетинга – сопоставление рекламной активности с изменениями в структуре спроса;
- аналитика розничной сети – выявление специфики спроса по регионам или торговым точкам.

Система предоставляет пользователю интуитивно понятный интерфейс, инструменты визуализации и возможность анализа без необходимости в глубоком знании технологий машинного обучения. Это позволяет применять её в реальной бизнес-среде без значительных затрат на обучение персонала.

Гибкость архитектуры и параметрических настроек позволяет адаптировать систему под:

- конкретные форматы входных данных;
- особенности ассортимента и периодичности продаж;
- структуру подразделений и территориальных точек;
- языковые и региональные настройки.

Таким образом, система может быть внедрена как в крупные ИТ-инфраструктуры, так и использоваться локально в формате настольного приложения.

Практическое внедрение системы позволяет достичь следующих результатов:

- снижение издержек на хранение и логистику за счёт точного прогнозирования объёмов продаж;
- уменьшение товарных остатков и улучшение оборачиваемости продукции;

- повышение удовлетворённости клиентов, за счёт наличия нужных товаров в нужный момент;

- ускорение принятия решений на основе оперативных и визуализированных данных;

- снижение зависимости от субъективных оценок и ручного анализа.

Таким образом, информационная система становится инструментом прямого влияния на эффективность управления предприятием.

Разработка обладает высоким потенциалом расширения:

- интеграция с ERP и CRM системами;

- использование дополнительных моделей (градиентный бустинг, ансамбли нейросетей);

- прогнозирование не только по объёмам, но и по маржинальности и прибыльности;

- создание онлайн-версии с веб-интерфейсом и многопользовательским доступом;

- автоматизация формирования рекомендаций по заказу товаров.

Эти возможности открывают широкие перспективы для масштабирования проекта и внедрения в различных отраслях – от ритейла до электронной коммерции и дистрибуции.

Таким образом, информационная система анализа востребованности товаров на основе нейросетевых моделей имеет высокую практическую значимость. Она не только демонстрирует применимость современных интеллектуальных технологий в бизнесе, но и обладает реальным потенциалом для внедрения в коммерческую деятельность, предоставляя пользователям ценную поддержку в принятии решений, управлении товарными запасами и стратегическом планировании.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение следует подчеркнуть, что применение современных информационных технологий и методов искусственного интеллекта открывает принципиально новые возможности в сфере анализа и прогнозирования востребованности товаров. В условиях стремительной цифровизации экономики, роста объема и разнообразия данных, а также высокой конкуренции на рынке, использование нейросетевых моделей становится не просто актуальным, а необходимым инструментом для принятия обоснованных управленческих решений.

В рамках настоящего исследования была реализована комплексная задача, охватывающая изучение предметной области, анализ существующих подходов к прогнозированию спроса, а также разработку и реализацию модели прогнозирования, основанной на нейросетевых архитектурах. Особое внимание было уделено аспектам интеграции разнородных данных, моделированию сезонных и поведенческих факторов, а также оценке точности прогнозов.

Результаты, полученные в ходе исследования, подтвердили, что нейросетевые модели, в частности архитектуры, основанные на рекуррентных и трансформерных решениях, обладают высокой эффективностью при обработке временных рядов и сложных взаимосвязей между различными переменными. Применение таких моделей позволяет не только предсказывать уровень спроса с высокой степенью достоверности, но и адаптироваться к быстро меняющимся внешним условиям.

Кроме того, проведенный анализ показал, что интеграция нейросетевого прогнозирования в процессы управления товарными запасами, маркетинговыми стратегиями и ассортиментной политикой способствует повышению эффективности бизнеса, снижению издержек и улучшению обслуживания клиентов. Таким образом, разработанная методика и предложенные подходы могут найти широкое практическое применение в компаниях, ориентированных на динамичные рынки с высокой конкуренцией.

Стоит также отметить значимый вклад данного исследования в развитие научного направления, связанного с интеллектуальным анализом данных и применением глубокого обучения в прикладных экономических задачах. Практическая ценность работы заключается в демонстрации того, как нейросетевые технологии могут быть адаптированы к задачам анализа рыночного спроса и востребованности товаров в различных отраслях.

Перспективы дальнейших исследований в этом направлении связаны с расширением спектра используемых данных – например, включением информации из социальных сетей, поведения пользователей на сайтах электронной коммерции, а также анализа визуальных данных о продуктах. Дополнительные возможности открывает разработка гибридных моделей, сочетающих преимущества нейросетей с традиционными эконометрическими методами.

Таким образом, проведенное исследование не только углубляет понимание механизмов формирования потребительского спроса, но и демонстрирует широкий потенциал современных интеллектуальных технологий в решении реальных прикладных задач в области анализа данных и поддержки бизнес-решений.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

- 1 Анализ применения нейросетей в области интернет-маркетинга [Электронный ресурс] – Режим доступа: [https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-primene niya-neyrosetey-v-oblasti-internet-marketinga](https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-primene-niya-neyrosetey-v-oblasti-internet-marketinga) – 01.11.2024.
- 2 Акулич, М. В. Нейронные сети в маркетинге, электронной коммерции, планировании производства и логистике / М. В. Акулич. – М.: Ridero, 2023. – 312 с.
- 3 Балавнев, Д. А. Использование нейронных сетей в задаче прогнозирования закупок товаров [Электронный ресурс] // Молодой ученый. – 2020. – № 27 (317). – С. 30–32. – Режим доступа: <https://moluch.ru/archive/317/72326/> – 19.02.2025.
- 4 Барский, А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А. Б. Барский. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
- 5 Бенгфорт, Б. Прикладной анализ текстовых данных на Python / Б. Бенгфорт, Р. Билбро, Т. Одежда – СПб.: ДМК Пресс, 2020. – 384 с.
- 6 Боровиков, В. П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: методология и технологии современного анализа данных / В. П. Боровиков. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
- 7 Бугаев, С. Н. Компьютерная историко-топографическая реконструкция Албазинского острога // Молодежь XXI века: шаг в будущее: мат. XX регион. науч.-прак. конф. – Благовещенск: АмГУ, 2019. – Т. 3. – С. 192–193.
- 8 Булгакова, С. В. Нейронные сети в инструментальном обеспечении управленческого учета / С. В. Булгакова, К. В. Семенов // Моделирование и анализ информационных систем. – 2017. – Т. 24, № 4. – С. 79–90.
- 9 Внуковский, Н. И. Нейронные сети как инструмент прогнозирования в экономике / Н. И. Внуковский, А. Г. Ефименко // Modern Economy Success. – 2022. – № 1. – С. 168–172.
- 10 Гавриленко, О. Прогнозирование спроса: как алгоритмы анализируют покупки // Блог SkillFactory. – 2025. – 31.01.2025.

- 11 Ерофеева, С. Про искусственный интеллект для бизнеса и решения маркетинговых задач // Cossa.ru. – 2023. – 15.03.2025.
- 12 Желбаков, И. Н. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: учебное пособие / И. Н. Желбаков, О. М. Петров. – М.: Издательство МЭИ, 2002. – 176 с.
- 13 Захаров, А. В. Использование нейронных сетей в прогнозировании спроса на товары // Вестник экономики и права. – 2020. – № 2. – С. 45–50.
- 14 Иванова, М. С. Применение нейросетевых моделей в анализе потребительского поведения // Журнал прикладной информатики. – 2021. – Т. 16, № 3. – С. 60–67.
- 15 Как использовать нейросети для роста продаж [Электронный ресурс] // Sber Business Soft. – Режим доступа: <https://sberbs.ru/announcements/kak-ispolzovat-nejroseti-dlya-rosta-prodazh> – 19.02.2025.
- 16 Как нейросети могут улучшить процессы продаж и повысить эффективность бизнеса [Электронный ресурс] // Twin24.ai. – Режим доступа: <https://twin24.ai/company/articles/kak-nejroseti-mogut-uluchshit-proczechy-prodazh-i-povysit-effektivnost-biznesa/> – 19.03.2025.
- 17 Каукин, А. С. Моделирование и прогнозирование экономических процессов с использованием нейронных сетей / А. С. Каукин, В. С. Косарев. – М.: Наука, 2021. – 256 с.
- 18 Козак, Е. Нейронные сети как инструмент прогнозирования в экономике / Е. Козак // Modern Economy Success. – 2022. – № 1. – С. 168–172.
- 19 Круг, П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: учебное пособие по курсу «Микропроцессоры» / П. Г. Круг. – М.: Издательство МЭИ, 2002. – 176 с.
- 20 Кузнецова, Т. А. Анализ применения нейросетей в области интернет-маркетинга / Т. А. Кузнецова // Вестник цифровой экономики. – 2021. – № 4. – С. 30–35.
- 21 Лебедев, И. П. Прогнозирование цен на услуги и товары с использованием нейронных сетей / И. П. Лебедев // Вестник НИУ ВШЭ. – 2016. – № 2. – С. 84–85.

- 22 Мигалин, С. В. Искусственный интеллект. Анализ, тренды, мировой опыт / С. В. Мигалин. – М.: Консист-ОС, 2021. – 256 с.
- 23 Михайлов, Д. А. Использование нейронных сетей в задаче прогнозирования спроса на товары / Д. А. Михайлов // Молодой ученый. – 2020. – № 2. – С. 45–48.
- 24 Нейросети: назначение и практические возможности [Электронный ресурс] // Sber Business Soft. – Режим доступа: <https://sberbs.ru/announcements/nejro-seti-naznachenie-i-prakticheskie-vozmozhnosti> – 19.01.2025.
- 25 Нейросети и человек: начало пути [Электронный ресурс] // ВЦИОМ. – Режим доступа: <https://wciom.ru/analytical-reviews/analiticheskii-obzor/neiroseti-i-chelovek-nachalo-puti> – 19.03.2025.
- 26 Нейросети их актуальность в бизнесе [Электронный ресурс] // BeWave. – Режим доступа: <https://bewave.ru/blog/neyroseti-ikh-aktualnost-v-biznese/> – 19.03.2025.
- 27 Нильсен, М. Neural Networks and Deep Learning / М. Нильсен. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/vk/articles/333862/> – 19.03.2025.
- 28 Николаев, С. В. Прогнозирование спроса на товары средствами машинного обучения / С. В. Николаев // Журнал искусственного интеллекта. – 2020. – № 1. – С. 10–15.
- 29 Орлова, Е. А. Роль нейросетей в маркетинговом продвижении компании на B2C рынке / Е. А. Орлова // Вестник маркетинга. – 2021. – № 3. – С. 25–30.
- 30 Петров, А. С. Прогнозирование спроса в электронной коммерции методами машинного обучения / А. С. Петров // Молодой ученый. – 2020. – № 2. – С. 45–48.
- 31 Полякова, Л. Н. Основы SQL. Учебное пособие / Л. Н. Полякова. – 3-е изд. – М.: Интернет-Университет Информационных Технологий (ИНТУ-ИТ), Ай Пи Ар Медиа, 2020. – 273 с.

- 32 Прогнозирование спроса и нейронные сети [Электронный ресурс] // Novo BI. – Режим доступа: <https://novobi.ru/ru/blog/sobytiya/136-prognostirovanie-sprosa-i-neyronnye-seti.html> – 19.03.2025.
- 33 Пятковский, О. И. Разработка системы автоматического конструирования нейросетевой модели прогнозирования спроса / О. И. Пятковский, А. С. Авдеев // Вестник Алтайского государственного технического университета. – 2006. – № 1. – С. 20–25.
- 34 Рашка, С. Машинное обучение с PyTorch и Scikit-Learn: Пер. с англ. / С. Рашка, Ю. Лю, В. Мирджалили. – Астана: Фолиант, 2024. – 688 с.
- 35 Сазонтьев, В. В. Прогнозирование цен на услуги и товары с использованием нейронных сетей / В. В. Сазонтьев // Вестник НИУ ВШЭ. – 2016. – № 2. – С. 84–85.
- 36 Саймон, Х. Нейронные сети. Полный курс / Х. Саймон. – М.: Диалектика, 2019. – 832 с.
- 37 Семенов, К. В. Нейронные сети в инструментальном обеспечении управленческого учета / К. В. Семенов, С. В. Булгакова // Моделирование и анализ информационных систем. – 2017. – Т. 24, № 4. – С. 79–90.
- 38 Сидоров, П. Н. Прогнозирование спроса на товары с использованием нейронных сетей в условиях меняющейся размерности входных данных / П. Н. Сидоров // Журнал прикладной информатики. – 2022. – Т. 18, № 2. – С. 50–55.
- 39 Смирнова, А. В. Анализ влияния нейронных сетей на эффективность интернет-торговли: изучение потенциала и перспективы применения / А. В. Смирнова // Вестник электронной коммерции. – 2023. – № 1. – С. 40–45.
- 40 Соколова, Н. И. Прогнозирование спроса на товары с помощью нейронных сетей в условиях меняющейся размерности входных данных / Н. И. Соколова // Журнал прикладной информатики. – 2022. – Т. 18, № 2. – С. 50–55.
- 41 Тарасов, И. В. Прогнозирование спроса на товары с использованием нейронных сетей / И. В. Тарасов // Вестник экономики и права. – 2020. – № 2. – С. 45–50.

- 42 Уколов, А. Н. Применение системного анализа и машинного обучения в обработке данных на торговых интернет-площадках / А. Н. Уколов // Молодой ученый. – 2025. – № 16 (567). – С. 20–23.
- 43 Федоров, М. С. Прогнозирование спроса на товары средствами машинного обучения / М. С. Федоров // Журнал искусственного интеллекта. – 2020. – № 1. – С. 10–15.
- 44 Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
- 45 Харитонов, Д. А. Прогнозирование спроса на товары с использованием нейронных сетей / Д. А. Харитонов // Вестник экономики и права. – 2020. – № 2. – С. 45–50.
- 46 Чистяков, Е. В. Прогнозирование спроса на товары с использованием нейронных сетей / Е. В. Чистяков // Вестник экономики и права. – 2020. – № 2. – С. 45–50.
- 47 Шишкин, А. С. Методы искусственного интеллекта в управлении бизнес-процессами / А. С. Шишкин. – СПб.: Питер, 2022. – 304 с.
- 48 Шишло, А. В. Информационное обеспечение маркетинговых исследований / А. В. Шишло // Вестник Белорусского государственного технологического университета. – 2018. – № 1. – С. 60–65.
- 49 Якубович, М. Н. Применение нейросетевых технологий в экономике и финансах / М. Н. Якубович. – Новосибирск: НГТУ, 2021. – 198 с.
- 50 Ясницкий, Л. Н. Интеллектуальные системы / Л. Н. Ясницкий. – М.: Высшая школа экономики, 2017. – 320 с.