

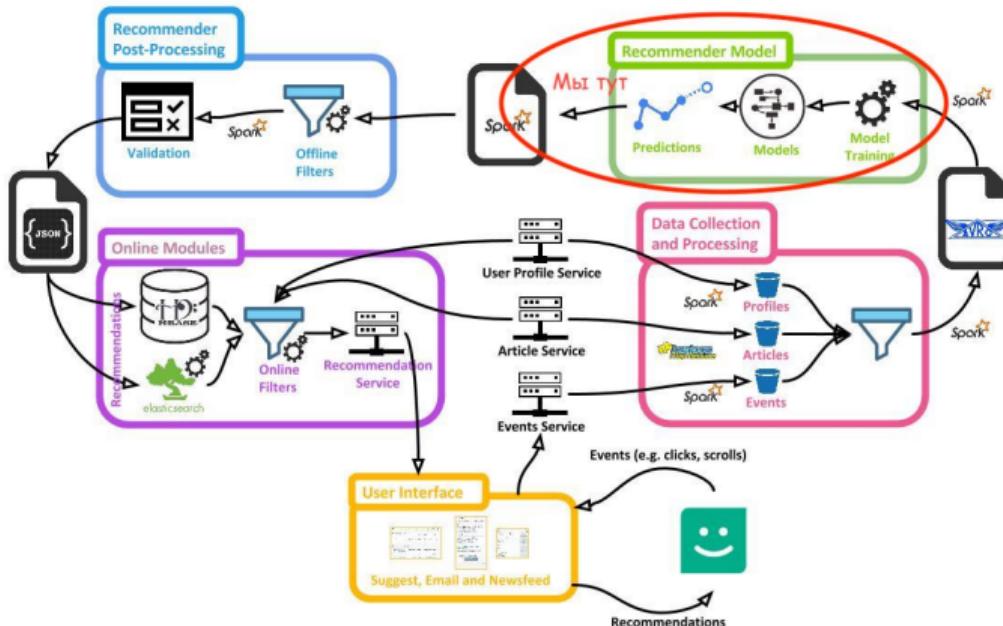
Рекомендеры на графах

Николай Анохин

2 ноября 2023 г.



Контекст



Графы и рекомендации
●○○

Классика
○○○

Молниеносное введение в GNN
○○○○○○○○○○

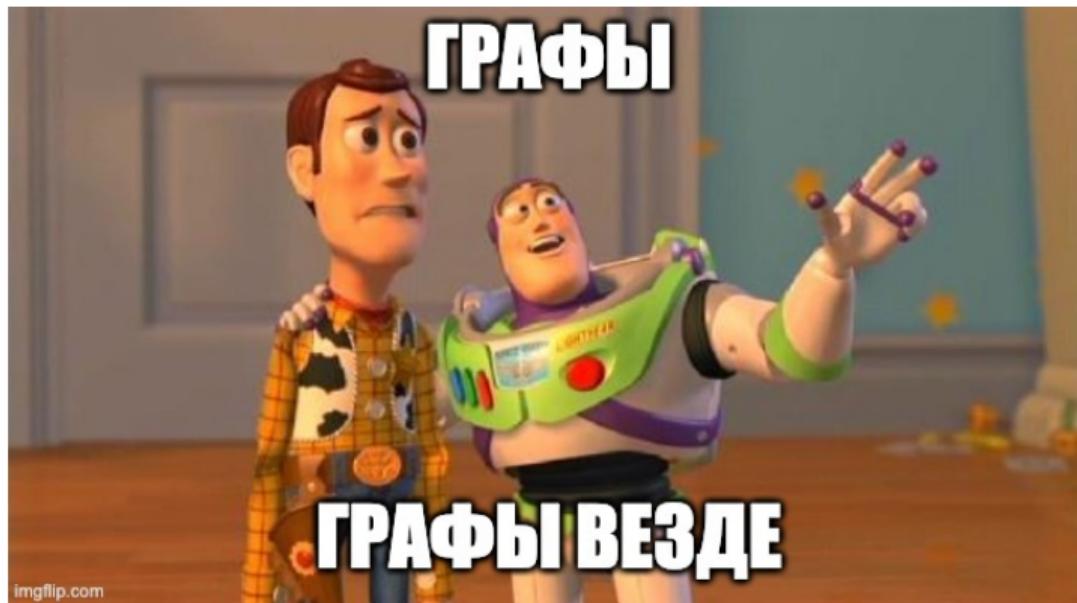
GNN в рекомендациях
○○○○○○○○○○

Итоги
○○○○

Графы и рекомендации



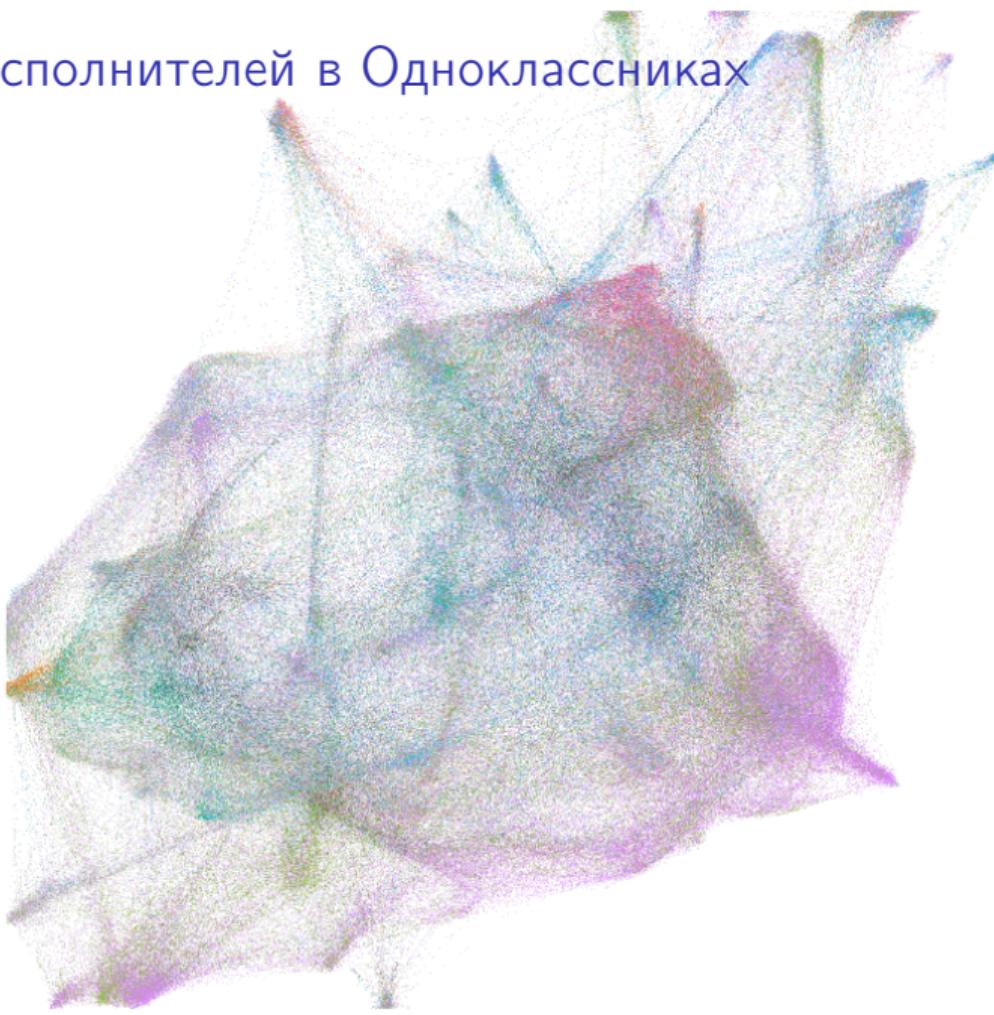
Почему графы



Граф исполнителей в Одноклассниках

20000 вершин
750000 ребер

| | |
|----------|----------|
| unknown | (34.09%) |
| Neukazan | (14.32%) |
| Other | (11.68%) |
| Pop | (6.45%) |
| Blues | (3.7%) |
| Chanson | (2.86%) |
| Rock | (2.75%) |
| Rap | (1.31%) |
| Dance | (1.04%) |



Графы и рекомендации
ооо

Классика
●оо

Молниеносное введение в GNN
oooooooooo

GNN в рекомендациях
oooooooooo

Итоги
oooo

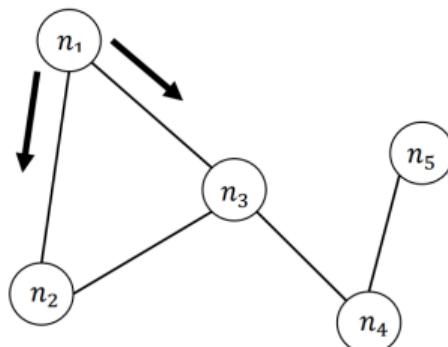
Классика



Personalized Page Rank (PPR) [PLCL19]

Начальное состояние

$$\vec{s}_0 = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$



Вероятность перехода

$$\vec{p}_{n+1} = c \vec{s}_n \cdot P + (1 - c) \vec{s}_0$$

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$(1 - c)$ – вероятность рестарта

Где мы окажемся через бесконечное число шагов?



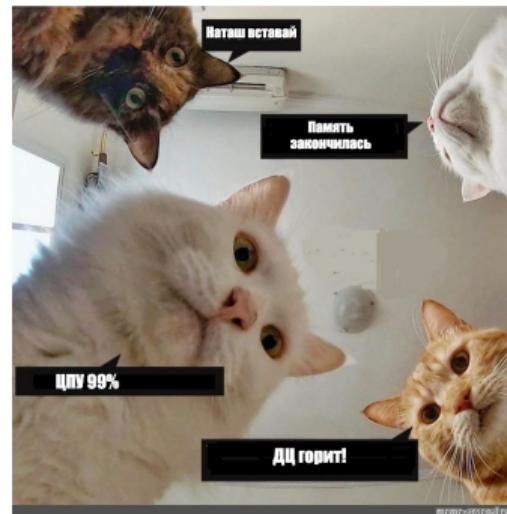
Вычисление рекомендаций

- Точное решение

$$\vec{r} = c \vec{r}P + (1 - c)\vec{s} \quad \Rightarrow$$

$$\vec{r} = (1 - c)\vec{s}(I - cP)^{-1}$$

- Сэмплирование Монте-Карло
- Оптимизированное прямое решение
- Оптимизированный power iteration



Графы и рекомендации
ooo

Классика
ooo

Молниеносное введение в GNN
●oooooooo

GNN в рекомендациях
oooooooo

Итоги
oooo

Молниеносное введение в GNN



Разные виды данных в нейросетях [Ma21]

i.i.d. sample



independent feats

architecture class

feed forward

inductive biases

interactions btwn feats



images

grid
convolution

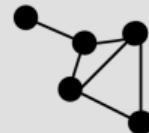
spatial correlations.



sequences

recurrent/
autoregression

temporal/sequential
dependencies.

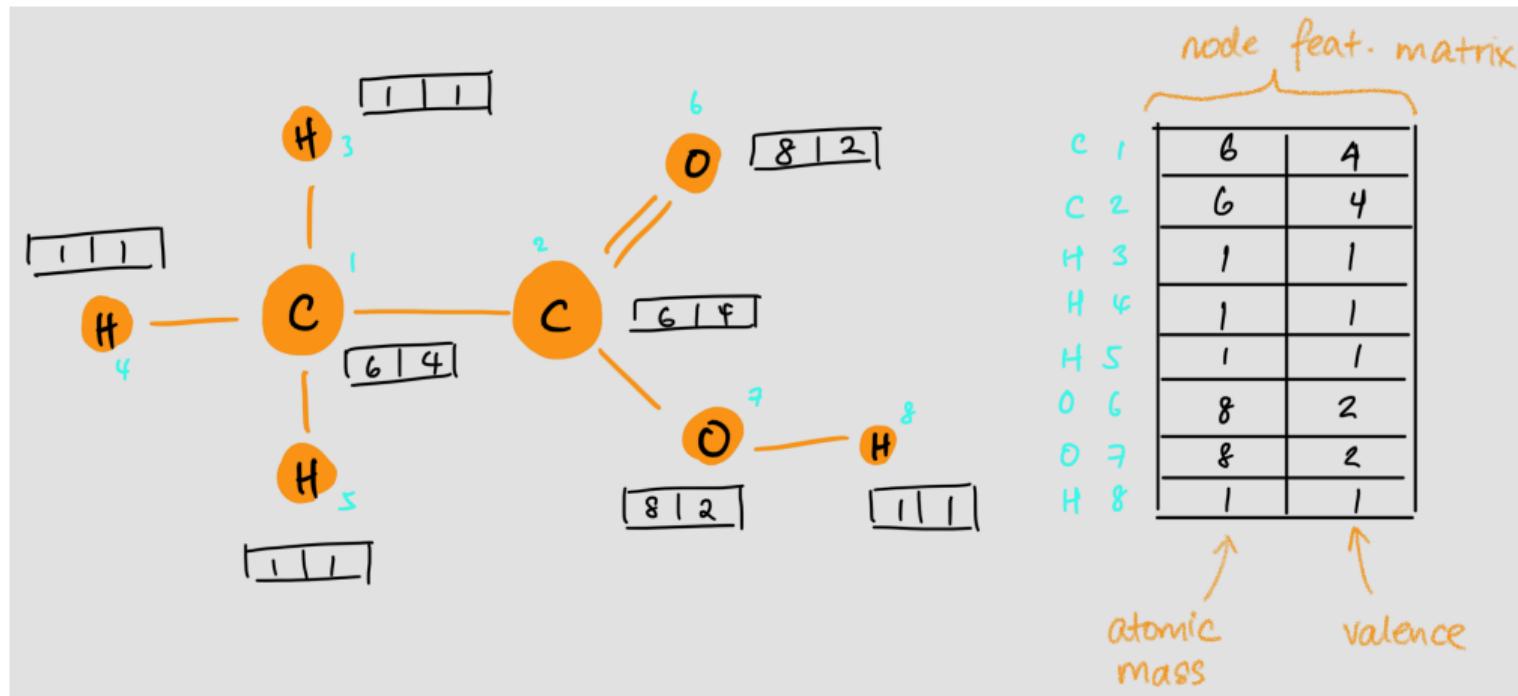


message
passing

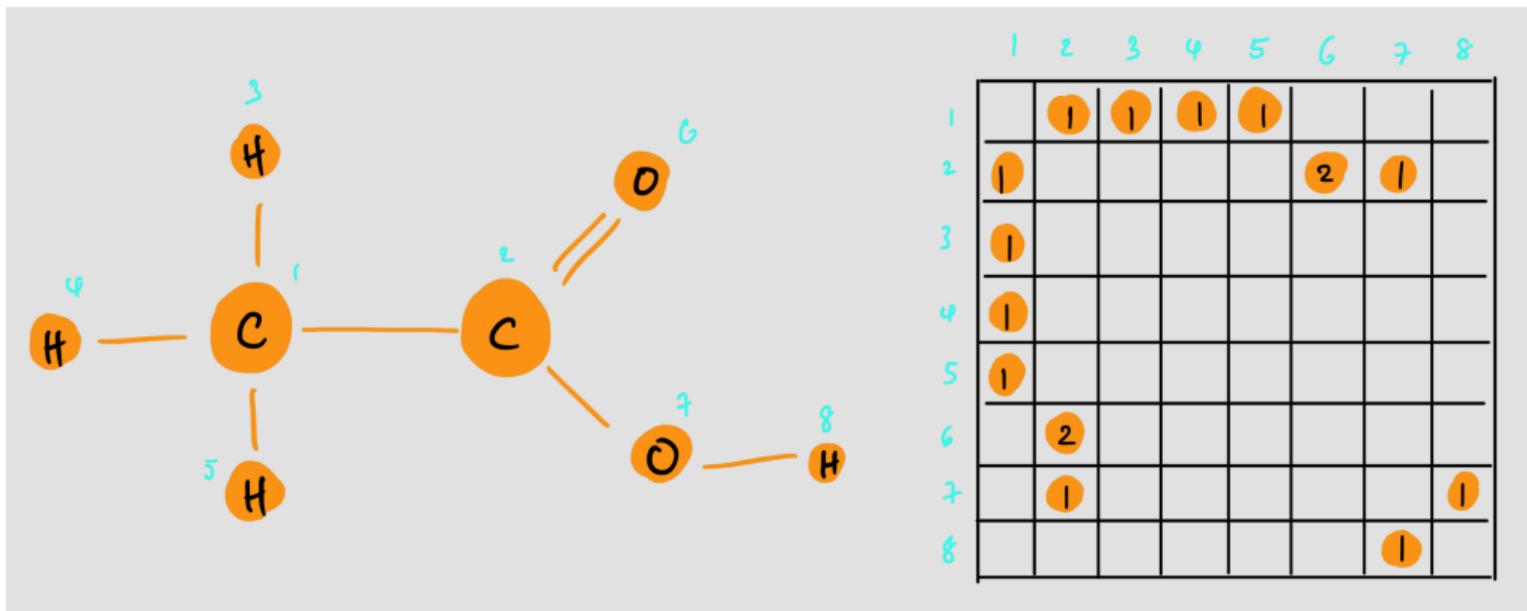
relational
(general)



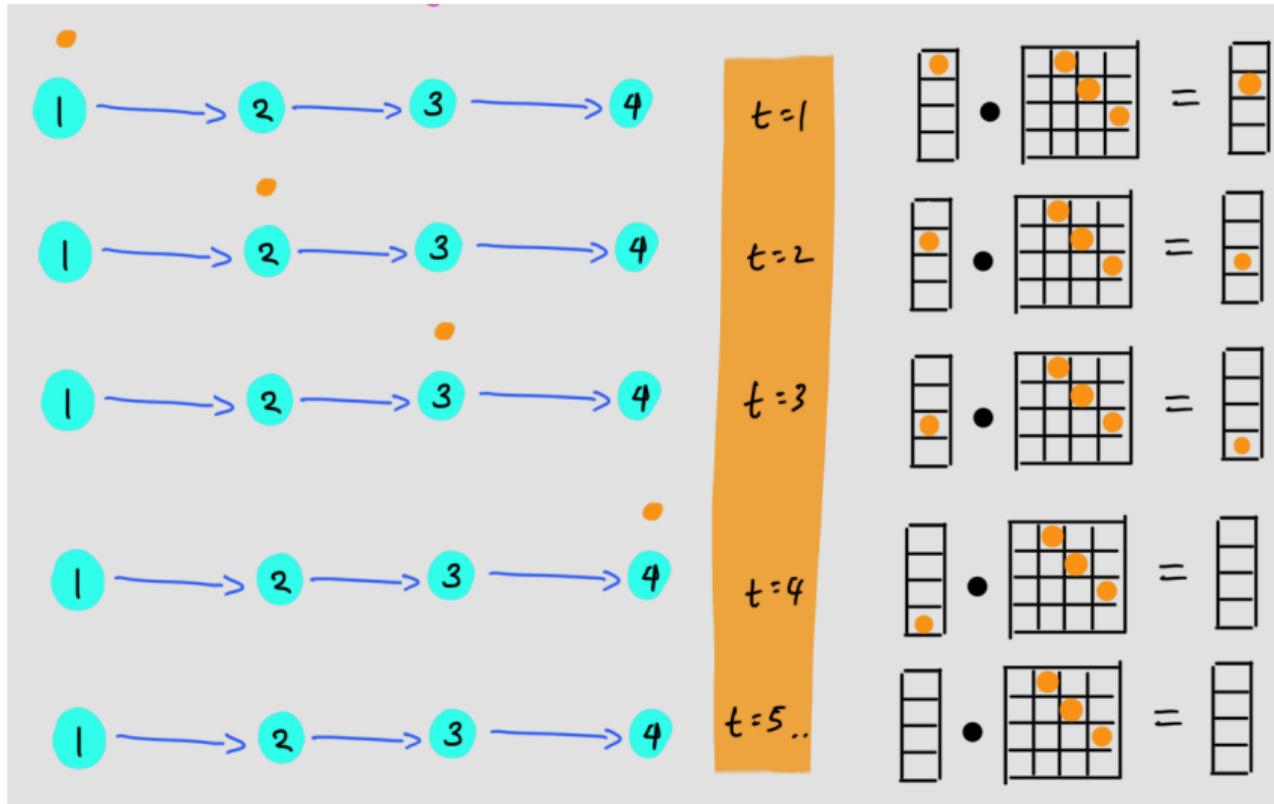
Признаки узлов



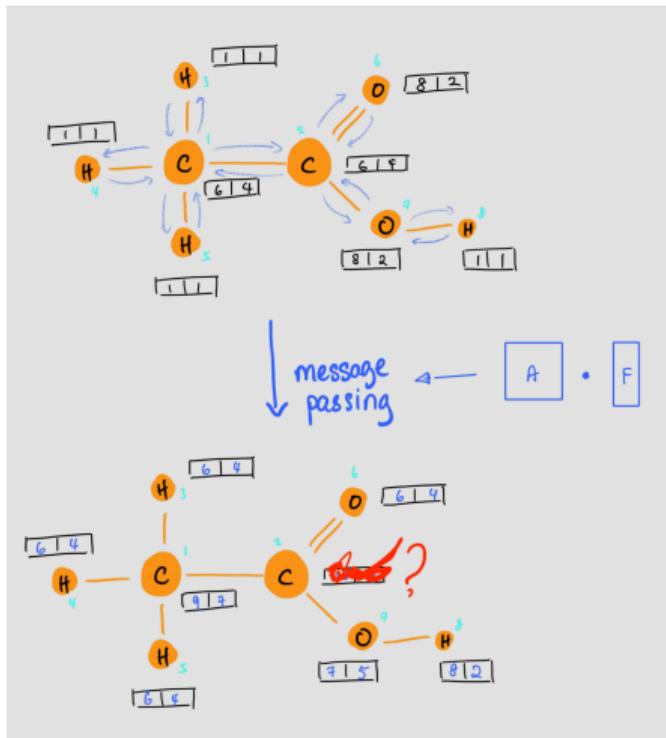
Структура графа



Интуиция message passing



Message passing



А где же нейросети?

$$\text{MP}(\mathbf{A}, \mathbf{F}) \rightarrow \mathbf{Z} \quad (\text{message passing})$$

$$\boxed{\mathbf{A}} \cdot \boxed{\mathbf{F}} \rightarrow \boxed{\mathbf{Z}}$$

$$\text{FF}(\mathbf{z}, \theta) \rightarrow \mathbf{F}' \quad (\text{feed-forward operation on node feats})$$

learnable params

$$\text{relu} \left(\boxed{\mathbf{z}} \cdot \boxed{\mathbf{w}} + \boxed{\mathbf{b}} \right) \rightarrow \boxed{\mathbf{F}'}$$

Общий фреймворк GNN [WSZ⁺22]

A. Message passing в узле $n_v^{(l)}$ на l слое:

1. Агрегация представлений соседей $h_u^{(l)}$ (Aggregation)

$$n_v^{(l)} = \text{Aggregator}_l(\{h_u^{(l)}, u \in N(v)\}),$$

2. Апдейт представления

$$h_v^{(l+1)} = \text{Updater}_l(n_v^{(l)}, h_v^{(l)})$$

B. Использование представлений узлов для решения задачи

- Классификация узлов $f(h_v)$
- Предсказание / классификация связей $g(h_v \cdot h_u)$
- Классификация графов $h(Pooling(h_v))$



Примеры GNN

GraphSage

$$\text{Aggregation: } \mathbf{n}_v^{(l)} = \text{Aggregator}_l \left(\left\{ \mathbf{h}_u^l, \forall u \in \mathcal{N}_v \right\} \right),$$

$$\text{Update: } \mathbf{h}_v^{(l+1)} = \delta \left(\mathbf{W}^{(l)} \cdot [\mathbf{h}_v^{(l)} \oplus \mathbf{n}_v^{(l)}] \right),$$

GAT

$$\text{Aggregation: } \mathbf{n}_v^{(l)} = \sum_{j \in \mathcal{N}_v} \alpha_{vj} \mathbf{h}_j^{(l)}, \alpha_{vj} = \frac{\exp \left(\text{Att}(h_v^{(l)}, \mathbf{h}_j^{(l)}) \right)}{\sum_{k \in \mathcal{N}_v} \exp \left(\text{Att}(h_v^{(l)}, \mathbf{h}_k^{(l)}) \right)},$$

$$\text{Update: } \mathbf{h}_v^{(l+1)} = \delta \left(\mathbf{W}^{(l)} \mathbf{n}_v^{(l)} \right),$$



Графы и рекомендации
ooo

Классика
ooo

Молниеносное введение в GNN
oooooooo

GNN в рекомендациях
●oooooooo

Итоги
oooo

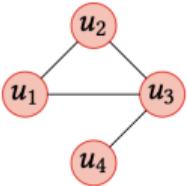
GNN в рекомендациях



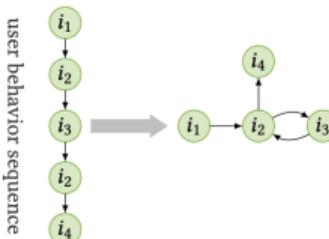
GNN в рекомендациях [WSZ⁺22]

| | i_1 | i_2 | i_3 | i_4 | i_5 |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| u_1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| u_2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| u_3 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| u_4 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 |

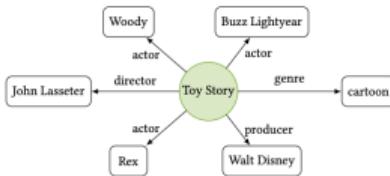
(a) User-item bipartite graph.



(c) Social relationship between users.

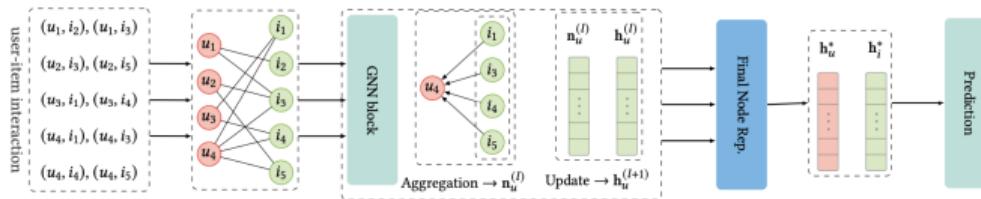


(b) Sequence graph.



(d) Knowledge graph

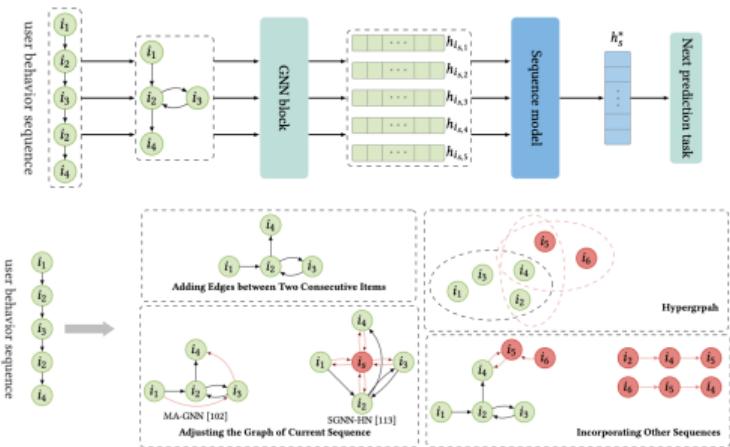
GNN для коллаборативной фильтрации



Вопросы

- Как построить граф?
- Как сформировать финальное представление пользователей и айтемов?

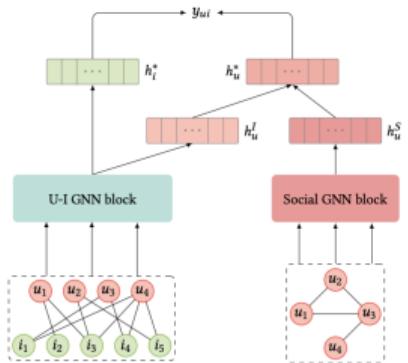
GNN на последовательностях айтемов



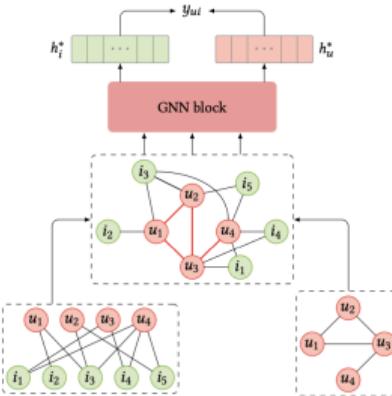
Вопросы

- Как построить граф?
- Как сагрегировать информацию всей последовательности?

GNN в задачах с соцсетью



(a) The framework of GNN on the bipartite graph and social network graph separately.



(b) The framework of GNN on the unified graph of user-item interactions and social network.

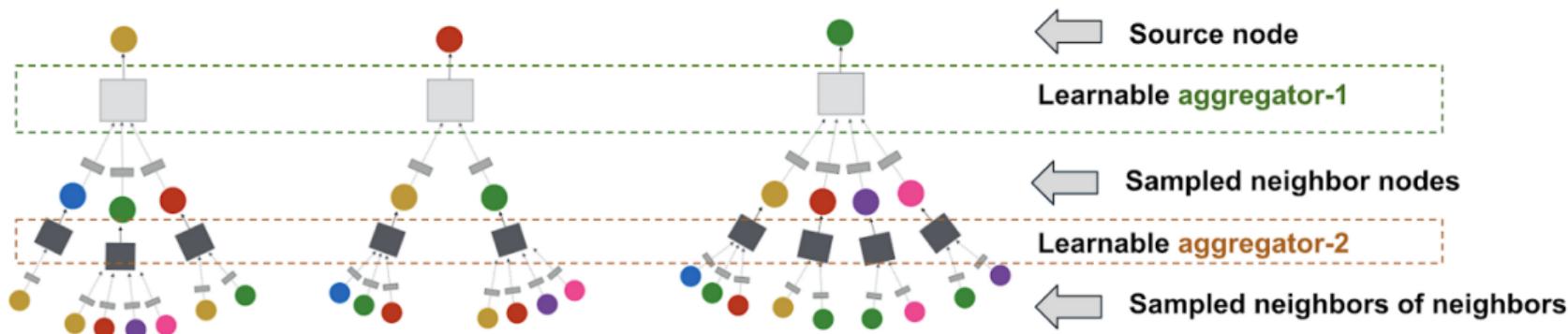
Вопросы

- Комбинировать ли граф CF с графом друзей?
- Разный ли вес у друзей?



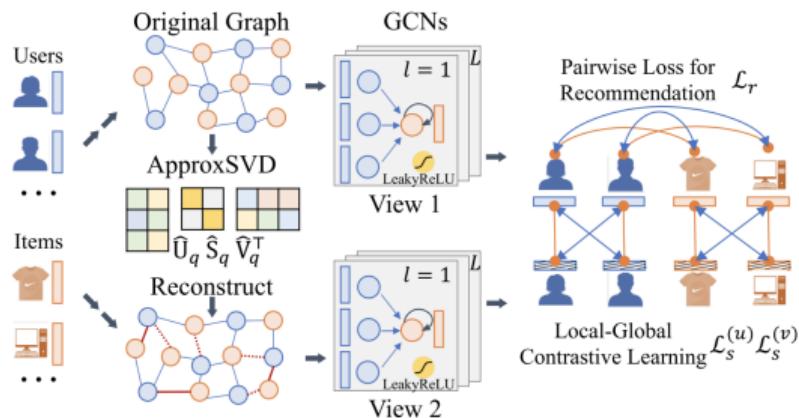
GNN в задачах с графом знаний

PinSage: A new graph convolutional neural network for web-scale recommender systems
[YHC⁺18]



А вообще работает?

LightGCL: Simple Yet Effective Graph Contrastive Learning for Recommendation
[CHXR23]



| Rank | Model | Recall@20↑ | nDCG@20 | Paper | Code | Result | Year | Tags |
|------|-----------------|------------|---------|---|------|--------|------|------|
| 1 | BSPM-EM | 0.1920 | 0.1597 | Blurring-Sharpening Process Models for Collaborative Filtering | | | 2022 | |
| 2 | BSPM-LM | 0.1901 | 0.1548 | Blurring-Sharpening Process Models for Collaborative Filtering | | | 2022 | |
| 3 | LT-OCF | 0.1875 | 0.1574 | LT-OCF: Learnable-Time ODE-based Collaborative Filtering | | | 2021 | |
| 4 | SimpleX | 0.1872 | 0.1557 | SimpleX: A Simple and Strong Baseline for Collaborative Filtering | | | 2021 | |
| 5 | UltraGCN | 0.1862 | 0.1580 | UltraGCN: Ultra Simplification of Graph Convolutional Networks for Recommendation | | | 2021 | |
| 6 | LightGCN | 0.1830 | 0.1554 | LightGCN: Simplifying and Powering Graph Convolution Network for Recommendation | | | 2020 | |
| 7 | SSCF | 0.1775 | 0.1390 | Sapling Similarity: a performing and interpretable memory-based tool for recommendation | | | 2022 | |
| 8 | NGCF | 0.1570 | 0.1327 | Neural Graph Collaborative Filtering | | | 2019 | |

<https://paperswithcode.com/sota/recommendation-systems-on-gowalla>



| Data | Metric | DGCF | HyRec | LightGCN | MHCN | SGL | SimGRACE | GCA | HCCF | SHT | SimGCL | LightGCL | p-val. | impr. |
|---------|--------|--------|--------|----------|--------|--------|----------|--------|--------|--------|--------|---------------|--------|-------|
| Yelp | R@20 | 0.0466 | 0.0472 | 0.0482 | 0.0503 | 0.0526 | 0.0603 | 0.0621 | 0.0626 | 0.0651 | 0.0718 | 0.0793 | 7e-9 | 10% |
| | N@20 | 0.0395 | 0.0395 | 0.0409 | 0.0424 | 0.0444 | 0.0435 | 0.0530 | 0.0527 | 0.0546 | 0.0615 | 0.0668 | 8e-9 | 8% |
| | R@40 | 0.0774 | 0.0791 | 0.0803 | 0.0826 | 0.0869 | 0.0989 | 0.1021 | 0.1040 | 0.1091 | 0.1166 | 0.1292 | 2e-9 | 10% |
| | N@40 | 0.0511 | 0.0522 | 0.0527 | 0.0544 | 0.0571 | 0.0656 | 0.0677 | 0.0681 | 0.0709 | 0.0778 | 0.0852 | 2e-9 | 9% |
| Gowalla | R@20 | 0.0944 | 0.0901 | 0.0985 | 0.0955 | 0.1030 | 0.0869 | 0.0896 | 0.1070 | 0.1232 | 0.1357 | 0.1578 | 1e-6 | 16% |
| | N@20 | 0.0522 | 0.0498 | 0.0593 | 0.0574 | 0.0623 | 0.0528 | 0.0537 | 0.0644 | 0.0731 | 0.0818 | 0.0935 | 2e-6 | 14% |
| | R@40 | 0.1401 | 0.1356 | 0.1431 | 0.1393 | 0.1500 | 0.1276 | 0.1322 | 0.1535 | 0.1804 | 0.1956 | 0.2245 | 3e-6 | 14% |
| | N@40 | 0.0671 | 0.0660 | 0.0710 | 0.0689 | 0.0746 | 0.0637 | 0.0651 | 0.0767 | 0.0881 | 0.0975 | 0.1108 | 3e-6 | 13% |
| ML-10M | R@20 | 0.1763 | 0.1801 | 0.1789 | 0.1497 | 0.1833 | 0.2254 | 0.2145 | 0.2219 | 0.2173 | 0.2265 | 0.2613 | 1e-9 | 15% |
| | N@20 | 0.2101 | 0.2178 | 0.2128 | 0.1814 | 0.2205 | 0.2686 | 0.2613 | 0.2629 | 0.2573 | 0.2613 | 0.3106 | 3e-9 | 18% |
| | R@40 | 0.2681 | 0.2685 | 0.2650 | 0.2250 | 0.2768 | 0.3295 | 0.3231 | 0.3265 | 0.3211 | 0.3345 | 0.3799 | 7e-10 | 13% |
| | N@40 | 0.2340 | 0.2340 | 0.2322 | 0.1962 | 0.2426 | 0.2939 | 0.2871 | 0.2880 | 0.3318 | 0.2880 | 0.3387 | 1e-9 | 17% |
| Amazon | R@20 | 0.0211 | 0.0302 | 0.0319 | 0.0296 | 0.0327 | 0.0381 | 0.0309 | 0.0322 | 0.0441 | 0.0474 | 0.0585 | 2e-7 | 23% |
| | N@20 | 0.0154 | 0.0225 | 0.0236 | 0.0219 | 0.0249 | 0.0291 | 0.0238 | 0.0247 | 0.0328 | 0.0360 | 0.0436 | 2e-6 | 21% |
| | R@40 | 0.0351 | 0.0432 | 0.0499 | 0.0489 | 0.0531 | 0.0621 | 0.0498 | 0.0525 | 0.0719 | 0.0750 | 0.0933 | 1e-7 | 24% |
| | N@40 | 0.0201 | 0.0246 | 0.0290 | 0.0284 | 0.0312 | 0.0371 | 0.0301 | 0.0314 | 0.0420 | 0.0451 | 0.0551 | 9e-7 | 22% |
| Tmall | R@20 | 0.0235 | 0.0233 | 0.0225 | 0.0203 | 0.0268 | 0.0222 | 0.0373 | 0.0314 | 0.0387 | 0.0473 | 0.0528 | 3e-5 | 11% |
| | N@20 | 0.0163 | 0.0160 | 0.0154 | 0.0139 | 0.0183 | 0.0152 | 0.0252 | 0.0213 | 0.0262 | 0.0328 | 0.0361 | 1e-4 | 10% |
| | R@40 | 0.0394 | 0.0350 | 0.0378 | 0.0340 | 0.0446 | 0.0367 | 0.0616 | 0.0519 | 0.0645 | 0.0766 | 0.0852 | 1e-5 | 11% |
| | N@40 | 0.0218 | 0.0199 | 0.0208 | 0.0188 | 0.0246 | 0.0203 | 0.0337 | 0.0284 | 0.0352 | 0.0429 | 0.0473 | 7e-5 | 10% |

Графы и рекомендации
ooo

Классика
ooo

Молниеносное введение в GNN
oooooooooooo

GNN в рекомендациях
oooooooooooo

Итоги
●ooo

Итоги



Итоги

Архитектура GNN хорошо ложится на формулировку рекомендательной задачи.

Хотя это популярное направление в исследовательских статьях, польза от применения на продакшнене пока что под вопросом.



До следующего раза



<https://t.me/mlvok>



Литература I

-  Xuheng Cai, Chao Huang, Lianghao Xia, and Xubin Ren, *Lightgcl: Simple yet effective graph contrastive learning for recommendation*, 2023.
-  Eric Ma, *An attempt at demystifying graph deep learning*, 2021.
-  Sungchan Park, Wonseok Lee, Byeongseo Choe, and Sang-goo Lee, *A survey on personalized pagerank computation algorithms*, IEEE Access PP (2019), 1–1.
-  Shiwen Wu, Fei Sun, Wentao Zhang, Xu Xie, and Bin Cui, *Graph neural networks in recommender systems: A survey*, 2022.
-  Rex Ying, Ruining He, Kaifeng Chen, Pong Eksombatchai, William L. Hamilton, and Jure Leskovec, *Graph convolutional neural networks for web-scale recommender systems*, Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (New York, NY, USA), KDD '18, Association for Computing Machinery, 2018, p. 974–983.

