

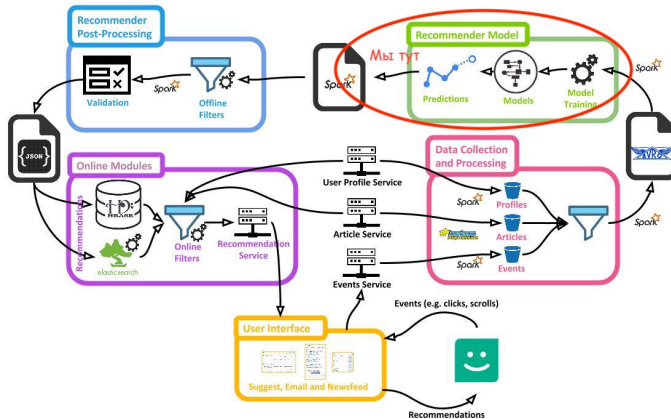
Нейросетевые рекомендеры

Николай Анохин

16 июня 2022 г.



Контекст



От классики к нейросетям
●○○○

Истории успеха: отбор кандидатов
○○○○○○○

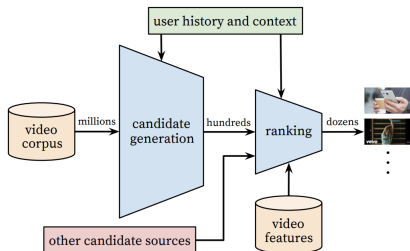
Истории успеха: ранжирование
○○○○○○○

Истории успеха: контент
○○○○

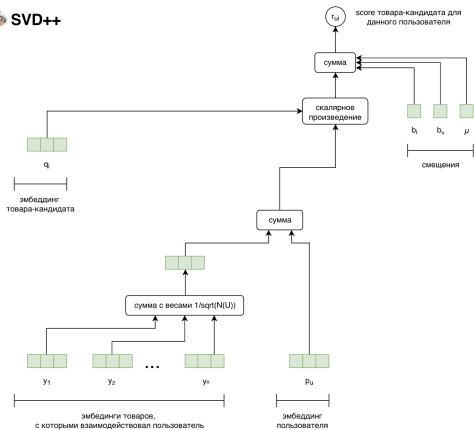
Проблемы нейрореко
○○○○

От классики к нейросетям

От классики к нейросетям

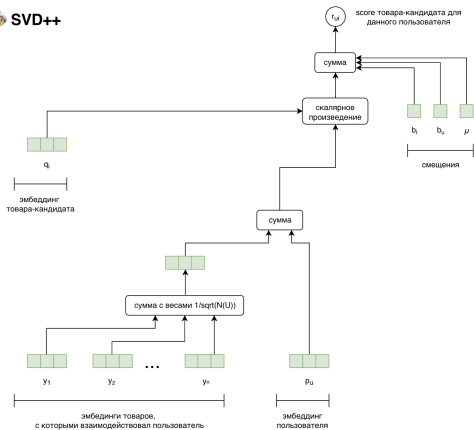


	Классика	Нейросетевые
Отбор кандидатов	MF	NN
Ранжирование	GBM	NN

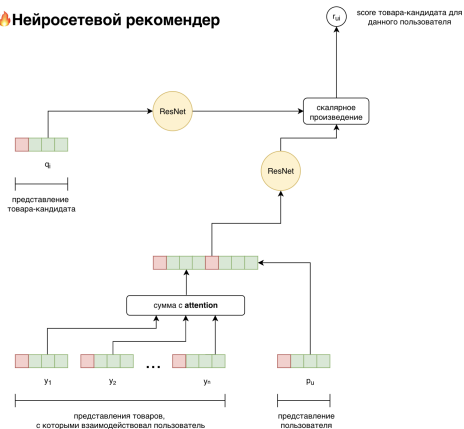


$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T \left(p_u + \frac{1}{\sqrt{|N(u)|}} \sum_j y_j \right)$$

SVD++



Нейросетевой рекомендатель



От классики к нейросетям
○○○○

Истории успеха: **отбор кандидатов**
●○○○○○○

Истории успеха: ранжирование
○○○○○○○

Истории успеха: контент
○○○○

Проблемы нейрореко
○○○○

Истории успеха: отбор кандидатов

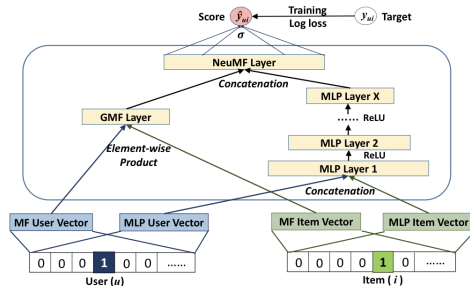
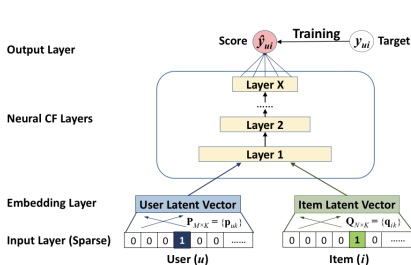
Истории успеха: отбор кандидатов

ML = модель + критерий оптимизации + алгоритм оптимизации + данные

Как оставить след в науке

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

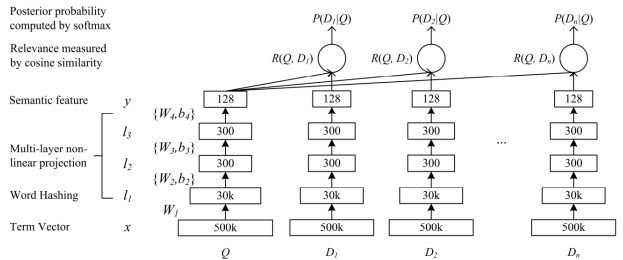
Neural Collaborative Filtering [HLZ⁺17]



Интересность ★ ★ ★

Полезность ★ ★ ★

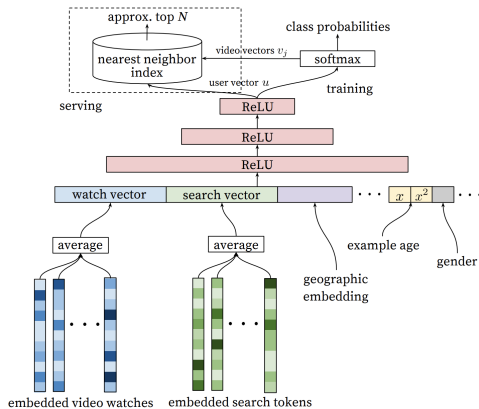
Learning Deep Structured Semantic Models for Web Search using Clickthrough Data [HHG⁺13]



Интересность ★ ★ ★

Полезность ★ ★ ★ ★

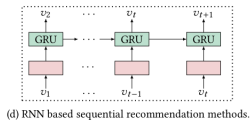
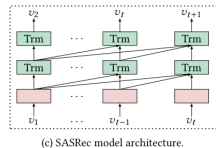
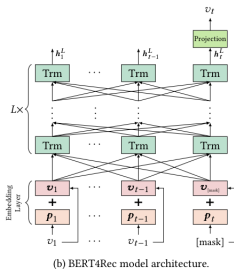
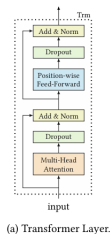
Deep Neural Networks for YouTube Recommendations [CAS16]



Интересность ★★★★★

Полезность ★★★★★

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

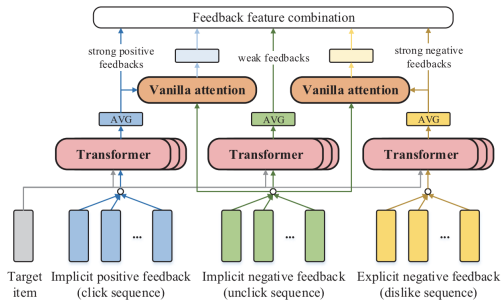
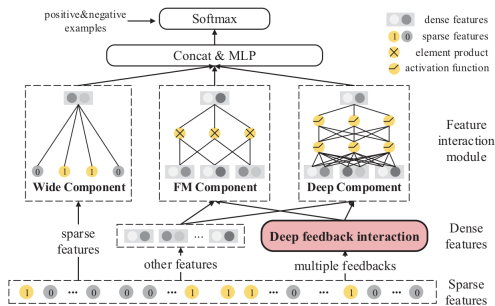


Интересность ★★
Полезность ★

BERT4Rec: эксперименты

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

Deep Feedback Network for Recommendation [XLW⁺20]



Интересность ★ ★ ★

Полезность ★

От классики к нейросетям
○○○○

Истории успеха: отбор кандидатов
○○○○○○○○

Истории успеха: ранжирование
●○○○○○○

Истории успеха: контент
○○○○

Проблемы нейрорекомендаций
○○○○

Истории успеха: ранжирование

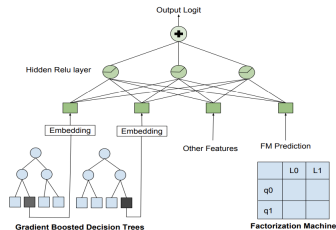
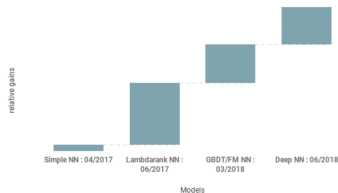
Истории успеха: ранжирование

Как оставить след в науке

- Победить xgboost
- Пофиксить смещения

Applying Deep Learning To Airbnb Search [HAR⁺19]

Relative Gains In Bookings

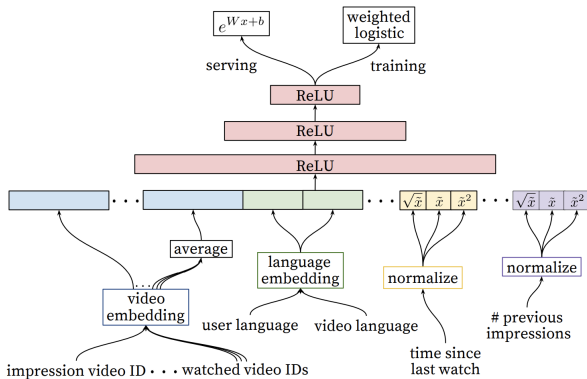


...we were able to deprecate all that complexity by simply scaling the training data 10x and moving to a DNN with 2 hidden layers...

Интересность ★ ★ ★ ★

Полезность ★ ★ ★ ★ ★

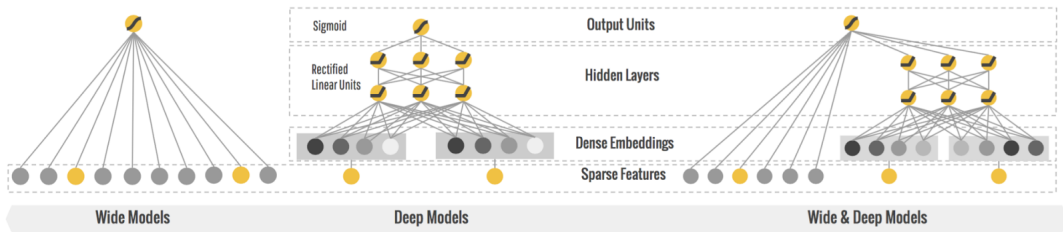
YouTube: ранжирование



Интересность ★★★★★

Полезность ★★★★★

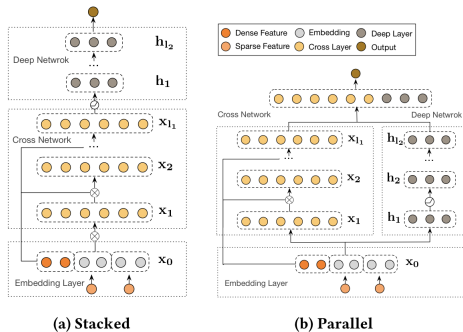
Wide & Deep Learning: Better Together with TensorFlow [Che16]



Интересность ★★

Полезность ★★★

DCN V2: Improved Deep & Cross Network and Practical Lessons for Web-scale Learning to Rank Systems [WSC⁺21]



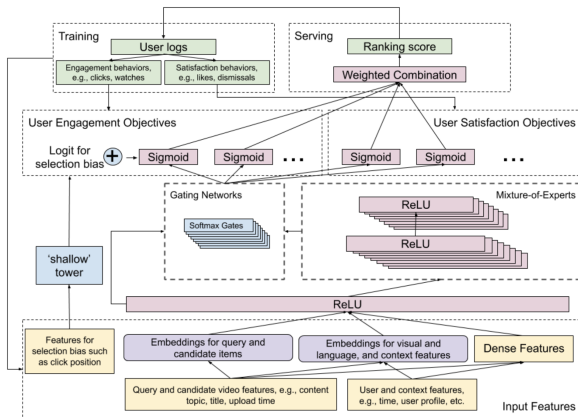
$$\text{Output} = \text{Feature Crossing} \odot \left(\text{Bias} + \text{Input} \right) + \text{Input}$$

$$x_{i+1} = x_0 \odot (W \times x_i + b) + x_i$$

Figure 2: Visualization of a cross layer.

Интересность ★ ★ ★
 Полезность ★ ★ ★ ★

Recommending What Video to Watch Next: A Multitask Ranking System [ZHW⁺19]



Интересность ★★★★★
Полезность ★★★★★

От классики к нейросетям
○○○○

Истории успеха: отбор кандидатов
○○○○○○○○

Истории успеха: ранжирование
○○○○○○○○

Истории успеха: контент
●○○○

Проблемы нейрореко
○○○○

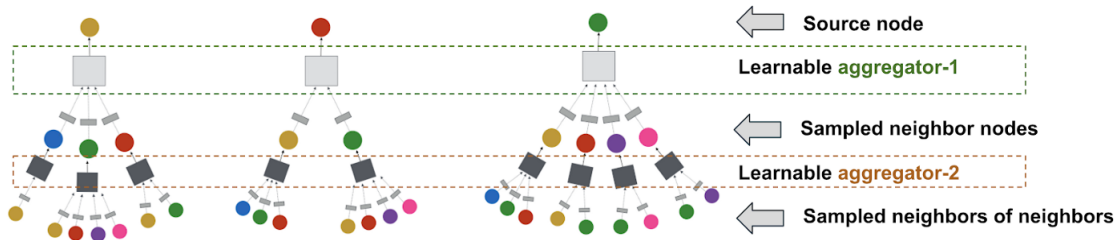
Истории успеха: контент

Истории успеха: контент

Как оставить след в науке

- Решить проблему холодного старта, хитро обучив эмбединги

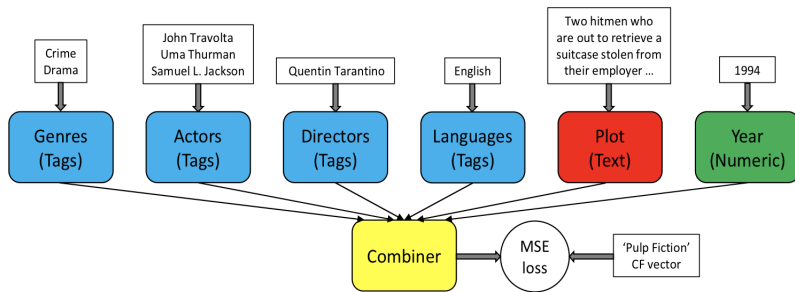
PinSage: A new graph convolutional neural network for web-scale recommender systems [YHC⁺18]



Интересность ★★★★★

Полезность ★★★

CB2CF: A Neural Multiview Content-to-Collaborative Filtering Model for Completely Cold Item Recommendations [BKYK19]



Интересность ★ ★ ★ ★

Полезность ★ ★ ★ ★ ★

Проблемы нейрорекомендеров

Проблема воспроизводимости [DCJ19]

Многие результаты из статей невозможно воспроизвести

Некоторые новые алгоритмы работают хуже, чем затюненные бейзлайны

The CMN method was presented at SIGIR 18 and combines memory networks and neural attention mechanisms with latent factor and neighborhood models

	Pinterest			
	HR@5	NDCG@5	HR@10	NDCG@10
TopPopular	0.1668	0.1066	0.2745	0.1411
UserKNN	0.6886	0.4936	0.8527	0.5470
ItemKNN	0.6966	0.4994	0.8647	0.5542
P ³ _α	0.6871	0.4935	0.8449	0.5450
RP ³ _β	0.7018	0.5041	0.8644	0.5571
CMN	0.6872	0.4883	0.8549	0.5430

	Epinions			
	HR@5	NDCG@5	HR@10	NDCG@10
TopPopular	0.5429	0.4153	0.6644	0.4547
UserKNN	0.3506	0.2983	0.3922	0.3117
ItemKNN	0.3821	0.3165	0.4372	0.3343
P ³ _α	0.3510	0.2989	0.3891	0.3112
RP ³ _β	0.3511	0.2980	0.3892	0.3103
CMN	0.4195	0.3346	0.4953	0.3592

Простые бейзлайны

SLIM [NK11] / EASE [Ste19]

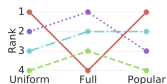
$$\hat{A} = AW,$$

где

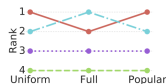
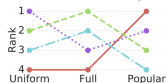
- A – матрица взаимодействий
- \hat{A} – предсказанные взаимодействия
- $W_{:,j}$ – колонка весов агрегации для j айтема ($W_{ij} \geq 0$ (SLIM), $W_{jj} = 0$).

Проблема сравнений [DZH21]

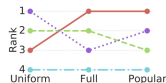
Результат сравнения может поменяться на обратный в зависимости от того, по какой метрике сравнивают



(a) Amazon Beauty

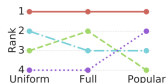


(b) Amazon Games



(c) ML-1m

(d) ML-20m



(e) Steam

Models

— BERT4Rec

- - GRU

- · - NARM

···· SASRec

От классики к нейросетям
○○○○

Истории успеха: отбор кандидатов
○○○○○○○○

Истории успеха: ранжирование
○○○○○○○○

Истории успеха: контент
○○○○

Проблемы нейрореко
○○○○

Итоги

Итоги

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



Нейросети помогают добавить inductive bias в рекомендательные модели.

Нейросетевой подход не гарантирует выигрыша – к выбору модели нужно подходить прагматично.

Литература I

-  Oren Barkan, Noam Koenigstein, Eylon Yogev, and Ori Katz, *Cb2cf: A neural multiview content-to-collaborative filtering model for completely cold item recommendations*, Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (New York, NY, USA), RecSys '19, Association for Computing Machinery, 2019, p. 228–236.
-  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.
-  Heng-Tze Cheng, *Wide and deep learning: Better together with tensorflow*, Jun 2016.

Литература II

-  Maurizio Ferrari Dacrema, Paolo Cremonesi, and Dietmar Jannach, *Are we really making much progress? a worrying analysis of recent neural recommendation approaches*, Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (New York, NY, USA), RecSys '19, Association for Computing Machinery, 2019, p. 101–109.
-  Alexander Dallmann, Daniel Zoller, and Andreas Hotho, *A case study on sampling strategies for evaluating neural sequential item recommendation models*, Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems (New York, NY, USA), RecSys '21, Association for Computing Machinery, 2021, p. 505–514.




Литература III

-  Malay Haldar, Mustafa Abdool, Prashant Ramanathan, Tao Xu, Shulin Yang, Huizhong Duan, Qing Zhang, Nick Barrow-Williams, Bradley C. Turnbull, Brendan M. Collins, and Thomas Legrand, *Applying deep learning to airbnb search*, Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (New York, NY, USA), KDD '19, Association for Computing Machinery, 2019, p. 1927–1935.
-  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.



Литература IV

-  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.
-  Xia Ning and George Karypis, *Slim: Sparse linear methods for top-n recommender systems.*, ICDM (Diane J. Cook, Jian Pei, Wei Wang, Osmar R. Zaiane, and Xindong Wu, eds.), IEEE Computer Society, 2011, pp. 497–506.
-  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.

Литература V

-  Harald Steck, *Embarrassingly shallow autoencoders for sparse data*, The World Wide Web Conference (New York, NY, USA), WWW '19, Association for Computing Machinery, 2019, p. 3251–3257.
-  Ruoxi Wang, Rakesh Shivanna, Derek Cheng, Sagar Jain, Dong Lin, Lichan Hong, and Ed Chi, *Dcn v2: Improved deep and cross network and practical lessons for web-scale learning to rank systems*, Proceedings of the Web Conference 2021 (New York, NY, USA), WWW '21, Association for Computing Machinery, 2021, p. 1785–1797.
-  Ruobing Xie, Chen Ling, Yalong Wang, Rui Wang, Feng Xia, and Leyu Lin, *Deep feedback network for recommendation*, IJCAI, 2020.

Литература VI

-  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.
-  Zhe Zhao, Lichan Hong, Li Wei, Jilin Chen, Aniruddh Nath, Shawn Andrews, Aditee Kumthekar, Maheswaran Sathiamoorthy, Xinyang Yi, and Ed Chi, *Recommending what video to watch next: A multitask ranking system*, Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (New York, NY, USA), RecSys '19, Association for Computing Machinery, 2019, p. 43–51.