

ОПТИМИЗАЦИЯ ПОИСКА НА МАРКЕТПЛЕЙСЕ WILDBERRIES С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Лукин М.М.

*Самарский национальный исследовательский
университет имени академика С.П. Королева,
Российская Федерация, г. Самара*

Аннотация. В статье рассматривается разработка интеллектуальной рекомендательной системы подбора одежды на основе методов искусственного интеллекта. Показана недостаточность традиционного поиска по ключевым словам при работе с семантически сложными запросами пользователей. Предложена архитектура системы, включающая пять взаимосвязанных модулей: векторное представление товаров и запросов с помощью нейросети FashionCLIP (512-мерные embeddings); семантический поиск на основе косинусной меры сходства в векторной базе данных Qdrant; генерация стилистически согласованных комплектов одежды с применением гибридной модели ранжирования, учитывающей семантическую близость и матрицу категориальной совместимости; многоуровневое кэширование результатов в Redis со временем жизни 6 часов; механизм Rate Limiting для защиты сервера от перегрузки. Описаны математические основы каждого модуля и особенности программной реализации. Выполнен сравнительный анализ предложенного решения с текущей поисковой системой Wildberries. Система может применяться в интернет-магазинах одежды и мобильных приложениях для создания персонализированного покупательского опыта.

Ключевые слова: семантический поиск; векторные представления; рекомендательная система; FashionCLIP; Qdrant; Redis; машинное обучение; e-commerce.

Введение

В современном цифровом мире онлайн-торговля одеждой развивается быстрыми темпами. Пользователи ежедневно сталкиваются с огромным ассортиментом, что усложняет выбор подходящей одежды. Традиционный поиск по ключевым словам часто оказывается неэффективным, так как не учитывает смысл запроса, стиль, индивидуальные предпочтения и тонкие детали, например оттенок или фактуру товара («лазурные джинсы с разводами»).

Проблематика и актуальность

Пользователи тратят значительное время на поиск в больших каталогах, поскольку простое совпадение ключевых слов не отражает реальных пожеланий. Традиционный поиск не учитывает оттенок, текстуру или стиль. Ручное формирование комплектов требует знаний о моде, а алгоритмы без семантики и совместимости часто дают нерелевантные рекомендации. Интеллектуальная система, понимающая смысл и индивидуальные предпочтения, позволяет быстро находить релевантные товары и формировать гармоничные комплекты.

Цель работы

Создание интеллектуальной рекомендательной системы подбора одежды на основе текстовых запросов пользователя, которая понимает смысл запроса и индивидуальные предпочтения, находит релевантные товары, формирует стилистически согласованные комплекты одежды, ускоряет обработку повторных запросов через кэширование и защищает сервер от перегрузки с помощью ограничения количества запросов.

Задачи исследования:

- преобразование товаров и запросов в числовое embedding-представление для последующего анализа семантики;
- семантический поиск товаров с учётом тонких характеристик (оттенок, текстура, стиль);
- генерация комплектов одежды с учётом совместимости категорий и стиля;
- кэширование результатов для ускорения повторных запросов;
- ограничение нагрузки на сервер для стабильной работы системы при высокой активности пользователей.

Алгоритм реализации интеллектуальной системы

Для достижения цели по созданию системы семантического подбора одежды и формирования комплектов работа разделена на следующие этапы.

1. Семантическая оцифровка данных. Преобразование текстовых описаний товаров и запросов пользователей в 512-мерные векторные представления (embeddings) с помощью нейросети FashionCLIP. Это позволяет системе «понимать» контекст, оттенки и стили, а не просто искать совпадения по ключевым словам.

Пусть embedding-вектор товара v и запроса q : $v \in \mathbb{R}^{512}$, $q \in \mathbb{R}^{512}$. Для вычисления embedding текста T : $\text{embedding}(T) = f_0(T)$, где f_0 – это нейросеть (например, FashionCLIP), обученная понимать смысл текстовых описаний одежды.

2. Интеллектуальный поиск. Внедрение семантического поиска на основе косинусной меры сходства в векторной базе данных Qdrant. Обеспечивает быстрое нахождение наиболее релевантных товаров, максимально близких к запросу пользователя по смыслу и визуальным характеристикам.

Косинусная мера сходства: $\text{CosSim}(q, v_i) = \frac{q \cdot v_i}{\|q\| \cdot \|v_i\|}$.

Скалярное произведение: $q \cdot v_i = \sum_{j=1}^n q_j v_{i,j}$.

Норма вектора: $\|q\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n q_j^2}$, $\|v_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n v_{i,j}^2}$.

Постановка задачи поиска: $v^* = \arg\max_{v_i \in D} \text{CosSim}(q, v_i)$, где D – множество товаров каталога.

3. Стилистическое комбинирование. Разработка гибридной модели ранжирования, учитывающей семантическую близость и матрицу

категориальной совместимости. Позволяет формировать не просто список похожих вещей, а готовые стилистически согласованные комплекты одежды.

$$S_{total} = \alpha \cdot Sim(v_{base}, v_{candidate}) + \beta \cdot M(C_{base}, C_{candidate}),$$

где S_{total} – итоговый рейтинг кандидата в комплект, $Sim(v_{base}, v_{candidate})$ – семантическая близость embedding базового элемента и кандидата в комплект, $M(C_{base}, C_{candidate})$ – коэффициент совместимости категорий одежды (например, толстовка + джинсы = 0,95), α, β – веса критериев, $\alpha + \beta = 1$.

Для выбора наилучшего кандидата в комплект выбираем кандидата с максимальным итоговым рейтингом: $candidate^* = \underset{candidate \in D_{candidates}}{argmax} S_{total}$.

4. Оптимизация производительности. Настройка многоуровневого кэширования результатов в Redis со временем жизни (TTL) 6 часов. Обеспечивает мгновенную обработку повторных или популярных запросов, сокращает время ожидания пользователя и экономит вычислительные ресурсы.

$$f(q) = \begin{cases} cache(q), & \text{если результат уже существует} \\ search(q), & \text{в противном случае} \end{cases}$$

5. Обеспечение отказоустойчивости. Интеграция механизма Rate Limiting для контроля частоты запросов не превышающей заданное значение (R_{max}). Защищает систему от перегрузок и гарантирует стабильную работу сервиса для всех пользователей даже в периоды высокой активности.

Таблица 1. Сравнительный анализ: текущая система WB и интеллектуальная экосистема

Характеристика	Текущая система WB	Предложенная система
Логика поиска	Ключевые слова. Поиск по прямому совпадению текста. Часто выдаёт нерелевантные	Семантический поиск (Embeddings). Понимание смысла, контекста и стиля. Модель

	результаты при сложных запросах.	FashionCLIP оцифровывает нюансы (фактуру, сезонность).
Рекомендации	Похожие товары. Предложения ограничиваются той же категорией, без учёта эстетической сочетаемости.	Готовые комплекты. Гибридная модель формирует стилистически согласованные образы (например, подбор обуви и аксессуаров к выбранному худи).
Технический стек	Стандартные поисковые индексы.	Векторная БД Qdrant для мгновенного поиска по смыслам и Redis для высокоскоростного кэширования.
Отказоустойчивость	Общие механизмы защиты.	Интегрированный Rate Limiting , предотвращающий перегрузку серверов при нейросетевых вычислениях.

Повышение эффективности предприятия (бизнес-эффект).

Интеграция данной системы напрямую трансформируется в рост ключевых финансовых и операционных показателей (KPI).

– Увеличение среднего чека (AOV): автоматическая генерация комплектов стимулирует кросс-продажи. Покупатель с большей вероятностью приобретёт не одну позицию, а весь предложенный образ.

– Рост конверсии в покупку (CR): точный семантический поиск сокращает путь клиента от поисковой строки до оплаты. Релевантная выдача с первой попытки минимизирует риск ухода пользователя к конкурентам.

– Снижение операционных издержек: кэширование в Redis снижает нагрузку на вычислительные мощности и удешевляет стоимость одного запроса; точное соответствие характеристик ожиданиям клиента снижает процент возвратов.

– Удержание и лояльность (Retention): интеллектуальный подход создаёт эмоциональную связь с платформой, увеличивает жизненный цикл покупателя (LTV) и снижает затраты на маркетинг.

Разработанная система эффективно решает задачу подбора одежды, формирует готовые комплекты, ускоряет обработку повторных

запросов и поддерживает стабильную работу сервера. Она может быть применена в интернет-магазинах и мобильных приложениях для создания персонализированного опыта покупателя, а также служит основой для дальнейших исследований в области применения больших языковых моделей в e-commerce.

Список литературы

1. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2019. С. 3982–3992.
2. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. и др. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. Vol. 30. С. 5998–6008.
3. Радченко Г.И., Гаврилова Т.А. Методы машинного обучения в задачах рекомендательных систем. М.: Горячая линия – Телеком, 2021. 248 с.
4. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space // arXiv preprint arXiv:1301.3781. 2013. 12 с.
5. Богданова Д.Р., Климов В.С. Семантический поиск в системах электронной коммерции: обзор методов // Информационные технологии. 2022. № 4. С. 45–53.
6. Johnson J., Douze M., Jégou H. Billion-scale similarity search with GPUs // IEEE Transactions on Big Data. 2021. Vol. 7, № 3. С. 535–547.
7. Qdrant — Vector Database & Vector Similarity Search Engine. URL: <https://qdrant.tech/documentation/> (дата обращения: 15.03.2025).
8. Redis Documentation. URL: <https://redis.io/docs/> (дата обращения: 15.03.2025).
9. Лукин М.М. Применение нейросетевых методов для оптимизации поиска в интернет-торговле // Материалы XXIV Международной научно-практической конференции студентов и молодых учёных «Актуальные проблемы математики, механики и информатики». Самара: Изд-во Самарского университета, 2025. С. 118–122.
10. Wildberries — крупнейший маркетплейс России. URL: <https://www.wildberries.ru> (дата обращения: 15.03.2025). Богатова А.П., Карташова А.Н., Пономарева С.В. Использование современных инструментов и технологий в аудиторской деятельности // Студенческая научная зима в Бресте – 2024: сборник научных работ студентов и магистрантов XVIII Международного студенческого научного форума. – Брест: БрГТУ, 2024. – С. 20–23.

11. Prosvirkin N., Blinova E., Gerasimov K. Multicriteria optimization model of the interaction of elements when managing network integrated structures // *Espacios* 2019. — Vol. 40. Issue 40. — P. 1-10.

12. Карелова Т.А., Гераськин М.И. Моделирование стратегий ритейлеров и маркетплейсов на рынке электронной торговли смартфонами в России // *Прикладная математика и вопросы управления*. — 2025. — № 1. — С. 105-127.

13. Гречников Ф.В., Пиунов В.Н., Клентак А.С. и др. Научно-технический обзор современных подходов к применению цифровых технологий и искусственного интеллекта в управлении жизненным циклом продукции машиностроительных производств // *Известия Самарского научного центра РАН*. — 2025. — Т. 27. № 6. — С. 30-36.

OPTIMIZING SEARCH ON THE WILDBERRIES MARKETPLACE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

M.M. Lukin

*Samara University,
Samara, Russian Federation*

Abstract. This paper presents the development of an intelligent clothing recommendation system based on artificial intelligence methods. The insufficiency of traditional keyword-based search for semantically complex user queries is demonstrated. A five-module architecture is proposed: product and query vectorization using the FashionCLIP neural network (512-dimensional embeddings); semantic search based on cosine similarity in the Qdrant vector database; generation of stylistically coherent clothing outfits using a hybrid ranking model that combines semantic similarity and a category compatibility matrix; multi-level result caching in Redis with a 6-hour TTL; and a Rate Limiting mechanism to protect the server from overload. The mathematical foundations of each module and implementation details are described. A comparative analysis of the proposed solution against the current Wildberries search system is performed. The system can be applied in online fashion stores and mobile applications to deliver a personalized shopping experience.

Keywords: semantic search; vector embeddings; recommendation system; FashionCLIP; Qdrant; Redis; machine learning; e-commerce.