

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра информатики и программирования

**«Разработка чат-бота для формирования заказов продуктов с системой
рекомендаций на основе машинного обучения»**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 441 группы

направления 02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Черниенко Артёма Дмитриевича

Научный руководитель:

к.э.н., доцент

_____ Кабанова Л.В.

подпись, дата

Зав. кафедрой:

ИиП, к.ф.-м.н., доцент

_____ Огнева М.В.

подпись, дата

Саратов 2026

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В условиях цифровой трансформации экономики предприятия розничной торговли сталкиваются с необходимостью адаптации к быстро меняющимся рыночным условиям. Одной из ключевых тенденций становится смещение каналов взаимодействия с потребителями в сторону мессенджеров и чат-платформ, что обусловлено ростом мобильного интернет-трафика и изменением потребительских привычек.

Современные системы автоматизации бизнес-процессов требуют внедрения интеллектуальных решений, способных не только автоматизировать рутинные операции, но и предоставлять персонализированный сервис. В контексте e-commerce и доставки продуктов это особенно актуально, поскольку данные области характеризуются высокой частотой повторных покупок и значительным потенциалом для повышения лояльности клиентов через индивидуальный подход.

Традиционные системы формирования заказов, основанные на статичных интерфейсах, не в полной мере удовлетворяют потребностям современных пользователей, ожидающих интуитивного взаимодействия и интеллектуальной помощи в процессе выбора товаров. Интеграция машинного обучения в чат-боты позволяет преодолеть эти ограничения, предлагая клиентам релевантные рекомендации на основе анализа их предпочтений и поведения.

Актуальность работы обусловлена необходимостью разработки интеллектуальных систем автоматизации, сочетающих эффективность чат-ботов с аналитическими возможностями машинного обучения для создания персонализированного пользовательского опыта в сфере онлайн-продаж продуктов.

Объектом исследования являются процессы автоматизации продаж и клиентского сервиса в розничной торговле продуктами.

Предмет исследования — методы и алгоритмы построения

интеллектуальных чат-ботов с системами рекомендаций.

Научная новизна работы заключается в разработке гибридной модели рекомендательной системы, адаптированной для использования в контексте чат-бота по продаже продуктов, сочетающей последовательную нейросетевую модель GRU4Rec с адаптивным взвешиванием сигнала популярности для преодоления проблемы «холодного старта».

Практическая значимость состоит в создании готового к внедрению решения, позволяющего повысить конверсию в покупку, увеличить средний чек и усилить лояльность клиентов за счёт персонализации взаимодействия. Разработанный программный продукт может быть использован в сервисах доставки продуктов с минимальными доработками.

Цель бакалаврской работы – разработка чат-бота для формирования заказов продуктов с системой рекомендаций на основе машинного обучения.

Поставленная цель определила следующие задачи:

1. Провести анализ современных подходов к созданию чат-ботов и рекомендательных систем.
2. Исследовать существующие решения в области автоматизации продаж продуктов.
3. Проанализировать алгоритмы машинного обучения для построения рекомендательных систем.
4. Обосновать выбор технологического стека и спроектировать модульную архитектуру интеллектуального чат-бота.
5. Реализовать программные подсистемы обработки транзакционных данных, обучения рекомендательных моделей (GRU4Rec, Popular) и их интеграцию в диалоговый интерфейс.
6. Провести экспериментальную оценку качества рекомендаций, выполнить функциональное и нагрузочное тестирование системы, интерпретировать полученные метрики с точки зрения бизнес-эффективности.

Методологические основы разработки чат-ботов и рекомендательных систем представлены в работах Джанарсам С., посвящённых проектированию диалоговых интерфейсов; Хидаши Б. и Карацоглу А., предложивших архитектуру GRU4Rec для последовательных рекомендаций; Ким Ф., систематизировавшему практические аспекты построения рекомендательных систем; Риччи Ф., Роках Л. и Шапира Б., разработавшим таксономию алгоритмов и метрик оценки; Сегаран Т., заложившему основы практической реализации алгоритмов коллективного интеллекта; а также в работах Шехзада Ф. и Яннаха Д., подтвердивших актуальность GRU4Rec в современных условиях.

Теоретическая значимость бакалаврской работы заключается в систематизации и сравнительном анализе методов последовательных рекомендаций (GRU4Rec, BERT4Rec) для задач продуктового ритейла, а также в обосновании эффективности гибридного ранжирования для преодоления проблемы «холодного старта».

Практическая значимость бакалаврской работы состоит в создании полнофункционального прототипа Telegram-бота с интегрированной рекомендательной системой, готового к пилотному внедрению. Разработанный программный продукт включает модули диалогового взаимодействия, управления корзиной, геокодирования адресов, а также нейросетевое ядро для генерации персонализированных рекомендаций.

Структура и объём работы. Бакалаврская работа состоит из введения, шести разделов, заключения, списка использованных источников и одного приложения (цифровой носитель). Общий объём работы — 194 страниц, из них 92 страниц — основное содержание, включая 15 рисунков и 3 таблиц. Список использованных источников содержит 24 наименований

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Первый раздел «Обзор источников» посвящён теоретическому исследованию предметной области. В разделе рассмотрены фундаментальные работы по созданию чат-ботов на Python, включая руководства Джанарсам С., Раджа С., Демиденко А. Проанализированы современные подходы к обработке естественного языка и машинному обучению, представленные в трудах Лейна Х., Рашки С., Миржалили В.

Второй раздел «Анализ существующих решений»

Проведён анализ существующих платформ для создания чат-ботов — Facebook Messenger, Telegram, Viber, WhatsApp, ВКонтакте. Обоснован выбор Telegram как целевой платформы благодаря безопасности, открытому API и широким возможностям для разработчиков. Рассмотрены существующие реализации чат-ботов в сфере каршеринга (YouDrive), такси («Максим»), образования («Академия первой помощи»), выявлены их ключевые особенности и функциональные возможности.

Проанализированы современные рекомендательные системы, включая архитектурные решения Netflix как эталонный пример промышленной реализации. Рассмотрена двухуровневая архитектура (генерация кандидатов и ранжирование), а также продвинутые паттерны — многоцелевая оптимизация, рекуррентные и трансформерные архитектуры. Выводы по первому разделу: для реализации в рамках ВКР выбран мессенджер Telegram; для построения рекомендательной системы требуется анализ и сравнение алгоритмов последовательных рекомендаций с учётом специфики продуктового ритейла.

Третий раздел «Анализ алгоритмов машинного обучения для рекомендательных систем» посвящён детальному сравнению методов построения рекомендательных систем. Рассмотрена классификация алгоритмов: коллаборативная фильтрация (user-based, item-based, матричная факторизация SVD/ALS), контентная фильтрация (TF-IDF, Word2Vec, BERT), последовательные модели (GRU4Rec, BERT4Rec, SASRec) и гибридные

подходы.

Проведён сравнительный анализ трёх открытых датасетов продуктового ритейла: Instacart (3.2 млн заказов), Ta Feng (20–80 тыс. записей) и Foodmart (~150 тыс. записей). Обоснован выбор Foodmart благодаря чётким временным меткам, оптимальной плотности последовательностей и репрезентативности паттернов FMCG-покупок.

Детально проанализированы архитектуры GRU4Rec и BERT4Rec. GRU4Rec использует рекуррентную архитектуру с механизмами gating (reset gate и update gate), что обеспечивает линейную сложность $O(T \cdot d^2)$ и устойчивость к шуму. BERT4Rec основан на механизме самовнимания, имеет квадратичную сложность $O(T^2 \cdot d)$ и риск утечки данных при обучении. Экспериментально показано, что при сравнимой точности ($HR@10 \approx 0.22$) GRU4Rec даёт выигрыш в 2–3 раза по времени инференса.

Рассмотрены метрики оценки эффективности: HitRate@K (доля пользователей с релевантным товаром в топ-K), MRR (средняя обратная позиция), NDCG (дисконтированная нормализованная накопленная выгода), Coverage (покрытие каталога). Обоснован выбор набора метрик для данной работы. Выявлены ключевые проблемы рекомендательных систем: «холодный старт», «пузырь фильтров», смещения в данных. Выводы по второму разделу: для реализации выбрана архитектура GRU4Rec как оптимальная по критериям точность/скорость; для решения проблемы холодного старта предложена гибридная схема ранжирования.

Четвертый раздел «Существующие решения и технологии для создания чат-ботов» посвящён обоснованию технологического стека. В качестве основного языка разработки выбран Python благодаря выразительности синтаксиса и развитой экосистеме библиотек: python-telegram-bot (асинхронный фреймворк), aiohttp (HTTP-клиент/сервер), psycopg2 (адаптер для PostgreSQL), pandas/numpy (обработка данных), torch (реализация нейросетей).

Для хранения данных выбрана СУБД PostgreSQL, обеспечивающая

клиент-серверную архитектуру, многоверсионный параллельный доступ (MVCC), строгую реляционную целостность и поддержку сложных аналитических запросов. Рассмотрен Telegram Bot API, описаны два способа получения обновлений (long polling и webhook), выбран асинхронный webhook для минимальных задержек.

Определён функционал чат-бота: авторизация и профиль, персонализированные рекомендации, навигация по каталогу, управление корзиной, оформление заказа с геокодированием, отслеживание статусов, сбор неявной обратной связи. Выводы по третьему разделу: выбранный стек технологий полностью покрывает все этапы исследовательского цикла — от импорта данных до обучения нейросетей и предоставления рекомендаций через Telegram-интерфейс.

Пятый раздел «Постановка задачи, проектирование и реализация системы» содержит описание практической реализации. Спроектирована модульная архитектура, разделяющая диалоговый интерфейс (Dialogue Manager), слой хранения данных (Data Access Layer), модуль внешних интеграций и нейросетевое рекомендательное ядро.

Реализован Telegram-бот с использованием конечного автомата состояний (ConversationHandler). Реализованы сценарии: начальные сообщения, выбор товара с валидацией количества, ввод адреса с проверкой через Nominatim, подтверждение заказа. Создан класс DatabaseManager для инкапсуляции операций с PostgreSQL.

Выполнена обработка датасета Foodmart: загрузка CSV, очистка, типизация, формирование последовательностей покупок, учёт количества товара, хронологический сплит (70% / 15% / 15%), фильтрация (min_support=10, min_items=3), сохранение артефактов в формате pickle. Подготовлены файлы train_sequences.pkl, val_sequences.pkl, test_sequences.pkl.

Реализована модель GRU4Rec на PyTorch, включающая embedding-слой (hidden_dim=128), однослойный GRU (dropout=0.1), выходной линейный слой. Обучение проведено с оптимизатором AdamW, warmup (10% шагов) и

косинусным затуханием learning rate. Подбор гиперпараметров выполнен через sweep-эксперименты, лучшая конфигурация: lr=5e-4, hidden_dim=128, batch_size=256. Также реализована модель PopularRecommender для подсчёта глобальной популярности товаров.

Разработана гибридная модель HybridRecommender, объединяющая сигналы GRU4Rec и Popular. Итоговый скор вычисляется по формуле $S_{final} = (1-\alpha) \cdot S_{GRU} + \alpha \cdot S_{Pop}$. Вес α адаптируется под пользователя: cold-start ($\alpha=0.9$), semi-cold ($\alpha=0.6$), warm ($\alpha=0.1$). Реализован пост-процессинг: фильтрация купленных товаров, диверсификация по департаментам, fallback на популярность. Выводы по четвёртому разделу: разработана полностью функционирующая система, включающая чат-бот, модуль обработки данных, обученные модели GRU4Rec и Popular, а также гибридный механизм ранжирования.

Шестой раздел «Результаты экспериментов, оценка качества и тестирование» содержит численные результаты. На тестовой выборке из 3000 пользователей получены следующие метрики: GRU4Rec достиг HitRate@10 = 0.2213, MRR@10 = 0.2173, NDCG@10 = 0.2182, Coverage@10 = 5.19%. Для сравнения: случайный выбор даёт HR@10 = 0.0087, популярность — 0.0037. Таким образом, разработанная модель превосходит популярность в 60 раз, а случайный выбор — в 25 раз.

Исследовано влияние веса популярности α на метрики: при $\alpha \leq 0.3$ метрики сохраняются на уровне чистого GRU; при $\alpha > 0.3$ наблюдается резкое падение MRR (до 0.132 при $\alpha=0.5$). Итоговая конфигурация использует $\alpha = 0.1$ для постоянных пользователей. Анализ подгруппы «Repeat Users» (пользователи с ≥ 5 покупками) показал улучшение HR@10 на 3.3%.

Проведено функциональное тестирование (6 сценариев — успешно), нагрузочное тестирование (инференс на CPU — 8.3 мс, на GPU — 2.1 мс, пропускная способность ~120 запросов/с) и тестирование устойчивости (пустая история, неверный адрес, отказ API, конкурентные запросы — всё корректно). Выполнена бизнес-интерпретация: потенциальный uplift выручки

для 10 000 активных пользователей в день оценивается в ~7 470 долларов. Выводы по пятому разделу: разработанная система демонстрирует высокую эффективность, превосходящую базовые подходы, и готова к пилотному внедрению.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цель выпускной квалификационной работы успешно выполнена: разработан и реализован интеллектуальный чат-бот для формирования заказов продуктов в мессенджере Telegram с интегрированной системой рекомендаций на основе машинного обучения.

В процессе выполнения работы проведён комплексный анализ литературных источников по разработке чат-ботов и рекомендательных систем, исследованы существующие платформы и архитектурные решения. Выполнен сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения: классических методов коллаборативной фильтрации, матричной факторизации (SVD, ALS) и последовательных нейросетевых архитектур (GRU4Rec, BERT4Rec). Проведена оценка трёх открытых датасетов (Instacart Market Basket Analysis, Ta Feng Grocery, Foodmart Transactions), по результатам которой выбран датасет Foodmart Transactions как оптимальный по соотношению объёма, плотности последовательностей и репрезентативности для задачи Next-Item Prediction.

Обоснован выбор базовой архитектуры GRU4Rec: модель продемонстрировала быструю сходимость (плато метрик за 10–15 эпох), стабильные результаты ($\text{HitRate}@10 = 0.2213$, $\text{MRR}@10 = 0.2173$) и вычислительную эффективность (линейная сложность, инференс <10 мс на CPU), что критично для асинхронного диалогового интерфейса. Реализована гибридная схема ранжирования с адаптивным весом популярности ($\alpha \leq 0.2$), обеспечивающая баланс между персонализацией и устойчивостью к «холодному старту».

Разработан технологический стек реализации: язык Python, фреймворк `python-telegram-bot` для диалогового управления, `aiohttp` для асинхронных

запросов, `psycopg2` для работы с СУБД PostgreSQL, `pandas` и `numpy` для предобработки данных, `PyTorch` для обучения и инференса нейросетевой модели. Спроектирована модульная архитектура системы, разделяющая диалоговый интерфейс, слой хранения данных, внешние интеграции и рекомендательное ядро.

Реализован полный пайплайн обработки данных: загрузка и валидация CSV-файлов, агрегация транзакций в пользовательские последовательности, хронологический сплит выборки ($\text{train/val/test} = 70/15/15$), фильтрация по поддержке (`min-support`), сохранение артефактов для воспроизводимости экспериментов. Обучены и интегрированы модели `Popular` и `GRU4Rec`, реализован гибридный рекомендатель с пост-процессингом диверсификации.

Проведена экспериментальная оценка качества: на тестовой выборке (3000 пользователей) модель `GRU4Rec` превзошла случайный бейзлайн в 25.4 раза и популярность-бейзлайн в 59.8 раза по метрике `HitRate@10`. Выполнено функциональное, нагрузочное и стресс-тестирование: все ключевые сценарии взаимодействия прошли верификацию, время инференса составило 8.3 ± 1.2 мс на CPU и 2.1 ± 0.4 мс на GPU, система устойчива к граничным условиям и конкурентным запросам.

Практическая значимость работы состоит в создании готового к пилотному внедрению решения для автоматизации продаж в сфере e-commerce: система сокращает путь пользователя от выбора товара до оформления заказа, повышает конверсию за счёт персонализированных рекомендаций и обеспечивает надёжную интеграцию с внешними сервисами (геокодирование, CRM). Модульная архитектура позволяет адаптировать решение под другие товарные категории и каналы коммуникации.

Результаты работы могут быть использованы при разработке интеллектуальных диалоговых систем для розничной торговли, а также в учебном процессе при изучении методов машинного обучения и проектировании рекомендательных систем.

Основные источники информации:

1. Котов, А. А. Цифровая трансформация розничной торговли: тенденции и технологии [Текст] / А. А. Котов, Е. В. Семенова // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2023. – № 5. – С. 112–115 (дата обращения: 10.11.2025).
2. Raj, S. Generative AI with LangChain [Электронный ресурс] / S. Raj. – Birmingham: Packt Publishing, 2024. – 320 p. – ISBN 978-1-83508-346-7 (дата обращения: 13.11.2025).
3. Нарке, Н. Natural Language Processing in Action [Электронный ресурс] / Н. Нарке, С. Howard. – 2nd ed. – Shelter Island : Manning Publications, 2023. – 600 p. – ISBN 978-1-61729-828-8 (дата обращения: 15.11.2025).
4. Демиденко, А. Telegram Bot: Руководство по созданию бота в мессенджере [Текст] / А. Демиденко. – СПб. : Питер, 2021. – 256 с. : ил. – (Библиотека программиста). – ISBN 978-5-4461-1589-3 (дата обращения: 21.11.2025).
5. Акулич, М. Чат-боты и маркетинг [Текст] / М. Акулич. – Минск : БХВ-Петербург, 2022. – 288 с. : ил. – ISBN 978-5-9775-6810-3 (дата обращения: 23.11.2025).
6. ИИ и чат-боты: будущее образования уже здесь [Электронный ресурс] // НИУ ВШЭ. – 2023. – Режим доступа: <https://www.hse.ru> (дата обращения: 27.11.2025).
7. Чат-боты и искусственный интеллект: перспективы развития [Электронный ресурс] // CyberLeninka. – 2023. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru> (дата обращения: 27.11.2025).