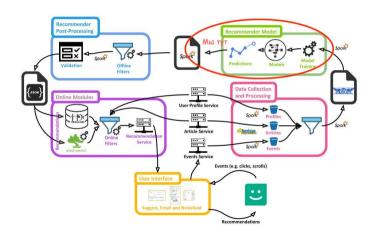
# Нейросетевые рекомендеры I: отбор кандидатов

Николай Анохин

19 октября 2023 г.



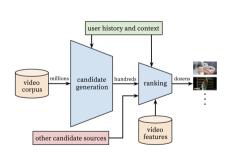
#### Контекст



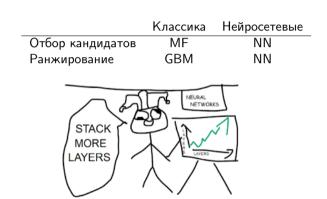


•000

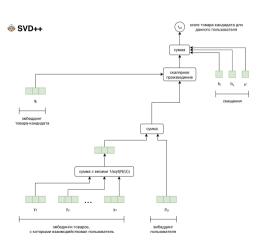




0000





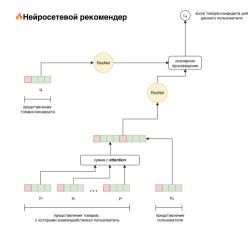


0000

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T \left( p_u + \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{N}(u)|}} \sum_j y_j \right)$$



0000





Истории успеха: отбор кандидатов



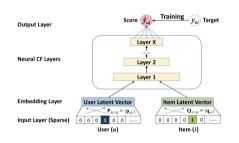
## Истории успеха<sup>1</sup>: отбор кандидатов

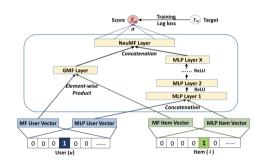
ML = MODE + ЛОСС + АЛГОРИТМ ОПТИМИЗАЦИИ + ДАННЫЕ

#### Как оставить след в науке

- Заменить скалярное произведение чем-нибудь покруче
- Заменить эмбединги чем-нибудь покруче
- Изобрести или прикрутить хитрый лосс
- Изобрести новый метод сэмплирования данных

## Neural Collaborative Filtering [HLZ<sup>+</sup>17]

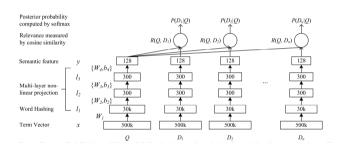




Интересность \*\*\* Полезность \*\*\*



# Learning Deep Structured Semantic Models for Web Search using Clickthrough Data [HHG+13]



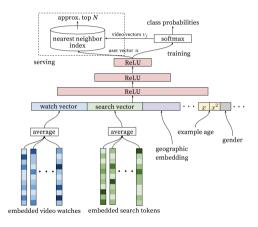
Интересность Полезность





Что работает на практике

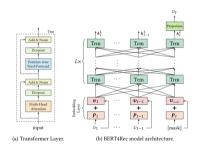
#### Deep Neural Networks for YouTube Recommendations [CAS16]

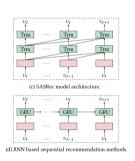


Интересность Полезность



## BERT4Rec: Sequential Recommendation with Bidirectional Encoder Representations from Transformer [SLW+19]





Интересность Полезность \*

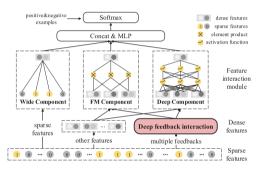


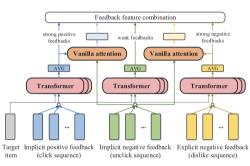
#### BERT4Rec: эксперименты

Datasets	Metric	POP	BPR-MF	NCF	FPMC	GRU4Rec	GRU4Rec <sup>+</sup>	Caser	SASRec	BERT4Rec	Improv.
Beauty	HR@1	0.0077	0.0415	0.0407	0.0435	0.0402	0.0551	0.0475	0.0906	0.0953	5.19%
	HR@5	0.0392	0.1209	0.1305	0.1387	0.1315	0.1781	0.1625	0.1934	0.2207	14.12%
	HR@10	0.0762	0.1992	0.2142	0.2401	0.2343	0.2654	0.2590	0.2653	0.3025	14.02%
	NDCG@5	0.0230	0.0814	0.0855	0.0902	0.0812	0.1172	0.1050	0.1436	0.1599	11.35%
	NDCG@10	0.0349	0.1064	0.1124	0.1211	0.1074	0.1453	0.1360	0.1633	0.1862	14.02%
	MRR	0.0437	0.1006	0.1043	0.1056	0.1023	0.1299	0.1205	0.1536	0.1701	10.74%
Steam	HR@1	0.0159	0.0314	0.0246	0.0358	0.0574	0.0812	0.0495	0.0885	0.0957	8.14%
	HR@5	0.0805	0.1177	0.1203	0.1517	0.2171	0.2391	0.1766	0.2559	0.2710	5.90%
	HR@10	0.1389	0.1993	0.2169	0.2551	0.3313	0.3594	0.2870	0.3783	0.4013	6.08%
	NDCG@5	0.0477	0.0744	0.0717	0.0945	0.1370	0.1613	0.1131	0.1727	0.1842	6.66%
	NDCG@10	0.0665	0.1005	0.1026	0.1283	0.1802	0.2053	0.1484	0.2147	0.2261	5.31%
	MRR	0.0669	0.0942	0.0932	0.1139	0.1420	0.1757	0.1305	0.1874	0.1949	4.00%
ML-1m	HR@1	0.0141	0.0914	0.0397	0.1386	0.1583	0.2092	0.2194	0.2351	0.2863	21.78%
	HR@5	0.0715	0.2866	0.1932	0.4297	0.4673	0.5103	0.5353	0.5434	0.5876	8.13%
	HR@10	0.1358	0.4301	0.3477	0.5946	0.6207	0.6351	0.6692	0.6629	0.6970	4.15%
	NDCG@5	0.0416	0.1903	0.1146	0.2885	0.3196	0.3705	0.3832	0.3980	0.4454	11.91%
	NDCG@10	0.0621	0.2365	0.1640	0.3439	0.3627	0.4064	0.4268	0.4368	0.4818	10.32%
	MRR	0.0627	0.2009	0.1358	0.2891	0.3041	0.3462	0.3648	0.3790	0.4254	12.24%
ML-20m	HR@1	0.0221	0.0553	0.0231	0.1079	0.1459	0.2021	0.1232	0.2544	0.3440	35.22%
	HR@5	0.0805	0.2128	0.1358	0.3601	0.4657	0.5118	0.3804	0.5727	0.6323	10.41%
	HR@10	0.1378	0.3538	0.2922	0.5201	0.5844	0.6524	0.5427	0.7136	0.7473	4.72%
	NDCG@5	0.0511	0.1332	0.0771	0.2239	0.3090	0.3630	0.2538	0.4208	0.4967	18.04%
	NDCG@10	0.0695	0.1786	0.1271	0.2895	0.3637	0.4087	0.3062	0.4665	0.5340	14.47%
	MRR	0.0709	0.1503	0.1072	0.2273	0.2967	0.3476	0.2529	0.4026	0.4785	18.85%



#### Deep Feedback Network for Recommendation [XLW<sup>+</sup>20]

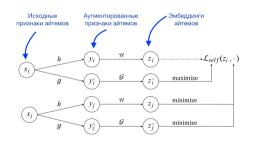




Интересность Полезность



## Self-supervised Learning for Large-scale Item Recommendations [YYC+21]



#### Аугментации

- Masking. С некоторой вероятность маскируем (скореллированные) признаки айтемов.
- Dropout. С некоторой вероятностью зануляем категории в мульти-категориальных признаках.

Интересность \* \* \*\* Полезность



•000

Что работает на практике



## Сбор данных для модели [Wan23]

- Positives клики, покупки
- Simple negatives случайные айтемы
- Hard negatives айтемы, прошедшие отбор кандидатов, но не прошедшие ранкер



## Архитектуры [Wan23]

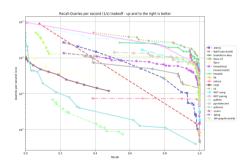
- Two-tower model
- DCNv2 (в следующий раз)
- Архитектуры с отдельными выходами под каждый таргет (клик, лайк и т.д.)
- Sampling-bias correction & Self-supervised learning



## Item-to-Item (i2i)<sup>3</sup>

Шаг 1:  $user \rightarrow item$  – получаем айтемы  $I_U$ , которыми интересовался пользователь Шаг 2:  $item \rightarrow item$  – получаем айтемы, похожие на  $I_{II}$ 

Индексы для приближенного поиска ближайших соседей<sup>2</sup>



<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>https://ann-benchmarks.com/



<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>i2i в Дзене https://t.me/mlvok/39



#### Итоги



#### Итоги

Нейросетевые модели могут заменить любой компонент рекомендательной системы: отборщик кандидатов, ранкер, item2item.

Посмотрели на популярные идеи для нейросетевых отборщиках кандидатов и обсудили, что работет на практике.







## Подпишись скорее

https://t.me/mlvok







## Литература I

- Paul Covington, Jay Adams, and Emre Sargin, *Deep neural networks for youtube recommendations*, Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems (New York, NY, USA), RecSys '16, Association for Computing Machinery, 2016, p. 191–198.
- Po-Sen Huang, Xiaodong He, Jianfeng Gao, Li Deng, Alex Acero, and Larry Heck, Learning deep structured semantic models for web search using clickthrough data, Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management (New York, NY, USA), CIKM '13, Association for Computing Machinery, 2013, p. 2333–2338.
- Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, Liqiang Nie, Xia Hu, and Tat-Seng Chua, *Neural collaborative filtering*, Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web (Republic and Canton of Geneva, CHE), WWW '17, International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2017, p. 173–182.



## Литература II

- Fei Sun, Jun Liu, Jian Wu, Changhua Pei, Xiao Lin, Wenwu Ou, and Peng Jiang, Bert4rec: Sequential recommendation with bidirectional encoder representations from transformer, Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (New York, NY, USA), CIKM '19, ACM, 2019, pp. 1441-1450.
- Shusen Wang, Methodologies for improving modern industrial recommender systems, 2023.
- Ruobing Xie, Chen Ling, Yalong Wang, Rui Wang, Feng Xia, and Leyu Lin, Deep feedback network for recommendation, IJCAL 2020.
- Tiansheng Yao, Xinyang Yi, Derek Zhiyuan Cheng, Felix Yu, Ting Chen, Aditya Menon, Lichan Hong, Ed H. Chi, Steve Tjoa, Jiegi Kang, and Evan Ettinger, Self-supervised learning for large-scale item recommendations, 2021.

