

Секция «Математика, информационные технологии и их приложения»

**Использование методов машинного обучения для оптимизации  
производительности рекомендательных системах**

**Черемухин Владислав Константинович**

*Студент (магистр)*

Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарёва, Факультет математики и  
информационных технологий, Саранск, Россия

*E-mail: vlad.cheremuchkin@yandex.ru*

Рекомендательные системы занимают центральное место в современных цифровых сервисах – от стриминговых платформ до электронной коммерции. Их основная задача состоит в прогнозировании предпочтений пользователей и формировании персонализированных предложений. По мере роста объёмов данных становится очевидным, что традиционные подходы, перестают удовлетворять требованиям к точности и производительности. В связи с этим применение методов машинного обучения для оптимизации рекомендательных систем приобретает особую актуальность.

Известные подходы к построению рекомендательных систем: коллаборативная фильтрация (пользователи со схожими предпочтениями будут давать похожие оценки новым объектам [1]), memory-based методы (User-KNN, Item-KNN), вычисляют косинусное сходство между пользователями или объектами непосредственно в момент запроса, страдают рядом фундаментальных ограничений: квадратичная вычислительная сложность делает их неприменимыми при больших объёмах данных, а проблема разреженности матрицы оценок существенно снижает точность предсказаний [2].

Переход к model-based подходам, опирающимся на методы машинного обучения, позволяет преодолеть указанные ограничения. Метод матричной факторизации (SVD, FunkSVD, NMF) представляет пользователей и объекты в виде векторов латентных признаков в общем скрытом пространстве [3]. Оптимизация параметров методом стохастического градиентного спуска с L2-регуляризацией позволяет обучить модель один раз офлайн, после чего ее применение сводится к вычислению скалярного произведения. Это обеспечивает применение модели менее чем за 5 мс по сравнению 50-150 мс у KNN-методов. Контентная фильтрация, использующая TF-IDF-представления признаков объектов и косинусное сходство профилей пользователей, в отличие от коллаборативных методов, способна давать рекомендации для новых объектов без накопленной истории оценок, что принципиально решает проблему «холодного старта».

Таким образом, проведённое исследование демонстрирует, что применение методов машинного обучения обеспечивает оптимизацию производительности рекомендательных систем сразу по двум измерениям. Во-первых, качество рекомендаций (NDCG@10, Precision@10, Coverage) существенно возрастает при переходе от эвристических baseline-методов к модельным ML-подходам. Во-вторых, достигается вычислительная эффективность: обученные модели переносят нагрузку из онлайн-инференса в офлайн-обучение, обеспечивая высокую скорость ответа при промышленном масштабировании.

**Источники и литература**

- 1) Королёва Д.Е., Филиппов М.В. Анализ алгоритмов обучения коллаборативных рекомендательных систем // Инженерный журнал: наука и инновации. 2013. Вып. 6. URL: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/816.html>
- 2) Ларионов В.С., Дунин И.В. Обзор методов коллаборативной фильтрации // Форум молодых ученых. 2017. №5 (9). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obzor-metodov-kollaborativnoy-filtratsii>

- 3) Черняков А.Н., Дибиров М.Ш. О некоторых способах построения рекомендательных систем онлайн-маркетинга на основе алгоритмов машинного обучения // Инновации и инвестиции. 2023. №6. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/o-nekotoryh-sposobah-postroeniya-rekomendatelnyh-sistem-onlayn-marketinga-na-osnove-algoritmov-mashinnogo-obucheniya>