

Выбрав нужный вариант получаем готовый график, который выводится в специальный шаблон офисного документа MS Word и готов к печати (рис. 3).

График образовательного процесса заочного факультета
(с применением ДОТ) на 2025 / 2026 учебный год

Курс	Группа	Установочная сессия	Период проведения онлайн занятий	Осенняя сессия	Период проведения онлайн занятий	Весенняя сессия	Практика	Государственные экзамены	Дипломное проектирование	ГЭК (защита дипломных проектов, работ)
5	ЗЭ-102дв		25.10.2025-05.11.2025	01.12.2025-16.12.2025	08.01.2026-19.01.2026	23.01.2026-02.02.2026	04.02.2026-31.03.2026 (преддипломная)	01.04.2026-14.04.2026	15.04.2026-23.06.2026	24.06.2026-30.06.2026
4	ЗЭ-103дв		15.09.2025-25.09.2025	24.11.2025-04.12.2025	05.02.2026-14.02.2026	26.05.2026-10.06.2026	05.12.2025-25.05.2026 (производств. практика - 4 нед)			
3	ЗЭ-104дв	15.09.2025-20.09.2025	29.09.2025-02.10.2025	08.12.2025-23.12.2025	22.04.2026-04.05.2026	18.05.2026-05.06.2026	24.12.2025-17.05.2026 (производств. практика - 2 нед)			

Рисунок 3 – Пример сформированного графика

Список использованных источников

1. Александер, М., Куслейка, Р. Excel 2016. Профессиональное программирование с использованием VBA. – Москва: Вильямс, 2016. – 1024 с.
2. Уолкенбах, Дж. Microsoft Excel 2019. Библия пользователя. – Москва: Диалектика, 2019. – 960 с.
3. Гарнаев, А. Ю. Excel, VBA и макросы. – Санкт-Петербург: BHV-Петербург, 2018. – 816 с.

УДК 004.9

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ КЛИЕНТСКОГО ОПЫТА

Мацуганова М. Д., инж.-прогр., Мандрик О. Г., м.э.н., ст. преп.

*Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

Реферат. В данной статье рассматриваются рекомендательные системы, которые позволяют компаниям персонализировать взаимодействие с клиентами, анализируя их предпочтения и предлагая наиболее релевантные товары или услуги.

Ключевые слова: рекомендательная система, E-commerce, алгоритмы.

Рекомендательная система – это комплекс алгоритмов, программ или сервисов, который предназначен для предоставления рекомендаций интересных потребителям продуктов, товаров либо услуг.

Системы рекомендаций проводят анализ предпочтений посетителей сайта и стараются предсказать, что может понравиться им в будущем. Их алгоритмы часто строятся на основе машинного обучения: искусственный интеллект учится на выборе пользователей и предлагает им все новые возможные взаимодействия (рис. 1).

Рекомендации применяются в различных сферах: в интернет-магазинах предлагается выбрать товары в разделах: «с этим товаром покупают» или «вам может понравиться». При помощи рекомендательных алгоритмов медиа имеют возможность показать интересные пользователю материалы, а соцсети предлагают добавить в друзья определенных людей.

Рекомендательная система должна решать следующие задачи в сфере электронной коммерции.

1. Эффективность – рекомендации способствуют решению задачи покупателя.

Рекомендации должны помогать покупателям магазина эффективно выполнять их задачи. В качестве примера таких задач можно назвать:

- ознакомление с ассортиментом магазина;
- поиск подходящего товара, рассмотрение альтернатив;

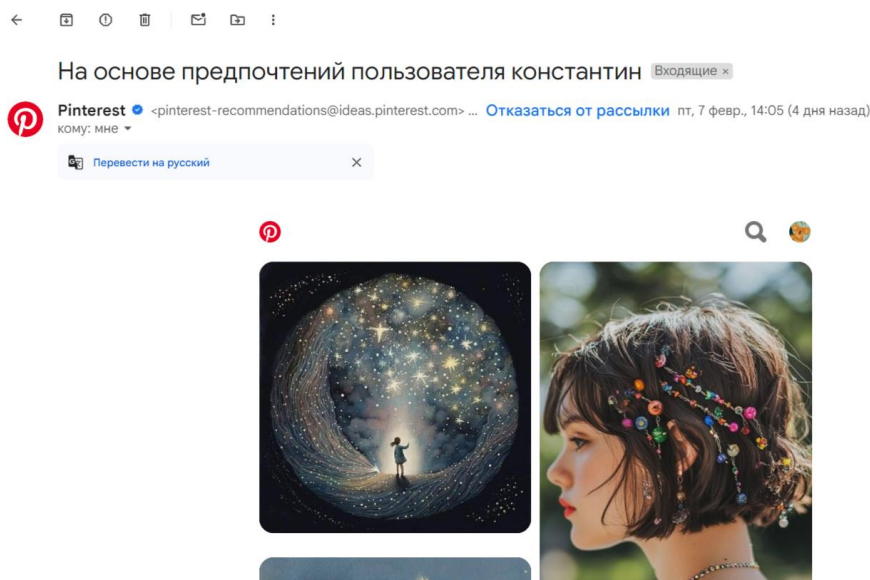


Рисунок 1 – Пример рекомендаций в Pinterest

- поиск дополняющих товаров.

2. Логичность – понятно, какую задачу покупателя решает алгоритм.

Покупатель должен понимать, почему виджет с рекомендациями на сайте предлагает конкретные товары. Если рекомендации помогают найти дополняющие заказ товары, то в них должны быть не альтернативные, не популярные в магазине, а именно дополняющие заказ товары.

3. Актуальность – учитывается изменение товарной базы и поведение покупателей со временем [1].

Поведение покупателей и товарная база магазина меняются со временем. Рекомендации должны правильно учитывать эти изменения и обновляться достаточно часто. Идеально – в реальном времени.

Рассмотрим типичные этапы работы рекомендательной системы.

1. Сначала происходит сбор данных о пользователях, включая информацию о предыдущих покупках, оценках, просмотрах, а также посещенных страницах и социальных контактах. Затем на основе собранных данных создаются профили пользователей, в которых отражаются их предпочтения и интересы.

2. Затем рекомендательная система по специально разработанному алгоритму оценивает сходство между потребителями и объектами. При этом анализируется сходство профилей пользователей и сходства между элементами.

3. На следующем шаге рекомендательные системы применяют фильтрацию к огромному объему контента и определяют, какие элементы являются наиболее релевантными для определенного пользователя. Могут быть задействованы фильтры по жанру, времени, местоположению или иным параметрам.

4. Также алгоритмы учитывают реакцию пользователя на предлагаемые элементы, чтобы работать над улучшением рекомендаций, обновлением модели на основе этой информации [2].

Существует несколько основных рекомендательных алгоритмов.

1. Коллаборативная фильтрация.

Коллаборативная фильтрация (Collaborative Filtering) – один из наиболее популярных методов. Она основывается на анализе пользовательских предпочтений и поведения. Существует два основных типа коллаборативной фильтрации:

- User-based: рекомендации делаются на основе схожести между пользователями. Например, если пользователь А и пользователь В имеют схожие оценки для ряда фильмов, то фильмы, которые понравились пользователю А, могут быть рекомендованы пользователю В. Этот метод предполагает, что пользователи с похожими вкусами будут оценивать элементы аналогичным образом. Примером может служить рекомендация книг на основе того, что другие пользователи с похожими предпочтениями уже прочитали и оценили.

- Item-based: рекомендации делаются на основе схожести между элементами. Например, если фильм X и фильм Y часто оцениваются одинаково, то пользователю, которому понравился фильм X, может быть рекомендован фильм Y. Этот метод предполагает, что элементы, которые часто оцениваются одинаково, имеют схожие характеристики. Например, в музыкальных сервисах можно рекомендовать песни на основе того, что другие пользователи часто слушают их вместе.

Коллаборативная фильтрация имеет свои преимущества и недостатки. Она не требует анализа содержимого элементов, что делает её универсальной. Однако она может сталкиваться с проблемой холодного старта, когда у новых пользователей или элементов нет достаточного количества данных для рекомендаций.

2. Контентная фильтрация.

Контентная фильтрация (Content-Based Filtering) основывается на характеристиках самих элементов. Например, если пользователь часто смотрит фильмы определенного жанра или с определенными актерами, система будет рекомендовать ему похожие фильмы. Этот метод требует анализа и обработки данных о самих элементах, таких как жанры, актеры, режиссеры и т. д. Контентная фильтрация предполагает, что пользователи будут заинтересованы в элементах, схожих с теми, которые они уже оценили положительно.

Примером контентной фильтрации может служить рекомендация статей на новостных порталах. Если пользователь часто читает статьи о технологиях, система будет предлагать ему больше материалов на эту тему. Контентная фильтрация также может использоваться в электронной коммерции для рекомендаций товаров на основе их характеристик, таких как бренд, цвет, размер и т. д.

3. Матричная факторизация.

Матричная факторизация (Matrix Factorization) – это метод, который используется для уменьшения размерности данных и выявления скрытых факторов, влияющих на предпочтения пользователей. Один из наиболее известных алгоритмов матричной факторизации – SVD (Singular Value Decomposition). Этот метод позволяет выявить скрытые паттерны в данных и улучшить качество рекомендаций. Матричная факторизация используется для анализа больших матриц пользователь-элемент, где каждый элемент матрицы представляет собой оценку или взаимодействие [3].

Примером использования матричной факторизации может служить рекомендация фильмов на основе скрытых факторов, таких как жанры, режиссеры или актеры, которые могут быть неявно связаны с предпочтениями пользователей. Этот метод позволяет учитывать множество факторов одновременно и выявлять сложные зависимости между пользователями и элементами.

Однако в связи с популяризацией использования искусственного интеллекта, к привычным алгоритмам добавляются ещё и те, что основаны на глубоком обучении. Внедрение технологий глубокого обучения (Deep Learning) в продажи становится важной составляющей эффективной стратегии любой компании. Например, чат-боты на базе искусственного интеллекта используются для настройки взаимодействия с конечными пользователями с помощью анализа данных, глубокого обучения и обработки естественного языка. В результате повышается качество обслуживания клиентов [4].

Таким образом, использование рекомендательных систем играет ключевую роль в улучшении клиентского опыта, обеспечивая персонализацию предложений на основе индивидуальных предпочтений и поведения пользователей. Такие системы не только повышают удовлетворённость клиентов, но и способствуют увеличению их лояльности, что в конечном итоге положительно влияет на успех бизнеса.

Список использованных источников

1. Алгоритмы и модели для рекомендательных систем [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://sky.pro/wiki/python/algoritmy-i-modeli-dlya-rekomendatelnyh-sistem/> – Дата доступа: 02.04.2025.
2. Введение в рекомендательные системы [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://education.yandex.ru/handbook/ml/article/intro-recsys> – Дата доступа: 28.03.2025.
3. Recommender systems explained [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://medium.com/recombee-blog/recommender-systems-explained-d98e8221f468> – Дата доступа: 22.03.2025.
4. Применение Deep Learning для продаж [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://blog.salesai.ru/primeneniye-deep-learning-dlya-prodazh> – Дата доступа: 20.03.2025.