УЛУЧШЕНИЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫХ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ПЛАТФОРМ ЭЛЕКТРОННОЙ КОММЕРЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Подготовил студент группы э401 Кабанов И. Д.

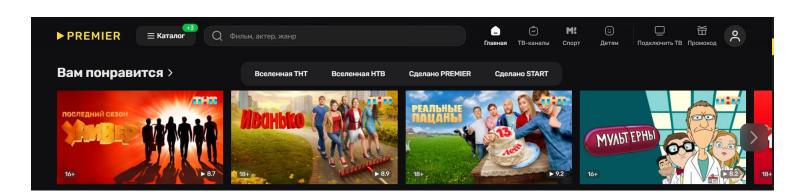
Научный руководитель: Елицур Д. А.

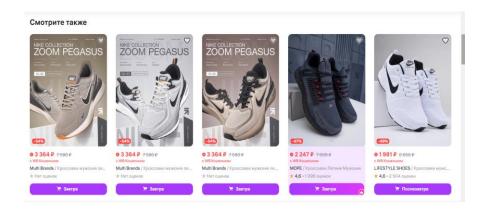
Научный консультант: Андрейцев А. И.

Рекомендательные системы

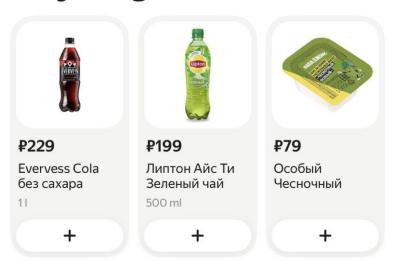
Цели в электронной коммерции.

- 1. Рост продаж
- 2. Улучшение пользовательского опыта → Рост продаж.
- 3. Увеличение лояльности продавцов → Увеличение разнообразие ассортимента → Улучшение пользовательского опыта → Рост продаж. [Ye et al, 2023]

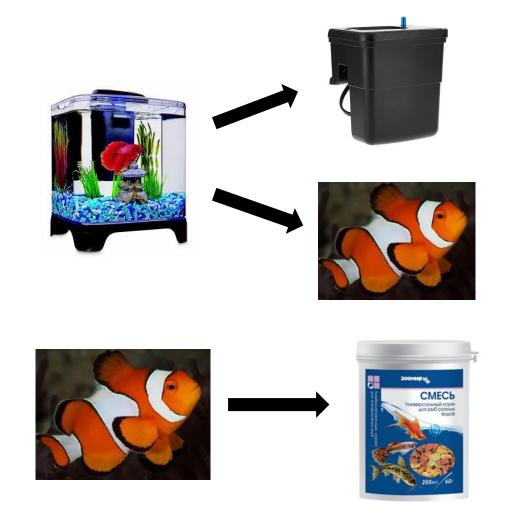


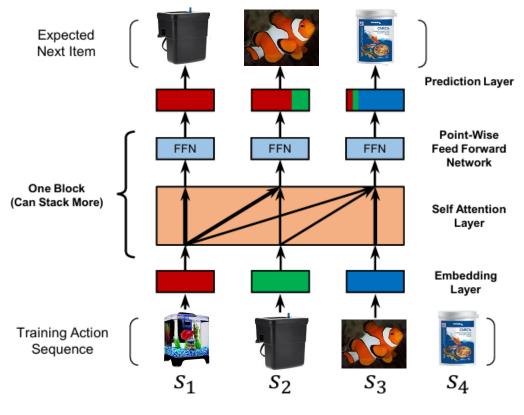


Anything else?



Последовательная модель рекомендаций SASREC





[Kang, McAuley, 2018]

Мотивация исследования

- 1) Проверить точность рекомендаций последовательной модели SASRec на новом типе датасета [Ferrari et. al, 2019]
- 2) Оценить соответствие рекомендаций потребностям бизнеса [Abdollahpouri H. et al, 2019]
- 3) Содержательно описать выданные моделью рекомендации для её применения в бизнесе [Wagstaff, 2012; Rudin and Wagstaff, 2014; Lo Piano, 2020]

Постановка исследовательского вопроса

Цель работы — Провести комплексный анализ качества и содержания рекомендаций модели SASRec для её внедрения в бизнес онлайн-ритейла товаров для животных.

Исследовательский вопрос — Какими потенциально полезными для бизнеса качествами обладает модель SASRec и как рекомендуемые ею товары зависят от пользовательской истории?

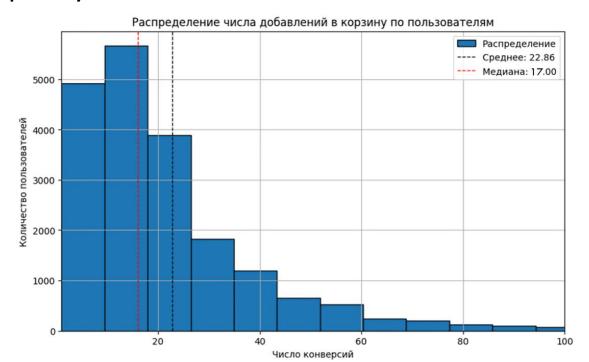
Данные

Исторические действия пользователей онлайн зоомагазина PetCo и весь каталог товаров за вторую половину 2024 года.

Товаров: 32 тысячи

Пользователей: 20 тысяч

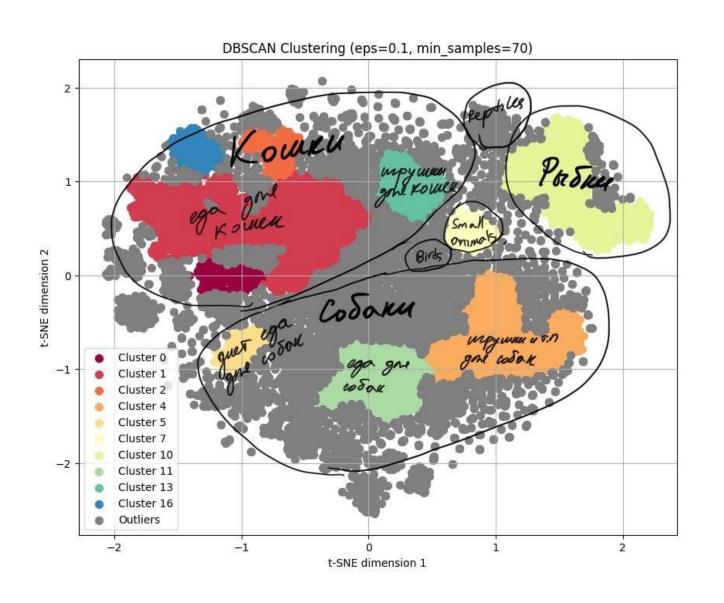
Добавлений в корзину: 450 тысяч



Тестирование модели

Модели	HitRate@5	NDCG@5	ARP@5	Novelty@5	Coverage @5	Static Diversity @5	Temporal Diversity @5	Serendipity@5
a) PopGlobal	0,01	0,007	2,3E-03	5,7	0	0,41	0	0,44
b) PopCat	0,008	0,005	1,7E-03	6,2	0	0,43	0	0,46
c) PopUser	0,21	0,142	4,1E-04	8,6	0,37	0,36	0,07	0,34
d) BPR	0,061	0,039	4,3E-04	7,9	0,06	0,32	0,82	0,35
e) ALS	0,126	0,085	7,1E-04	7,3	0,05	0,27	0,91	0,33
f) ItemKNN CF	0,164	0,113	6,3E-04	7,7	0,13	0,3	0,84	0,34
g) SASRec	0,218	0,15	3,6E-04	8,5	0,27	0,29	0,58	0,32
Улучшение с а-с	3,8%	5,6%	-12,2%	-1,2%	-27,0%	-32,6%	728,6%	-30,4%
Улучшение c d-f	32,9%	32,7%	-16,3%	7,6%	107,7%	-9,4%	-36,3%	-8,6%
	Точн	ость	Пє	ерсонализа	ция	Разноо	бразие	Новизна

Кластеризация пользовательских историй



Пример пользовательской истории

user 733322 conversions from cluster 11





















ID: 5051712 JustPoodForDeigs Daily Diets Turkey & Whole Wheat Macaroni. Frozen Dog Food















10: 5024654 San Francisco Bay Brand Frozen Gurndroos Floating







ID: 5018067









ID-5051712

ButfoodforDogs Daily Chets Turkey &









XD: 502465.3 San Francisco Bay Brand Frazen Gumdrops Floating Fish Food Brine Shrimp



40.5024651 San francisco Bay San Francisco Bay Brand France forward frequent Emil Saversides



80: 5051734 JustFoodForClogs Dwify Diets Vensson & Squash Frozen Dog-



IQ. 3905 Hikari Tropical

Sinking Waters for

Catton, Loaches 6 Button Feedors

10:5051706 buttoodforDogs Daily Dets Fish 6 Sweet Potato frozen



(0.502465) San francisco Bay Brand frozen Plah Food Brine Shrima



ID: 115852 216a Turtle Chasers Aquatic Turtle ID: 5024652 San franctico Bay Brand frozen Sriveryates. Deats.



ID: 1020948

Impaniture Greek Harryress Hastic

ID 3564 Hikari Tropical Algae Waters for Flecostomus & Algae Eaters



ID: 116578 Omega One Super Cotor Flates



ID 5169714 Glefish Waters for Sharks and Cory Feeding Fish Food



ID: 5234298 Merry Makings Plush Pickle Earmorts Dog



ID: 107628 Brown's Encore-Premium Cockattel Food



ID: 107928 ID: 125896 Brown's Louise Benancy Encere Premium Cickablel Classic Parrot Food



10.107626 Brown's Encises Premium Cockabel Front

Примеры рекомендаций

BPR Recommendations



ID: 5190296 Imagitarium Aquarium Gravel Substrate



ID: 5024605 frozen Spirulina Brine Shrimp



ID: 115417 Zoo Med Natural Ful Cork Round Reptile





ID: 2896 API Stress Coat Aquarium Water



ID: 5184226 Fritz Aquatics Fresh Aquarium Water

PopUserModel Recommendations



ID: 107828 Brown's Encore Premium Cockabel



ID: 5024651 San Francisco Bay Brand Frozen Silversides



ID: 5024653 San Francisco Bay Brand Frozen Gumdrops Floating Fish Food Brine



ID: 5024654 San Francisco Bay Brand Frezen Gumdrops Floating Fish Food Bloodworms



ID: 5051712 JustFoodForDogs Daily Diets Turkey & Whole Wheat Macaroni Frozen Dog Food

SASRec Recommendations



ID: 107828 Brown's Encore Premium Cockatiel Food



ID: 125896 Brown's Encore Classic Parrot Food



ID: 107827 Brown's Encore Premium Parrot Food

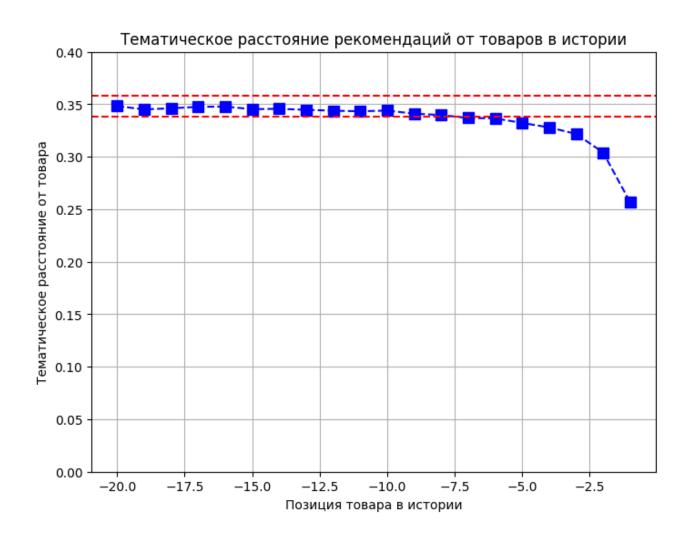


ID: 120599 Higgins Safflower Gold Natural Food Mix for Conures &



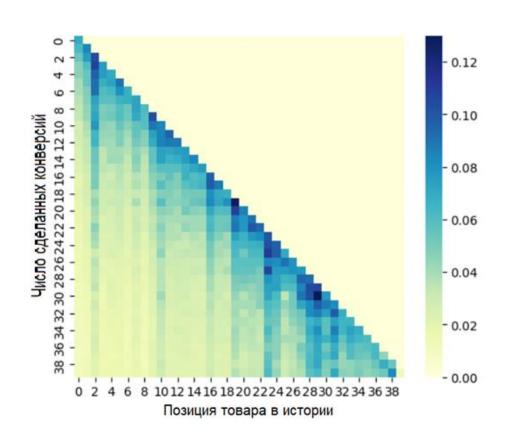
Kaytee Supreme Daily Blend Cockatiel Food

Различие рекомендаций от товаров в истории



Гипотеза: В данном датасете товары, предлагаемые моделью SASRec, тематически более похожи на последние товары в истории пользователя.

Важность позиции товара в истории



Гипотеза: На данном датасете более ранние товары в истории (которые были добавлены в корзину до последних 15 элементов) не влияют на рекомендации уже обученной модели SASRec.

Товары в истории	HitRate@5	NDCG@5	ARP@5	Novelty@5
Оригинальные	0,078	0,053	3,98E-04	8,38
Последние 15	0,076	0,052	4,12E-04	8,4
Разница	-2,56%	-1,89%	3,52%	0,24%

Товары в истории	Static_Diversity@5	Temporal_Diversity@5	Serendipity@5
Оригинальные	0,265	0,568	0,344
Последние 15	0,278	0,571	0,345
Разница	4,91%	0,53%	0,29%

Выводы

достоинства	НЕДОСТАТКИ
• Высокая персонализация	• Слабо поддерживается интерес пользователя к платформе
• Высокая релевантность с точки	
зрения добавлений в корзину	• Модель не откроет для
	пользователя новые категории
• Подходит для предложения	товаров
похожих альтернативных товаров	
	• Не использует долгосрочные
	паттерны в поведении
	пользователей

Приложения

NDCG

Для отдельного пользователя Discounted Cumulative Gain равен

$$DCG@5_{user} = \sum_{k=1}^{5} \frac{rel(k)}{\log_2(k+1)},$$

где k – ранг товара в списке рекомендаций и rel(k) – индикатор удачной рекомендации.

Novelty

Более подробно стоит сказать про метрику Novelty@5, которая часто используется для подсчета новизны рекомендованных товаров.

$$Novelty_{user} = \frac{1}{|R_{user}|} \sum_{i \in R_{user}} -\log \frac{n_{users(i)}}{n_{users}},$$

где $\frac{n_users(i)}{n_users}$ обозначает долю людей, которые раньше взаимодействовали с товаром і, R_{user} обозначает набор товаров, рекомендованных для пользователя user.

Diversity

Для подсчёта разнообразия товаров внутри списка рекомендаций я использовал одну из наиболее общепринятых метрик Intra-List Diversity (ILD) (среднее попарное косинусное расстояние между товарами в одном списке рекомендаций) [Du et al., 2021]:

$$ILD_{user} = \frac{2}{|R_{user}|(|R_{user}| - 1)} \sum_{\forall (1 \le i \le j \le |R_{user}|)} (1 - sim(R_{user}[i], R_{user}[j]))$$

 $sim(R_{user}[i], R_{user}[j])$ – косинусная близость между эмбеддингами товаров с рангами і и ј, R_{user} обозначает набор товаров, рекомендованных для пользователя user

Temporal Diversity

Разнообразие для каждого пользователя будет считаться, как доля элементов нового листа L_2 , которых нет в L_1 :

Temporal diversity
$$(L_1, L_2) = \frac{|L_2 \setminus L_1|}{|L_2|}$$

Частичный список использованной литературы.

del Rio-Chanona R. M. et al. Supply and demand shocks in the COVID-19 pandemic: An industry and occupation perspective //Oxford Review of Economic Policy. − 2020. − T. 36. − №. Supplement_1. − C. S94-S137.

Vaswani A. et al. Attention is all you need //Advances in neural information processing systems. -2017. - T. 30.

Kang W. C., McAuley J. Self-attentive sequential recommendation //2018 IEEE international conference on data mining (ICDM). – IEEE, 2018. – C. 197-206.

Ferrari Dacrema M., Cremonesi P., Jannach D. Are we really making much progress? A worrying analysis of recent neural recommendation approaches //Proceedings of the 13th ACM conference on recommender systems. – 2019. – C. 101-109.

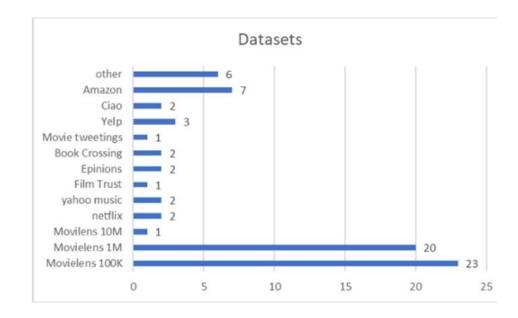
Abdollahpouri H. et al. The unfairness of popularity bias in recommendation //arXiv preprint arXiv:1907.13286. – 2019. Ye Z. et al. Seller-side Outcome Fairness in Online Marketplaces //arXiv preprint arXiv:2312.03253. – 2023.

Хорошие рекомендации – это выгодно!

- Amazon: ПРОДАЖИ +35% за счет комплементарных товаров (https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers)
- Leshop: продажИ +17% за счет персонализации рекомендованных товаров [Dias et Al., 2008]
- Netflix: персонализация рекомендаций увеличила удержание клиентов и экономит ежегодно около \$1 млрд. [Gomez-Uribe, Hunt, 2015],
- Вкусвилл: рост коэффициента конверсии с 3% до 10 % (+7 п.п.) (https://www.retail.ru/cases/dva-v-odnom-kak-s-pomoshchyu-rekomendatelnoy-sistemy-uvelichit-pribyl-i-podruzhitsya-s-pokupatelyami/?utm_source=chatgpt.com)
- Alibaba: продажи +20% за счет персонализации рекомендаций (https://gidcomp.com/en/alibaba-a-success-case-driven-by-artificial-intelligence/?utm_source=chatgpt.com)

Новизна исследования

- 1. Новый тип датасета для оценки свойств рекомендаций модели SASRec каталог онлайн-магазина товаров для животных компании Petco.
- 2. Более комплексный анализ рекомендаций модели SASRec, чем встречается в научной среде
 - Использование нестандартных метрик для оценивания свойств рекомендаций
 - Визуальный анализ репрезентативных моделей
 - Проверка гипотез о зависимости рекомендации модели SASRec от последовательной структуры пользовательской истории



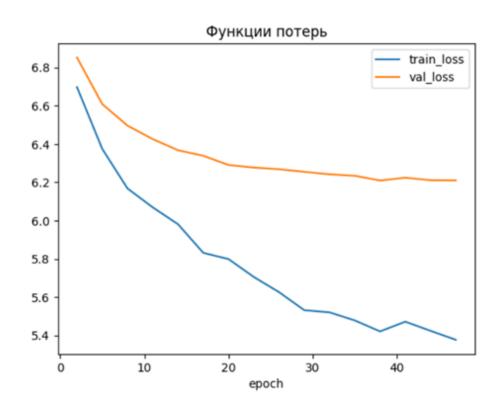
ПОЛЕЗНЫЕ СВОЙСТВА РЕКОМЕНДАЦИЙ

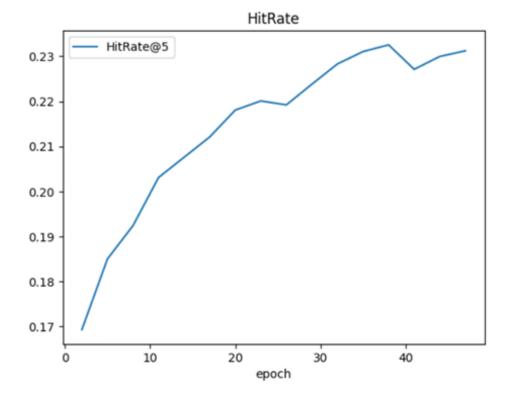
ЦЕЛЬ	ТРЕБУЕМОЕ СВОЙСТВО
УВЕЛИЧЕНИЕ ПРОДАЖ С РЕКОМЕНДАЦИЙ	РЕЛЕВАНТНОСТЬ (С ТОЧКИ ЗРЕНИЯ ЦЕЛЕВОГО ДЕЙСТВИЯ)
ЗНАКОМСТВО ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ С НОВЫМИ ВИДАМИ ТОВАРОВ	новизна, неожиданность
БОРЬБА С ПЕРЕИЗБЫТКОМ ВЫБОРА	ПЕРСОНАЛИЗАЦИЯ
УВЕЛИЧЕНИЕ ИНТЕРЕСА ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ К ПЛАТФОРМЕ	РАЗНООБРАЗИЕ ВО ВРЕМЕНИ

Разбиение датасета для обучения



Обучение





Различие рекомендаций от товаров в истории

