

Рекомендательные системы, основанные на графовых нейронных сетях

Работу выполнил – Минеев Никита,
под руководством Киселёва Дмитрия Андреевича
Московский физико-технический институт
8 июня 2023 г.

Цель и план работы

Цель работы: Заменить в существующей графовой модели для решения задачи рекомендаций онлайн дискретный учет динамики графа взаимодействий пользователей-товаров на непрерывный, проверить изменение качества решения задачи

План работы:

1. Построить модель, основанную на TGN, для решения задачи рекомендаций онлайн.
2. Провести эксперименты.
3. Сравнить качество решения с аналогичной моделью, основанной на GCRN.

Научная новизна работы

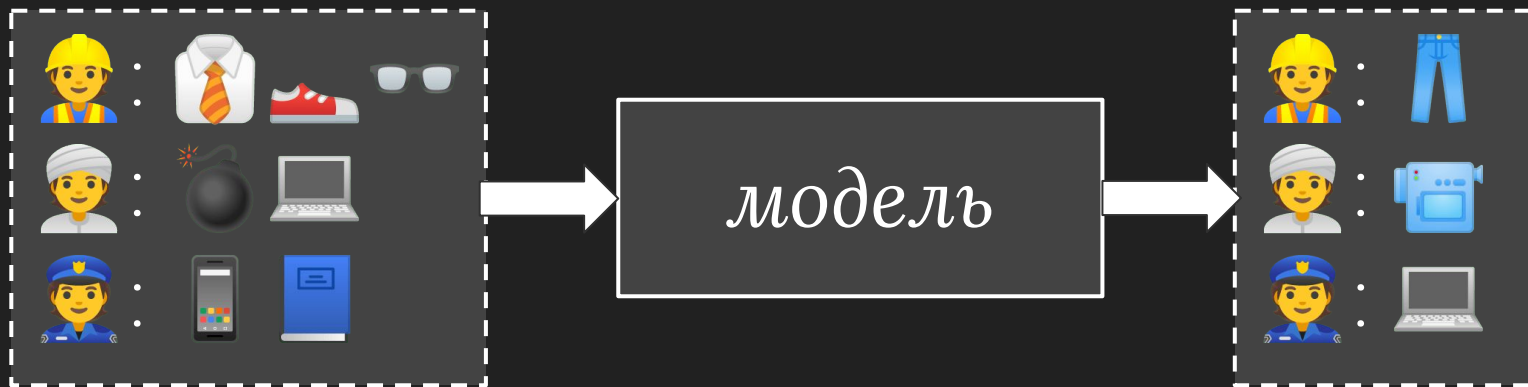
Построение модели, основанной на TGN, для решения задачи рекомендаций в онлайн постановке, сравнение с аналогичной моделью, основанной на GCRN.

План выступления

1. Введение
2. Задача онлайн рекомендаций
 - 2.1. Постановка задачи рекомендаций онлайн
 - 2.2. Модели для решения задачи
 - 2.3. Эксперименты и результаты
3. Заключение

Введение

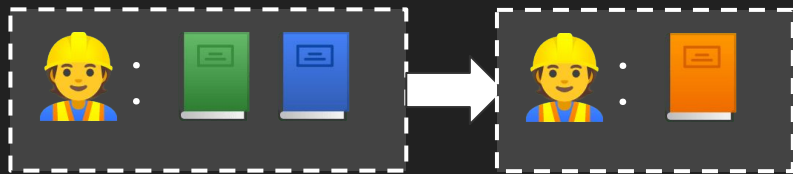
Общая постановка задачи рекомендаций



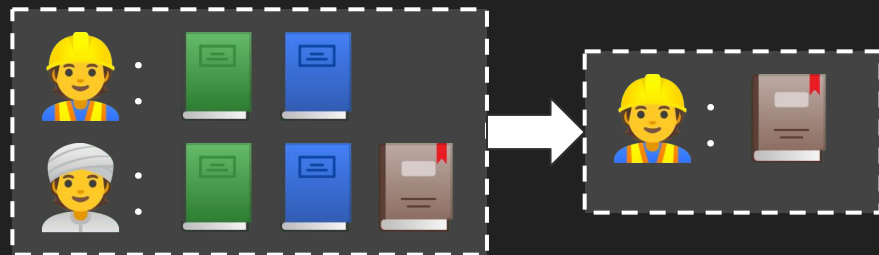
Необходимо построить модель, которая, по предыдущим взаимодействиям пользователей и товаров, предсказывает их будущие взаимодействия.

Общая постановка задачи рекомендаций

Контентный подход:



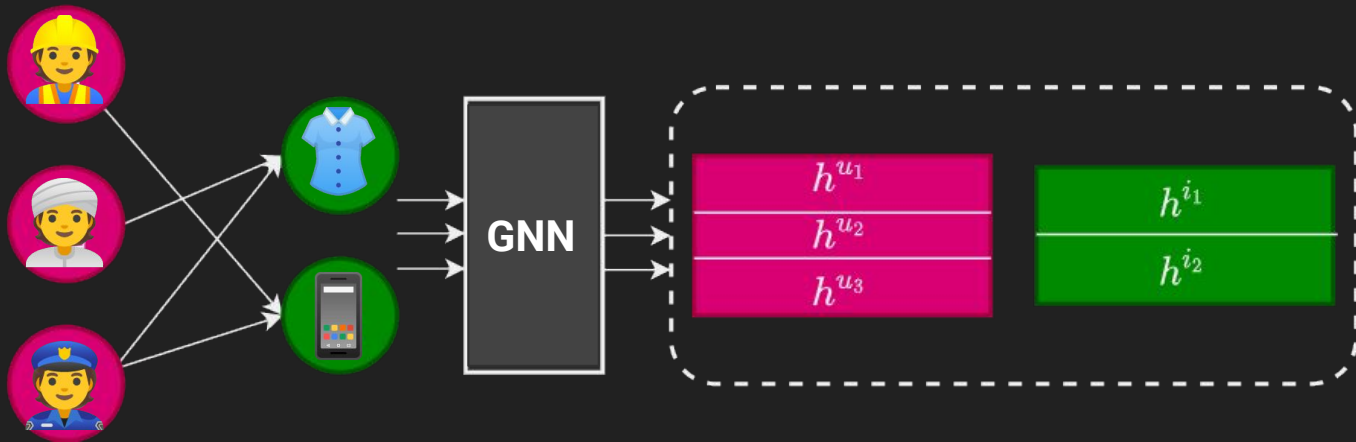
Коллаборативная фильтрация:



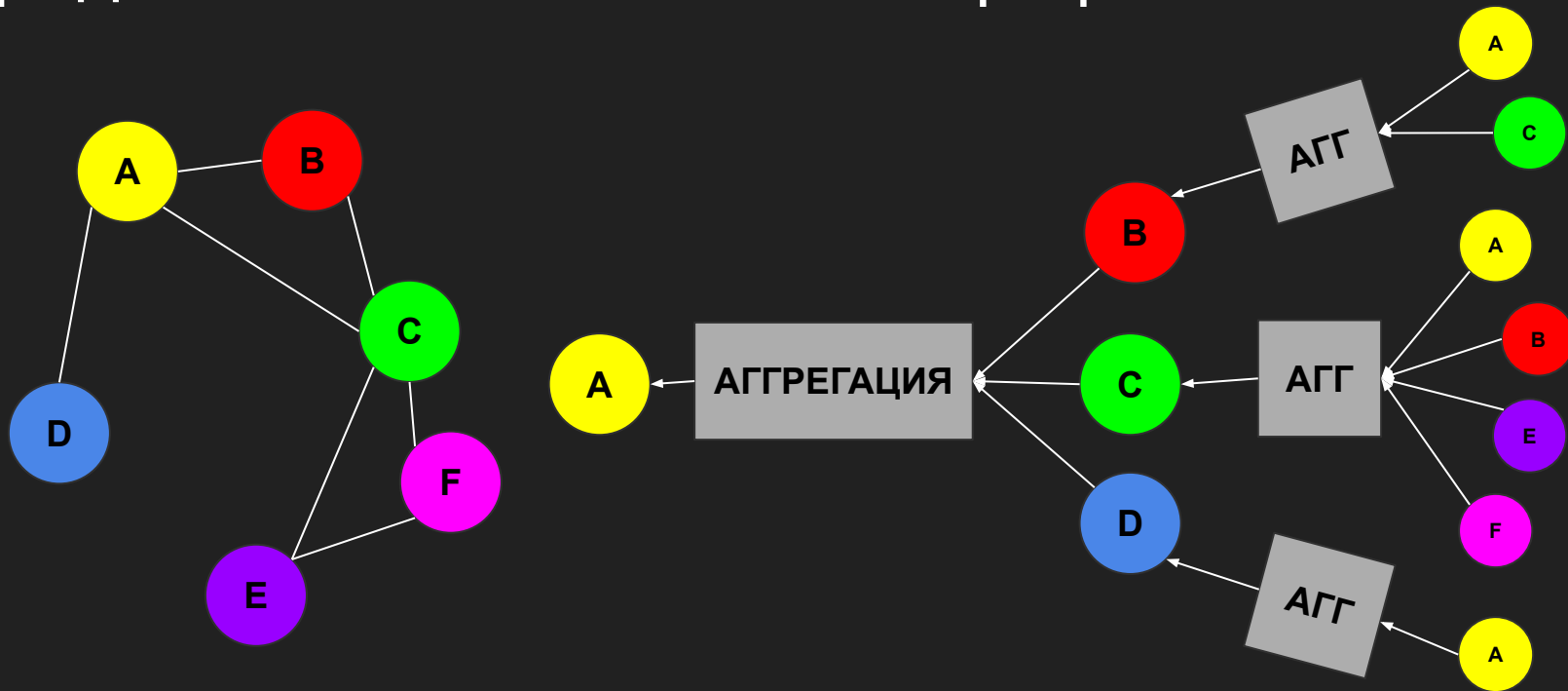
Преимущество GNN: Рекомендательные системы основанные на графовых нейронных сетях применяют сразу оба подхода.

Общая постановка задачи рекомендаций

Графовое представление:



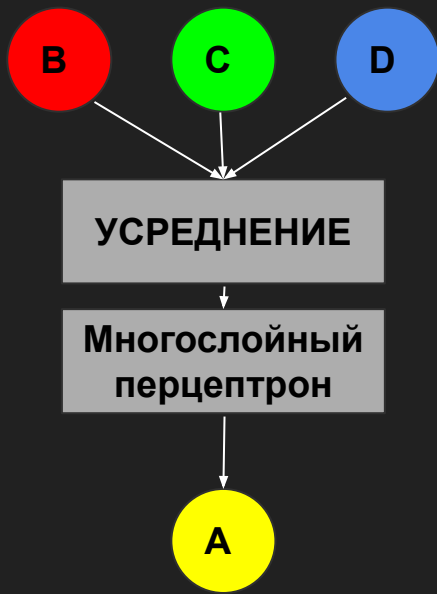
Представление статических графов



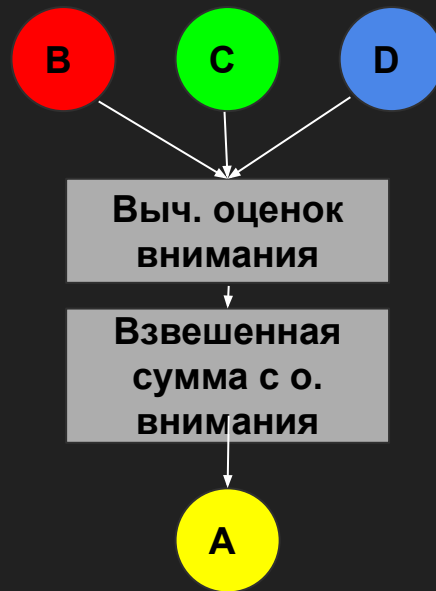
Благодаря message passing GNN эксплуатируют одновременно СВ и CF подходы

Представление статических графов

GCN:

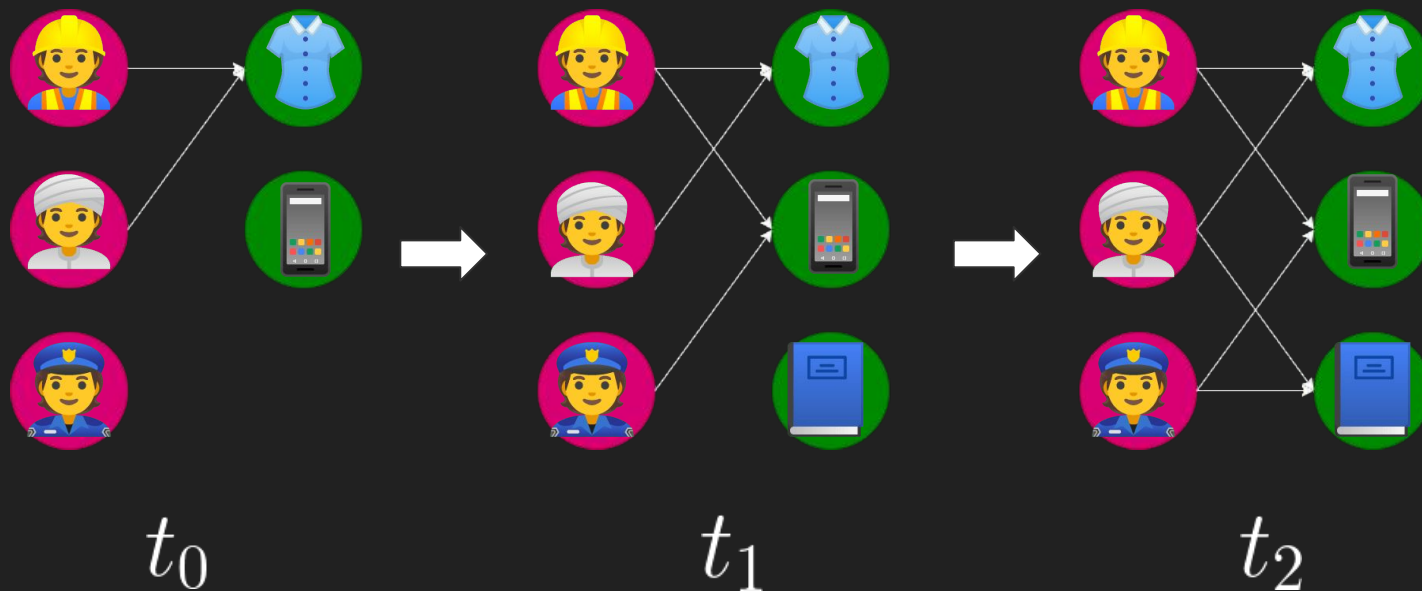


GAT:



Особенность графа в рекомен-х системах

Структура графа зависит от времени:



Представление динамических графов

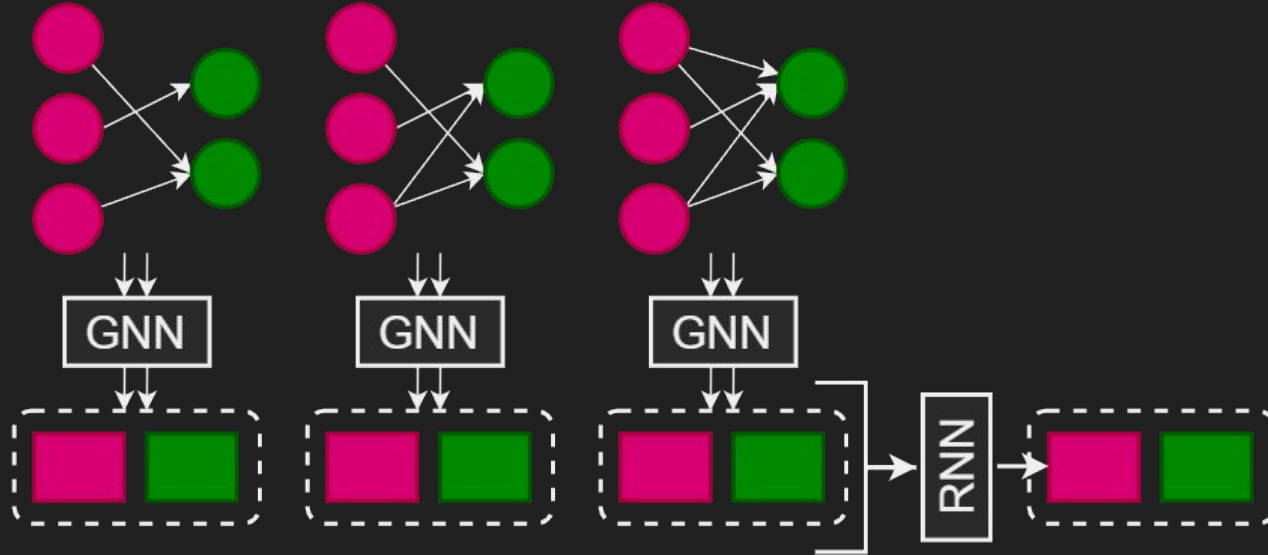
Динамический граф — граф, структура которого изменяется во времени.

Способы представления динамического графа:

- Дискретный (Discrete-time dynamic graph)
- Непрерывный (Continuous-time dynamic graph)

Представление динамических графов: DTDG

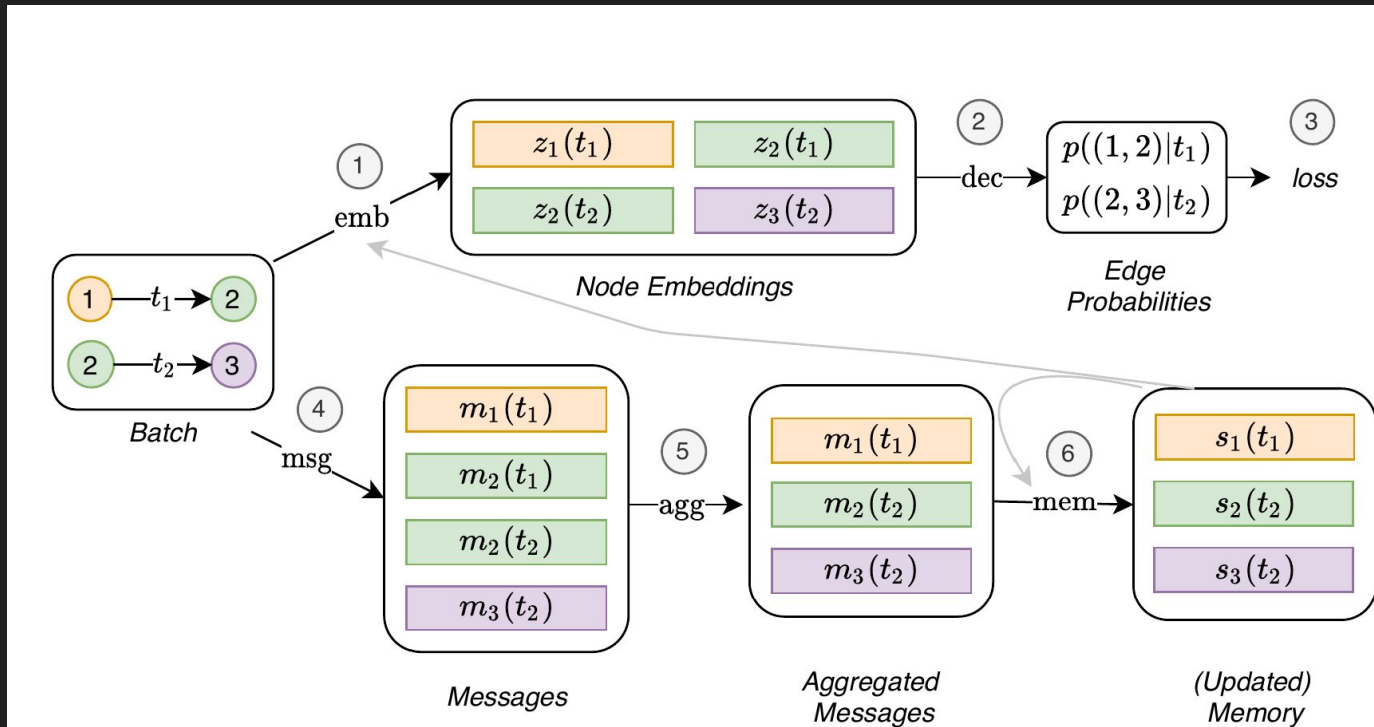
Graph Convolution Recurrent Network (GCRN):



Представление динамических графов: CTDG

Temporal Graph Network (TGN):

1. Memory
2. Message function
3. Messages aggregator
4. Memory updater
5. Embedding



Задача онлайн рекомендаций

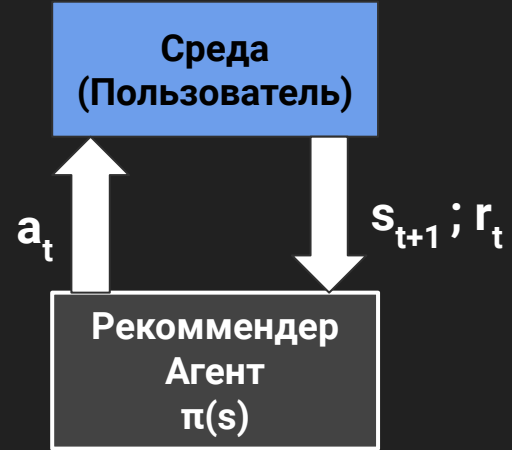
Постановка задачи рекомендаций онлайн

$s_t = \text{👷} : (\text{🏀}, t_0), (\text{🎧}, t_1), (\text{📺}, t_2)$

$a_t : \text{👕}$

$r_t : 1$ если 👷 нравится 👕, иначе 0

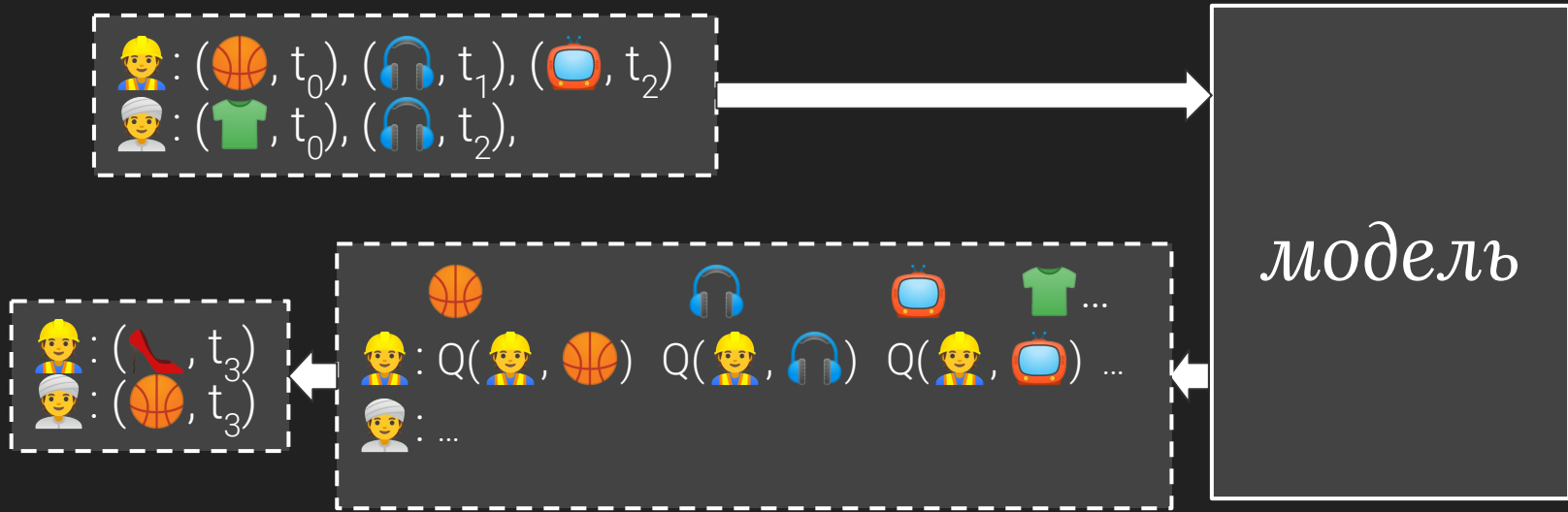
$\pi(s_t) = \operatorname{argmax}_a Q_\pi(s_t, a)$



Преимущество: не нужно переобучать модель, когда появляются новые данные

Недостаток: Из-за большого пространства состояний-действий модель долго учится, нужен хороший искусственный environment, тк пускать сразу к живым пользователям опасно

Постановка задачи рекомендаций онлайн



Метрика качества: AverageReward (средняя награда)

$$AverageReward(T) = \frac{1}{T} \sum r_t$$

Модели: GCQN

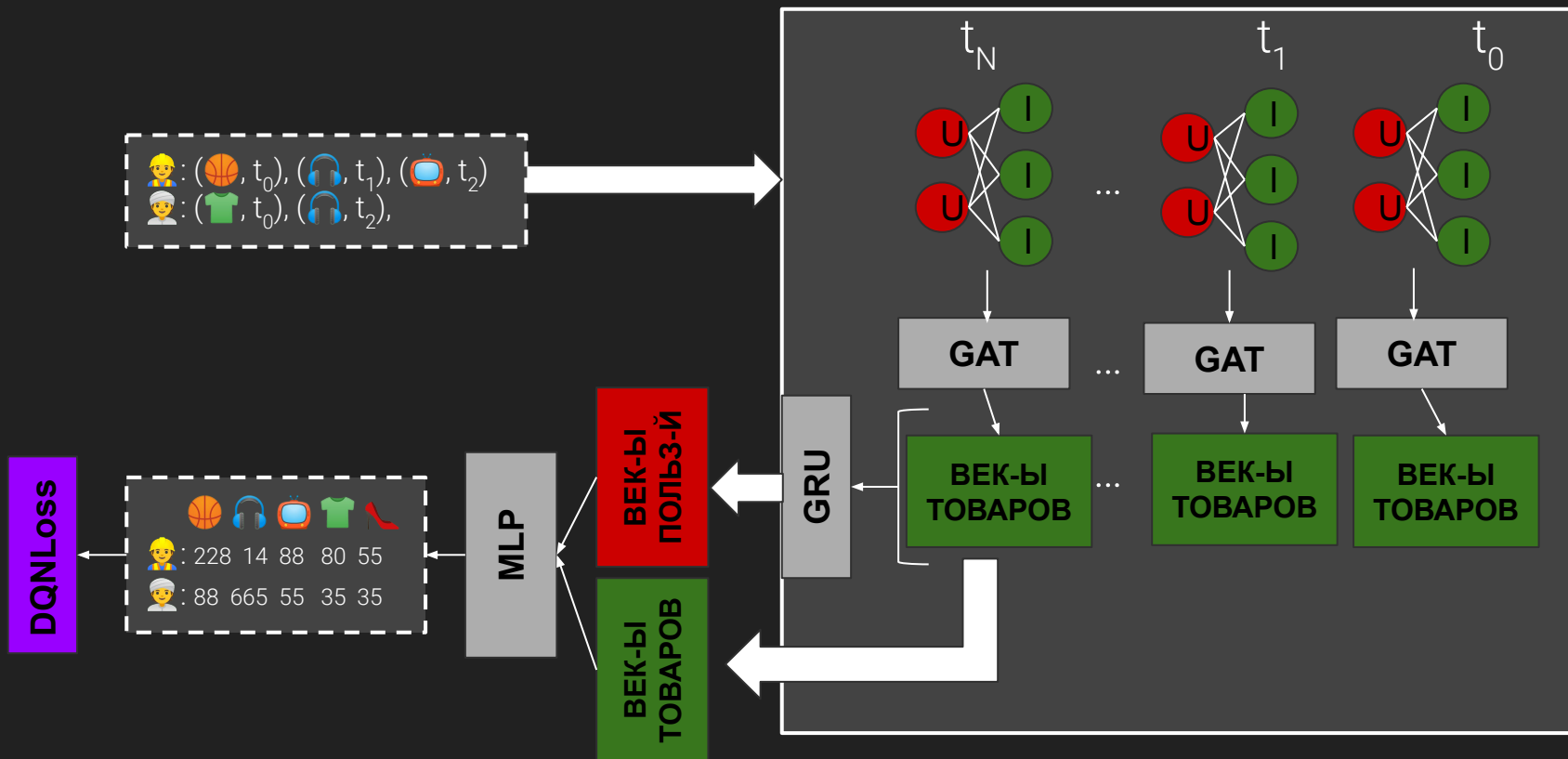
Слой вект-ых
представлений: e_i

GCN-слой: $x_i = ReLU(W_{fc}[e_i || e_{N(i)}] + b_{fc})$

GRU-слой: $h_j = GRU(h_{j-1}, x_{a_j})$

MLP-слой: $Q_{\theta}(s_t, a_t) = MLP(s_t, a_t)$

Модели: GCQN



Модели: TGQN

Memory-Век-ы: $mem_v(t)$

Message Func: $m_v(t) = [e_v || e_u || \phi(t - t'_u)]$

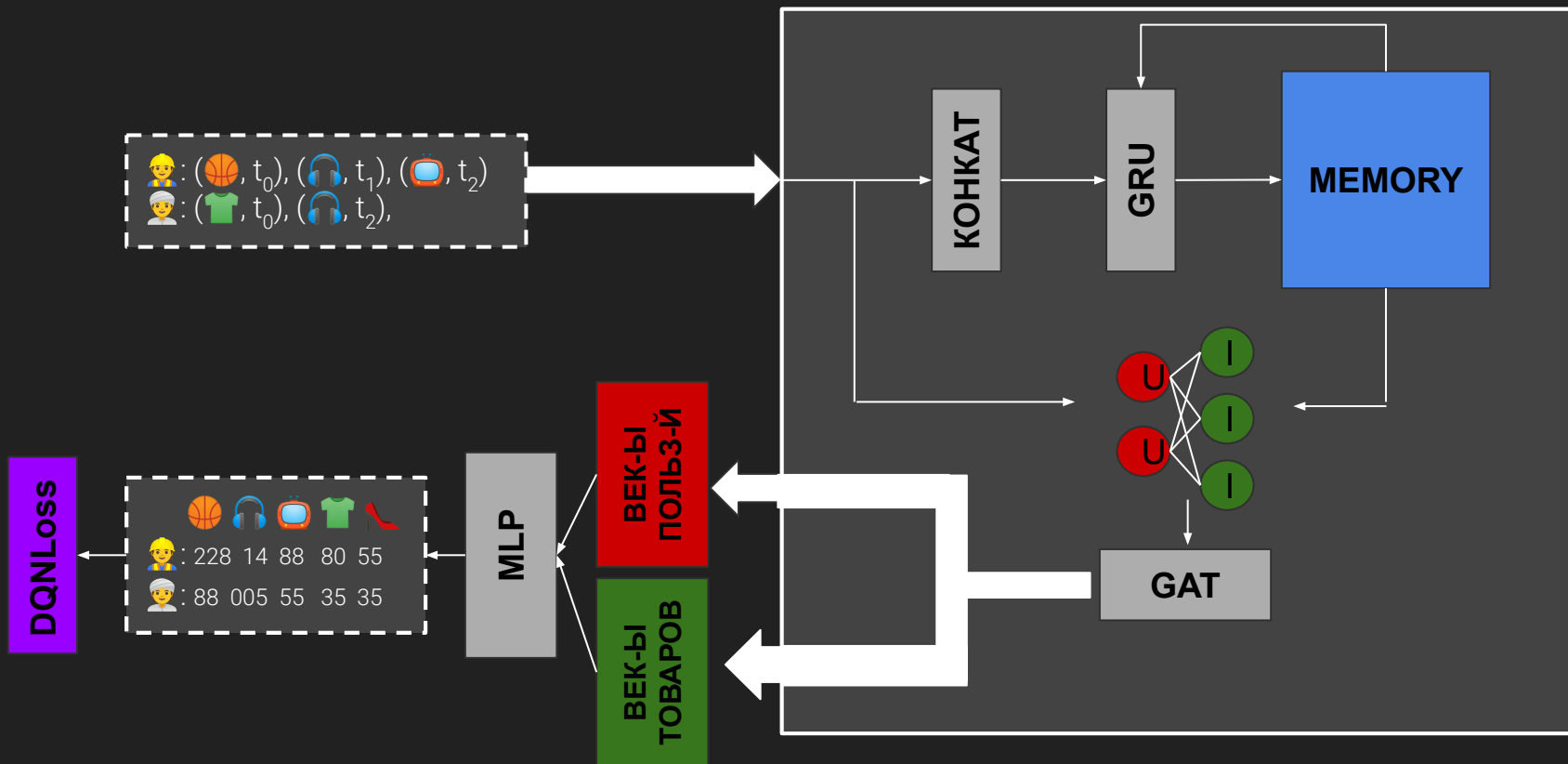
Message agg: $\hat{m}_v(t) = \max_t(m_v(t_1), \dots, m_v(t_n))$

Memory upd: $mem_v(t) = GRU(mem_v(t - 1), \hat{m}_v(t))$

Embedding: $h_v = GAT([mem_v(t) || e_v])$

MLP: $Q_\theta(s_t, a_t) = MLP(s_t, a_t)$

Модели: TGQN



Эксперименты

Среда:

- Использовались датасеты для оффлайн обучения, отсутствие взаимодействия == отрицательное взаимодействие.
- Во время тренировки argmax берется не по всем объектам, а из объединения товаров, с кот-ми пользователь взаимодействовал и 1000 случайных товаров без фидбека от этого пользователя.

Процедура:

- Используется эпизодический(сессионный) подход, длина сессий $T=20$.
- На каждой итерации Train/Test сэмплируется случайный пользователь, который T шагов взаимодействует с рекоммендером.

Эксперименты

Датасеты:

- MovieLens-1M: Оценки пользователей фильмам, .
#Users: 5041, #Items: 3458
- Goodreads: Оценки пользователей книгам,
#Users: 5717, #Items: 1500
- Steam: Отзывы пользователей на игры,
#Users: 7008, #Items: 2132

Train: 80% пользователей;

Test: 20% пользователей;

Результаты

	Movielens-1m	Goodreads	Steam
Random	0.077	0.024	0.037
SVDQ	0.155	0.071	0.104
LSTMQ	0.273	0.117	0.155
GRUQ	0.283	0.108	0.133
GCQN	0.300	0.122	0.179
TGQN	0.359	0.134	0.232

Метрика качества: AverageReward (выше-лучше)

Заключение

В результате работы была построена модель, основанная на TGN, для решения задачи рекомендаций онлайн. Были проведены численные эксперименты, показана состоятельность метода и превосходство над аналогичной моделью, основанной на GCRN, а также некоторыми стандартными моделями, соответственно, поставленные цели работы достигнуты.

Спасибо за внимание!