

**ОБЗОР МЕТОДОВ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДАННЫХ С
УЧЁТОМ ВРЕМЕННОЙ ДИНАМИКИ
ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОГО ПОВЕДЕНИЯ В ЗАДАЧАХ
СЕССИОННЫХ РЕКОМЕНДАЦИЙ ДЛЯ Е-COMMERCE**
*Бадекин Илья Иванович, Нутфуллин Булат Маратович,
Ильюшин Евгений Альбинович*

Студент, аспирант, ассистент

Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

E-mail: link.to.badekin@gmail.com, ivanov@сmc.msu.ru

Научный руководитель — Ильюшин Евгений Альбинович

В последние годы наблюдается заметный прогресс в развитии сессионных рекомендательных систем для e-commerce, чему способствуют рост объёмов поведенческих логов, развитие нейросетевых архитектур последовательного моделирования и повышение доступности вычислительных ресурсов. Современные модели (на базе RNN/Transformer/GNN) демонстрируют высокую эффективность при прогнозировании следующего взаимодействия в сессии [1,4,5]. Однако во многих практических постановках остаётся недостаточно проработанным согласованное представление временной динамики поведения: реальные сессии характеризуются неравномерным темпом действий, эффектами снижения актуальности представления пользователя со временем, возвратами к ранее просмотренным товарам и выраженными периодическими компонентами. При этом классические последовательные подходы часто учитывают время лишь как дополнительный признак [1], тогда как графовые методы, опирающиеся на структуру переходов, в базовом виде слабо различают одинаковые по топологии траектории, различающиеся по скорости и локальному контексту взаимодействия [2].

Исследование способов учёта времени в представлении сессионных данных является критически важным для повышения устойчивости и качества рекомендаций в e-commerce, поскольку некорректное или чрезмерно упрощённое кодирование временной информации приводит к потере сигналов о намерении пользователя и к деградации ранжирования. Дополнительную сложность создаёт тот факт, что на этапе инференса время следующего события зачастую неизвестно, что ограничивает прямое использование абсолютных временных меток и требует методов, опирающихся на историю интервалов и обучаемые механизмы затухания [2,3].

В работе выполнены обзор и систематизация методов представления сессионных данных с учётом временной динамики поведения пользователей. Рассмотрены подходы на трёх уровнях: (i) признаковое кодирование времени (абсолютные метки, календарные признаки, интервалы Δt , давность и периодичность), (ii) архитектурное встраивание времени (time-aware модификации внимания в Transformer-подобных моделях [1,3,5], рекуррентные механизмы с затуханием состояния, непрерывновременные постановки [2]), (iii) структурное представление сессии в виде сессионного графа переходов, моделирующего ветвления и возвраты [2]. Отдельно рассматриваются вопросы корректной офлайн-оценки моделей с учётом временной структуры данных [6].

Дополнительно представлены результаты собственных исследований по совместному учёту времени и топологии сессионного графа. Предложены временно-топологические эмбединги (*topology-aware temporal embeddings*), где событие кодируется вектором, объединяющим Δt обучаемую компоненту затухания, индикаторы повторных посещений и компактные структурные характеристики положения в траектории.

Литература

1. Kang W., McAuley J. Self-Attentive Sequential Recommendation // ICDM. – 2018.
2. Fan Z. et al. Continuous-Time Sequential Recommendation with Temporal Graph Collaborative Transformer // CIKM. – 2021.
3. Wei X. et al. Rotate Both Ways: Time-and-Order RoPE for Generative Recommendation // arXiv preprint arXiv:2510.20455. – 2025.
4. Badrinath A. et al. PinRec: Outcome-Conditioned, Multi-Token Generative Retrieval for Industry-Scale Recommendation Systems // arXiv preprint arXiv:2504.10507. – 2025.
5. Tikhonovich D. et al. eSASRec: Enhancing Transformer-based Recommendations in a Modular Fashion // RecSys. – 2025.
6. Gusak D. et al. Time to Split: Exploring Data Splitting Strategies for Offline Evaluation of Sequential Recommenders // RecSys. – 2025.